

ÉCOLE DOCTORALE SCIENCES ET TECHNOLOGIES

INSTITUT PRISME

THÈSE présentée par :
David DELOUCHE

soutenue le : **17 décembre 2009**

pour obtenir le grade de : **Docteur de l'université d'Orléans**
Discipline : SCIENCES ET TECHNOLOGIES INDUSTRIELLES

Observateur à horizon glissant pour les systèmes non linéaires : application au diagnostic du Radiotélescope de Nançay

THÈSE dirigée par :
Frédéric KRATZ

Professeur des Universités, ENSI de Bourges

RAPPORTEURS :
Gérard GISSINGER
Michel VERGÉ

Professeur Émérite, Université de Haute Alsace
Professeur des Universités, Arts et Métiers ParisTech

JURY :
Gérard GISSINGER
Frédéric KRATZ
Jean Michel MARTIN
Dominique SAUTER
Emmanuel TRELAT
Michel VERGÉ

Professeur Émérite, Université de Haute Alsace
Professeur des Universités, ENSI de Bourges
Astronome-Adjoint, Observatoire de Paris
Professeur des Universités, Université Henri Poincaré – Président
Professeur des Universités, Université d'Orléans
Professeur des Universités, Arts et Métiers ParisTech

Remerciements

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été réalisés au sein de l'équipe MCDS de l'institut PRISME à Bourges. Je tiens donc en premier lieu à en remercier son directeur, le Professeur Youssoufi TOURÉ pour m'avoir accueilli au sein de son laboratoire.

Je tiens à remercier, au même titre, le Professeur Frédéric KRATZ. Je lui dis un grand MERCI pour ses conseils, ses encouragements ainsi que la confiance qu'il m'a accordée. Je tiens à souligner aussi son dynamisme, son écoute, sa sympathie, son humour, sa clairvoyance, ... (la liste est bien trop longue).

Je remercie spécialement le Professeur Gérard GISSINGER d'avoir accepté d'être rapporteur de mon travail de thèse, de son accueil, des discussions fructueuses lors de mon passage sur Mulhouse et me faire l'honneur d'être membre de mon jury.

Ma gratitude va également au Professeur Michel VERGÉ qui a accepté de rapporter ce travail. Je le remercie pour ses remarques et ses conseils éclairés lors de notre rencontre ainsi que d'avoir accepté de faire partie de mon jury.

J'adresse ma sincère reconnaissance au Professeur Dominique SAUTER et au Professeur Emmanuel TRELAT pour leur participation à ce jury de thèse.

Je remercie également Monsieur Jean-Michel MARTIN, responsable scientifique du Radiotélescope pour ses discussions et son implication dans ce projet ainsi que d'avoir accepté de faire partie de ce jury de thèse.

Ma reconnaissance va aussi à Madame Laurence ALSAC, responsable technique du Radiotélescope, pour sa participation tout au long de ce travail et notamment pendant le développement de l'instrumentation (« tu mesures combien ? » ; « j'ai X volts »...).

Mes remerciements vont à l'ensemble du personnel en charge du Radiotélescope pour leur sympathie ainsi que pour leurs discussions tout au long de ce travail.

Je tiens également à exprimer un grand merci à notre secrétaire de choc, Madame Laure Spina, pour son dévouement et sa très grande gentillesse.

Je remercie très chaleureusement Monsieur Yves PARMANTIER qui s'est particulièrement impliqué dans le "montage financier" de ce projet en allant à la pêche aux financements.

Merci également aux (anciens) collègues doctorants de l'institut PRISME et tout spécialement les capthomiens : Antoine le jeune papa, Damien, Pierre et Yannick pour les bons moments passés ensemble ; Guillaume pour son aide durant mes stages cependant cette liste ne serait pas complète sans la présence de Rudy dit le belge, mon voisin de bureau qui m'a supporté durant ces trois années.

J'adresse aussi ma reconnaissance aux permanents de l'ENSI de Bourges, en particulier au Professeur Antoine FERREIRA pour m'avoir confié la possibilité d'assurer des vacances.

Table des matières

Remerciements	i
Table des matières	iii
Introduction générale.....	1
Chapitre I Diagnostic et applications	5
I.1 Définitions et nomenclatures utilisées	5
I.1.1 Changement de paramètres	6
I.1.2 Changement de structure	7
I.1.3 Dysfonctionnement	7
I.2 Expressions des besoins en terme de performances d'un système de diagnostic	9
I.2.1 Rapidité de détection.....	9
I.2.2 Isolabilité.....	10
I.2.3 Robustesse.....	10
I.2.4 Identification des défauts	10
I.2.5 Classification des erreurs	10
I.2.6 Adaptabilité.....	11
I.2.7 Pronostic.....	11
I.2.8 Modélisation.....	11
I.2.9 Besoin en matériel informatique	11
I.2.10 Cas de défauts multiples.....	12
I.3 De la mesure au diagnostic	12
I.4 Classification des algorithmes de diagnostic.....	16
I.5 Approches quantitatives	18
I.5.1 Relations de Redondance Analytique.....	19
I.5.2 Génération des résidus dans le cas des systèmes dynamique	23
I.5.2.1 Observateurs.....	24
I.5.2.2 Remarques sur l'évaluation des résidus	27
I.5.2.3 Espace de parité.....	28

I.5.2.4 Filtre de Kalman	30
I.5.2.5 Estimation de paramètres.....	31
I.5.3 Redondances Matérielles.....	32
I.5.4 Génération de “bons” résidus	33
I.5.4.1 Résidus directionnels.....	33
I.5.4.2 Résidus structurés.....	35
I.5.5 Discussion	36
I.6 Applications	37
Chapitre II Observateur non linéaire à horizon glissant.....	41
II.1 Introduction	41
II.2 Classe de systèmes considérés.....	42
II.3 Observabilité.....	43
II.3.1 Observabilité des systèmes linéaires.....	43
II.3.2 Observabilité des systèmes non linéaires.....	44
II.4 Observateurs newtoniens.....	46
II.5 Observateur MISO de Ciccarella <i>et al.</i>.....	49
II.6 Observateur dans le cas multi-sorties.....	51
II.6.1 Observateur.....	52
II.6.2 Convergence	53
II.7 Exemple	54
II.7.1 Estimation d'état.....	55
II.7.2 Estimation des paramètres	58
II.7.3 Bruit de mesure.....	61
II.8 Évaluation pratique des performances.....	63
II.8.1 Mono-sortie.....	63
II.8.2 Cas multi-sorties	66
II.9 Conclusion.....	69
Chapitre III Le Radiotélescope de Nançay	71
III.1 Historique	71
III.2 Principe de fonctionnement.....	72
III.3 Le foyer mobile (aussi appelé chariot focal)	73
III.3.1 Le mouvement principal d'axe X.....	75
III.3.2 Le déplacement d'axe Y.....	77
III.3.3 Le déplacement d'axe Z	77

III.4 Modélisation du déplacement longitudinal du chariot mobile.....	77
III.4.1 Les servovalves	79
III.4.2 Les moteurs hydrauliques	80
III.4.3 Équations de la mécanique	81
III.4.4 Les mesures	81
III.4.5 Modèle global continu	82
III.4.5.1 Stabilité.....	84
III.4.5.2 Commandabilité.....	84
III.4.5.3 Observabilité.....	85
III.4.6 Modèle global discret	86
III.4.6.1 Validité de la discrétisation.....	87
III.4.6.2 Stabilité.....	89
III.4.6.3 Commandabilité.....	90
III.4.6.4 Observabilité.....	91
III.5 Instrumentation.....	92
III.5.1 Le contrôle commande embarqué.....	92
III.5.2 Intégration de la méthode de diagnostic	92
III.5.3 Installations des capteurs	93
III.5.3.1 Mesures du débit des servovalves.....	93
III.5.3.2 Mesures des pressions des moteurs hydrauliques	94
III.6 Conclusion	94
Chapitre IV Application du diagnostic au Radiotélescope.....	97
IV.1 Introduction.....	97
IV.2 Solution alternative pour l'acquisition des données.....	97
IV.2.1 XPC Targetbox.....	99
IV.2.2 Module de dérivation.....	99
IV.2.3 PC portable.....	100
IV.2.4 Acquisition des données	100
IV.2.5 Recherche des paramètres réels du modèle	101
IV.2.5.1 Servovalves.....	101
IV.2.5.2 Moteurs hydrauliques	104
IV.3 Relations de Redondances Analytiques.....	106
IV.3.1 Génération des résidus.....	107
IV.3.2 Détection de défaut.....	108
IV.4 Diagnostic utilisant l'observateur de Gauss-Newton	111
IV.4.1 Génération de résidus	111
IV.4.2 Modèle augmenté	112

IV.4.3 Convergence de l'observateur	114
IV.4.4 Détection de défaut.....	117
IV.4.4.1 Défaut capteur.....	117
IV.4.4.2 Suivi de paramètres	120
IV.4.5 Sensibilité pratique des résidus	123
IV.4.6 Seuil de détection des défauts.....	125
IV.5 Conclusion.....	125
Conclusions et perspectives	127
Annexe : Algorithme de moindres carrés	131
Références bibliographiques	133

Table des figures

Figure 0.1 : localisation de la station de Radioastronomie de Nançay	1
Figure 0.2 : vue aérienne du Radiotélescope de Nançay.....	2
Figure I.1 : architecture générale d'un système de diagnostic.....	6
Figure I.2 : transformation dans un système de diagnostic	12
Figure I.3 : classification des méthodes de diagnostic	18
Figure I.4 : schéma générale de la redondance analytique.....	20
Figure II.1 : évolution des états	56
Figure II.2 : erreurs d'estimation des états	56
Figure II.3 : influence du gain matriciel K sur la vitesse de convergence pour $L = 1$	57
Figure II.4 : influence de L sur la vitesse de convergence avec $K = 0.5I_2$	57
Figure II.5 : erreur d'estimation des états du système pour $L = 2$	59
Figure II.6 : estimation des paramètres du système pour $L = 2$	59
Figure II.7 : erreur d'estimation des états du système pour $L = 10$	60
Figure II.8 : estimation des paramètres du système pour $L = 10$	60
Figure II.9 : erreur d'estimation des états en présence de bruit pour $L = 10$	61
Figure II.10 : estimation des paramètres en présence bruit pour $L = 10$	62
Figure II.11 : estimation des paramètres en présence bruit pour $L = 20$	62
Figure II.12 : évolution des états	64
Figure II.13 : erreur d'estimation des états par les deux observateurs	65
Figure II.14 : influence du paramètre $K_{1,2}$	66
Figure II.15 : pendule inversé	67
Figure II.16 : estimation des états	68
Figure II.17 : estimation des états par les deux observateurs.....	69
Figure III.1 : vue panoramique du Radiotélescope	71

Figure III.2 : vue frontale du miroir mobile de 8000 m ² (200 m x 40 m)	72
Figure III.3 : miroir fixe : portion de sphère de 560 m de rayon	72
Figure III.4 : principe de fonctionnement	73
Figure III.5 : foyer mobile	74
Figure III.6 : schéma d'empilage des 3 châssis	75
Figure III.7 : les 3 axes orthogonaux de déplacement du foyer	75
Figure III.8 : voie focale avec points de référence tous les 6 mètres	76
Figure III.9 : schéma fonctionnel du déplacement longitudinal.....	77
Figure III.10 : le groupe propulseur situé à l'ouest du chariot.....	78
Figure III.11 : réponse indicielle de la servovalve sur signaux électriques d'entrée en échelon	79
Figure III.12 : courbes caractéristiques de réponse en fréquence de la servovalve	80
Figure III.13 : schéma fonctionnel du modèle avec les états et les mesures.....	82
Figure III.14 : évolution de la commande et des sorties du modèle.....	88
Figure III.15 : zoom sur l'évolution de y_1 obtenue par le modèle continu (trait continu) et le modèle discret (+).....	88
Figure III.16 : erreur (S.I) sur les sorties entre les deux modèles	89
Figure III.17 : amplificateur de pilotage intégré de la servovalve	93
Figure III.18 : moteur hydraulique	94
Figure IV.1 : Installation de la solution alternative.....	98
Figure IV.2 : schéma fonctionnel	100
Figure IV.3 : évolution de la commande et des sorties du système en vue de l'identification	102
Figure IV.4 : erreur de reconstruction la sortie des servovalves	103
Figure IV.5 : zoom sur la mesure brute de y_1	104
Figure IV.6 : évolution des mesures pour la validation du moteur	105
Figure IV.7 : cycle limite mis en évidence aux moteurs hydrauliques	106
Figure IV.8 : évolution des sorties du système en présence d'un défaut capteur sur y_1	109
Figure IV.9 : résidus en présence d'un défaut capteur sur y_1	109
Figure IV.10 : moyenne glissante du résidu r_1 en présence d'un défaut sur y_1	110
Figure IV.11 : résidus en présence d'un changement de paramètres	110
Figure IV.12 : schéma général du banc d'observateurs.....	112
Figure IV.13 : évolution de la commande et des sorties du système	115
Figure IV.14 : résidus représentant l'erreur d'estimation des sorties.....	115

Figure IV.15 : estimation des paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}} Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}} Te$ et K_{RED} ($L = 5$).....	116
Figure IV.16 : estimation des paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}} Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}} Te$ et K_{RED} ($L = 2$).....	117
Figure IV.17 : résidus obtenus par l'observateur 5 en présence d'un défaut sur y_1	118
Figure IV.18 : estimation des paramètres par l'observateur 5 en présence d'un défaut sur y_1	118
Figure IV.19 : résidus obtenus par l'observateur 1 en présence d'un défaut sur y_1	119
Figure IV.20 : estimation des paramètres par l'observateur 1 en présence d'un défaut sur y_1	120
Figure IV.21 : résidus obtenus par l'observateur 5 (variation de $\frac{K_{SO}}{S_{13}} Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}} Te$).....	121
Figure IV.22 : estimation des paramètres par l'observateur 5 (variation de $\frac{K_{SO}}{S_{13}} Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}} Te$)	121
Figure IV.23 : résidus obtenus par l'observateur 5 en présence d'un défaut actionneur	122
Figure IV.24 : paramètres estimés par l'observateur 5 en présence d'un défaut actionneur ..	123

Introduction générale

Construit au cœur de la Sologne dans les années 60, le Radiotélescope Décimétrique de Nançay reste aujourd'hui le troisième plus grand télescope du monde par sa surface collectrice. Cet instrument scientifique a subi au cours du temps des modifications importantes afin de le rendre de plus en plus performant. La dernière modification en date a été mise en service au cours de l'année 2000.



Figure 0.1 : localisation de la station de Radioastronomie de Nançay

L'attrait pour cet instrument ne s'est pas démenti au cours de ces dernières années. En effet, les astronomes n'ont cessé de demander du temps d'observation, jusqu'à 350 % sur certains créneaux horaires. Au cours de cette même période, les personnes en charge de l'instrument ont subi une réduction de personnel qui a eu pour effet de laisser l'instrument sans surveillance humaine pendant huit heures par jour. L'instrument est en phase d'observation pour 75 % de son temps (pour un temps théorique de disponibilité de 95 %). Dans ce contexte, les responsables scientifiques du Radiotélescope Décimétrique de Nançay souhaitent pérenniser son fonctionnement jusqu'à son remplacement à l'horizon 2020. La maintenance actuelle relève de l'empirisme et se limite aux entretiens périodiques ainsi qu'aux remplacements des organes défectueux qui peuvent entraîner des arrêts de plusieurs semaines de l'instrument.



Figure 0.2 : vue aérienne du Radiotélescope de Nançay

Dans ce contexte, la mise en place d'une aide à la décision pour la politique de maintenance est une nécessité pour l'automatisme, en effet, elle permet de confronter les résultats théoriques et de simulations aux mesures sur le système réel. L'application permet de valider la méthode mais également de quantifier les performances de la solution proposée. Cette aide à la décision en vue d'une maintenance préventive doit résulter d'une mise en place d'une méthode de diagnostic afin de générer pour l'opérateur de maintenance des indicateurs de bon ou mauvais fonctionnement, indiquer l'organe ou le groupe d'organes mise en cause lors d'une défaillance. Le réglage de tel indicateur n'est pas chose aisée car il faut détecter un maximum de problèmes sans créer de fausses alarmes, nuisible au bon fonctionnement de l'application.

Les travaux, présentés dans ce mémoire, ont été réalisés dans le cadre du projet LASCAR (Logique et Automatisation de la Surveillance des Capteurs Appliquées au Radiotélescope de Nançay), mis en place par le Pôle Capteurs et Automatismes de Bourges. La réalisation du projet a pu être faite grâce au concours de l'Unité Scientifique de Nançay (Observatoire de Paris et CNRS), de l'Institut PRISME, à la coopération des fonds de l'Europe (FSE et FEDER), des fonds du gouvernement français (FRED), des fonds de la région Centre et des fonds du conseil Général du Cher.

Les difficultés rencontrées par les personnes en charge de la maintenance de l'instrument, la méconnaissance du système temps réel de contrôle-commande du chariot mobile (cœur de l'étude) ont orienté le choix de la méthode vers un diagnostic basé modèle à

temps discret. L'algorithme résultant de cette méthode devra être à terme intégré au contrôle-commande. L'obtention d'un modèle décrivant la dynamique du déplacement longitudinal du chariot mobile va alimenter la méthode de diagnostic.

Ce mémoire est composé de quatre chapitres, encadrés par une introduction générale et par une conclusion accompagnée de perspectives. Les chapitres sont organisés de la façon suivante :

Chapitre I : Diagnostic et applications

Une présentation de différentes méthodes de diagnostic et quelques applications sera réalisée dans un état de l'art non exhaustif.

Chapitre II : Observateur non linéaire à horizon glissant

Dans ce chapitre, une présentation sera réalisée d'un observateur non linéaire pour les systèmes MIMO en vue du diagnostic. Cet observateur sera utilisé pour réaliser l'estimation des états du système ainsi que de ces paramètres pour suivre son vieillissement. Une comparaison pratique avec l'observateur de Gauss Newton sera effectuée.

Chapitre III : Le radiotélescope de Nançay

Une présentation de l'instrument sera réalisée dans ce chapitre et plus particulièrement du déplacement longitudinal de son foyer. Une modélisation de ce déplacement sera proposée par la suite.

Chapitre IV : Application au Radiotélescope

Ce chapitre présentera la validation du modèle présenté au chapitre III. Sur cette simulation, la méthode de diagnostic proposée sera testée et les performances discutées.

Chapitre I

Diagnostic et applications

En raison de la large portée du problème de diagnostic de défaut et des difficultés dans sa solution “temps réel”, diverses approches ont été développées au cours des dernières années. Elles couvrent une large variété de techniques telles que les arbres de défaillances, les bigraphes de défaillances, les approches analytiques, et les systèmes à base de connaissances et réseaux de neurones dans des études plus récentes. Du point de vue modélisation, il y a des méthodes qui exigent un modèle précis du processus, un modèle semi-quantitatif voire un modèle qualitatif. À l'autre extrémité du spectre, il y a des méthodes qui ne nécessitent aucune forme de modèle et ne dépendent seulement que de l'historique de l'information. En outre, la connaissance de processus étant donnée, il y a différentes techniques de diagnostic qui peuvent être appliquées sur ce processus. Une telle collection de méthodes rend le choix difficile pour toute personne qui n'est pas un spécialiste de ce domaine.

Dans ce chapitre, nous allons présenter, sans pouvoir ni vouloir être exhaustifs, diverses méthodes de diagnostic à base de modèle quantitatif. Nous passerons en revue différentes approches et essaierons de présenter les éventuels liens et différences entre elles ainsi que les avantages ou inconvénients respectifs de chacune d'elle. L'intention est de fournir au lecteur les notions générales et de l'amener à la littérature concernée.

I.1 Définitions et nomenclatures utilisées

Nous allons aborder dans ce paragraphe les définitions et les nomenclatures utilisées dans le secteur du diagnostic de défaut de processus. Le terme “défaut” est généralement défini comme un départ d'une gamme acceptable de valeurs d'une variable observée ou d'un paramètre calculé associé à un processus [Himmelblau, 1978]. Ceci définit un défaut comme une anomalie ou un symptôme du fonctionnement du processus, tel que la température haute d'un réacteur ou une qualité basse du produit et ainsi de suite.

La cause de cette anomalie, telle qu'une pompe à réfrigérant défaillante ou un contrôleur défaillant, est ce que l'on appelle "l'événement de base" ou la "cause". L'événement de base est également désigné sous le nom de "défaut de fonctionnement" ou "défaillance". Puisqu'on peut regarder la tâche du diagnostic comme un problème de classification, le système de diagnostic peut être également désigné sous le nom de classifieur de diagnostic. En reprenant la proposition de [Venkatasubramanian *et al.*, 2003 a], la figure I.1 montre les composants d'un cadre général de diagnostic de défaut. Elle montre un système de processus commandé et indique les différents points d'applications des défaillances. Généralement, on doit considérer trois classes de défaillances de défauts de fonctionnement.

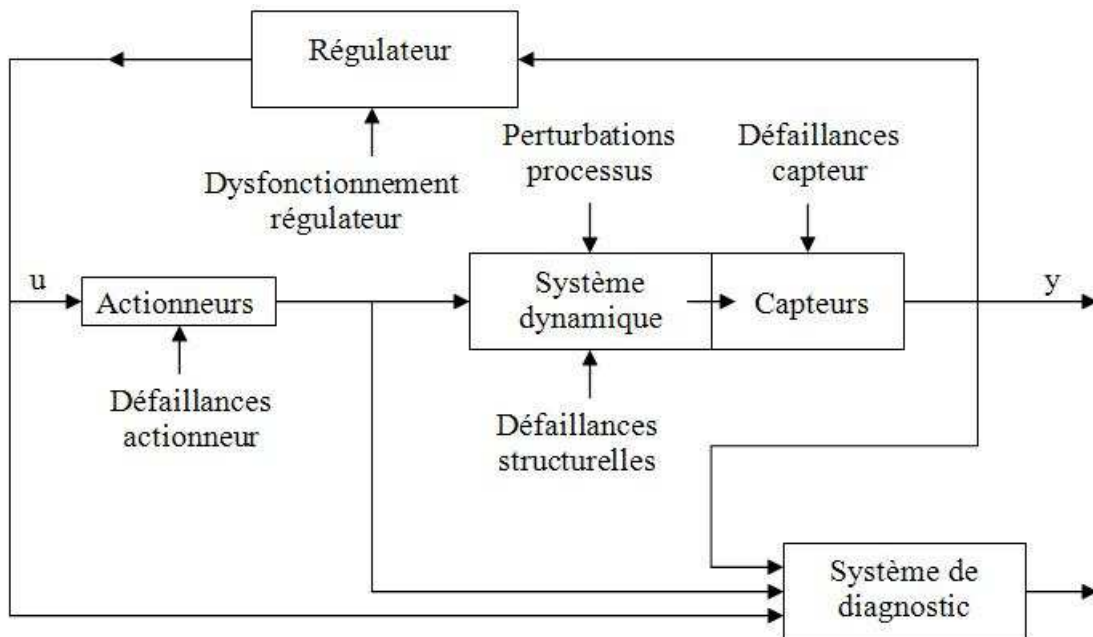


Figure I.1 : architecture générale d'un système de diagnostic

I.1.1 Changement de paramètres

Dans toute modélisation, le choix du détail (et donc de la complexité) du modèle entraîne la négligence de certains phénomènes. Les phénomènes qui ne sont pas modélisés sont généralement regroupés en tant que paramètres et notamment les interactions aux limites du système. Les défaillances des paramètres surviennent quand il y a une perturbation dans l'environnement du processus à travers l'action de une ou plusieurs variables exogènes (indépendantes). Une telle défaillance est par exemple, un changement dans la concentration du réactif à partir de son état d'équilibre normal dans un réacteur à flux. Ici, la concentration est une variable exogène, une variable dont la dynamique n'est pas fournie avec celle du processus. Un autre exemple est le changement dans le coefficient de transfert de chaleur due à l'encrassement dans un échangeur de chaleur.

I.1.2 Changement de structure

Les changements de structure correspondent à un changement de processus. Ils résultent de défaillances sévères dans l'équipement. Les dysfonctionnements structurels entraînent un changement dans le flux d'informations entre les différentes variables. Pour faire face à une telle défaillance, il faudrait dans le système de diagnostic supprimer les équations correspondantes et restructurer le modèle afin de décrire la situation actuelle du processus. Un exemple d'une défaillance de structure serait un contrôleur défectueux. D'autres exemples incluent une vanne coincée, un tuyau cassé ou disjoint et ainsi de suite.

I.1.3 Dysfonctionnement

Les erreurs brutes se produisent habituellement sur des actionneurs ou des capteurs. Celles-ci pourraient être dues à une défaillance tel un biais (positif ou négatif), une dérive ... Certains des instruments fournissent les signaux de retour qui sont essentiels pour la commande de l'installation. Une défaillance dans un des instruments pourrait faire ainsi dévier les variables d'état au delà des limites acceptables, à moins que le défaut soit promptement détecté et que des modalités de reprise soient accomplies à temps. C'est le but du diagnostic de détecter rapidement n'importe quel défaut d'instrument qui pourrait sérieusement dégrader les performances du système de régulation.

Il est couramment admis que les limites du diagnostic de défaut sont les incertitudes non structurées, le bruit de processus et le bruit de mesure. Les incertitudes non structurées sont principalement des défauts qui ne sont pas modélisés a priori. Le bruit de processus se rapporte à la disparité entre le processus réel et les prévisions données par les équations du modèle, tandis que le bruit de mesure se rapporte au composant additif de hautes fréquences dans les mesures des capteurs.

Dans [Venkatasubramanian *et al.*, 2003 a, b], les auteurs proposent un examen critique de diverses techniques qui ont été proposées pour résoudre le problème de la détection et du diagnostic de défaut. Les techniques sont classées en tant que diagnostic quantitatif à base de modèle, diagnostic qualitatif à base de modèle et en tant qu'approches basées sur l'historique des mesures. Sous le diagnostic quantitatif à base de modèle, nous trouvons les techniques qui emploient la redondance analytique pour produire des résidus qui peuvent être employés pour isoler les défauts. Les auteurs présentent la génération de résidus à l'aide d'observateurs, filtres de Kalman etc. Sous le modèle qualitatif, les auteurs présentent sous l'approche diagnostic, le

graphique dirigé signalé (SDG), l'arbre de défaillances, la simulation qualitative (QSIM), et la théorie des processus qualitatifs (QPT). De plus, les auteurs ont également classifié les stratégies de diagnostic en tant que recherches topographiques ou symptomatiques. À partir de l'approche utilisant l'historique du processus, les auteurs présentent des approches qualitatives telles que les systèmes experts, les techniques d'analyse de tendance qualitatives (QTA) et des techniques quantitatives telles que les réseaux neuronaux, l'Analyse en Composantes Principales (ACP) et divers classifieurs statistiques.

D'après [Venkatasubramanian *et al.*, 2003 a et b], peu d'articles passent en revue tous les différents types de surveys tel que celui de [Frank *et al.*, 2000], semble se concentrer principalement sur des approches basées modèle. Par exemple, dans ce survey, une description détaillée des divers types d'approches basées sur les modèles analytiques est présentée. Un article qui est le plus représentatif de toutes les techniques disponibles de diagnostic de défauts a été présenté par [Kramer et Mah, 1993]. Dans cet article, les auteurs traitent de la validation de données, du diagnostic de défaut et de la correction des défauts. Le problème du diagnostic de défaut est présenté comme constitué de deux étapes : l'étape d'extraction et l'étape de classification. Cette vue du diagnostic de défaut a été généralisée par [Venkatasubramanian *et al.*, 2003 a] dans leurs articles comme transformation des mesures avant la prise de décision. L'étape de classification est examinée par [Kramer et Mah, 1993], comme base de trois catégories principales. (i) reconnaissance des structures, (ii) raisonnement basé sur modèle et (iii) ajustement de modèle. Sous la reconnaissance des structures, la plupart des méthodes basées sur l'historique de processus sont discutées ; sous raisonnement basé sur modèle la plupart des techniques basées sur un modèle qualitatif sont discutées ; et les techniques de recherche de symptômes utilisant des formes de modèles différents sont discutées sous les techniques d'ajustement de modèles.

Le domaine de la recherche des “grosses erreurs” dans les mesures issues des capteurs ainsi que la problématique de la validation de données sont étroitement associés au secteur de la détection et du diagnostic de défaut. La détection des erreurs ou la validation de données se rapporte à l'identification des capteurs défectueux ou défaillants dans le processus. La réconciliation ou la rectification de données est la tâche de fournir des estimations des grandeurs physiques. Il y a eu un travail considérable effectué dans ce secteur donnant lieu à de nombreux articles et livres. [Kramer et Mah, 1993] montrent que la validation de données est un cas spécifique d'un problème plus général de diagnostic de défaut.

Dans leur première article [Venkatasubramanian *et al.*, 2003 a] proposent dix caractéristiques de performances attendues pour un système de diagnostic. Ces caractéristiques aide-

ront à évaluer les diverses approches grâce à un ensemble commun de critères. Dans la suite de l'article, les auteurs abordent le problème des transformations des données qui ont lieu pendant le processus de diagnostic jusqu'à la prise de décision.

I.2 Expressions des besoins en terme de performances d'un système de diagnostic

Afin de comparer diverses approches de diagnostic, il est utile d'identifier un ensemble de caractéristiques souhaitables qu'un système diagnostic devrait posséder. Ainsi les différentes approches peuvent être évaluées à partir de cet ensemble commun de conditions. Bien qu'habituellement ces caractéristiques ne soient rencontrées par aucune méthode de diagnostic simple, elles sont utiles pour évaluer diverses méthodes en termes d'information a priori qui doit être fournie, de fiabilité de la solution, généralité et efficacité dans le calcul etc. Dans ce contexte, on doit comprendre les concepts importants, complétude et résolution, avant de procéder à la caractérisation d'un bon classifieur pour le diagnostic. Toutes les fois qu'une anomalie se produit dans un processus, un classifieur de diagnostic fournirait un ensemble d'hypothèses ou de défauts qui explique l'anomalie. La complétude d'un classifieur de diagnostic exigerait des défauts réels d'être un sous-ensemble de l'ensemble proposé de défaut. La résolution d'un classifieur de diagnostic exigerait que l'ensemble des défauts soit aussi minimal que possible. Ainsi, il y a une différence entre la complétude et la résolution. La différence est dans l'exactitude des prévisions. Ces deux concepts se reproduiraient toutes les fois que différentes conceptions de classifieur sont comparées. Dans la suite est présenté un ensemble de caractéristiques souhaitables pour un système de diagnostic.

I.2.1 Rapidité de détection

Le système de diagnostic doit répondre rapidement à la détection et au diagnostic des dysfonctionnements du processus. Cependant, la réponse rapide au diagnostic de défaut et des performances tolérables pendant le fonctionnement normal sont deux buts contradictoires [Willisky, 1976]. Un système qui est conçu pour détecter un défaut (en particulier des changements brusques) sera rapidement sensible aux influences des hautes fréquences. Ceci rend le système sensible au bruit et peut conduire fréquemment à de fausses alarmes pendant le fonctionnement normal, ce qui peut être perturbateur. Cela est analogue au compromis entre la robustesse et performance dans la mise au point d'une commande. Les résidus sont des signaux artificiels reflétant les défauts potentiels du système.

I.2.2 Isolabilité

L'isolabilité est la capacité du système de diagnostic à localiser le défaut. Dans des conditions idéales : sans bruit et sans incertitude de modélisation, ceci revient à dire que le générateur de résidus devrait pouvoir générer une sortie qui est orthogonale aux défauts qui ne se sont pas à détecter. Naturellement la capacité de concevoir un résidu isolateur dépend en grande partie des caractéristiques du processus. Il y a aussi un compromis entre l'isolabilité et le rejet des incertitudes de modélisation. La plupart des classifieurs travaillent avec différentes formes d'informations redondantes et, par conséquent, il y a seulement un faible degré de liberté pour la conception.

I.2.3 Robustesse

On aimerait que le système diagnostic soit robuste au bruit et à diverses incertitudes. On souhaiterait que les performances (rapidité et isolabilité) se dégradent au fur et à mesure au lieu de faillir totalement et soudainement. La robustesse exclut les tests déterministes d'isolabilité où les seuils sont proches de zéro. En présence de bruit, ces seuils doivent être choisis prudemment. Ainsi, comme indiqué précédemment, un compromis doit être réalisé entre robustesse et performance.

I.2.4 Identification des défauts

L'une des exigences minimales d'un système de diagnostic est d'être capable de décider, étant donné les conditions de fonctionnement du processus, si le processus fonctionne normalement ou anormalement, et si le mode de fonctionnement est anormal, de définir si la cause est un défaut connu ou inconnu. Ce critère est connu comme l'identifiabilité de nouveau défaut. Généralement, les données peuvent être disponibles pour modéliser le comportement normal du processus. Cependant, on n'a typiquement pas de telles données disponibles dans les historiques du processus pour modéliser les zones de fonctionnement anormales d'une manière satisfaisante (naturellement, si on a accès à un bon modèle dynamique du processus, produire de telles données est beaucoup plus facile).

I.2.5 Classification des erreurs

Une importante condition pratique pour un système de diagnostic est d'établir la confiance de l'utilisateur sur sa fiabilité. Ceci pourrait être considérablement facilité si le système diagnostic pourrait fournir l'évaluation a priori sur l'erreur de classification qui peut se produire. De telles mesures d'erreur seraient utiles pour projeter des niveaux de confiance sur

les décisions données par le système donnant ainsi à l'utilisateur une meilleure sensation sur la fiabilité des résultats du système.

I.2.6 Adaptabilité

Les processus en général changent et évoluent en raison des modifications des entrées externes ou des modifications structurelles dues à la modernisation et ainsi de suite. Les conditions de fonctionnement de processus peuvent évoluer non seulement en raison de perturbations mais également en raison de modification des conditions environnementales telles que des changements des quantités de production avec des changements des demandes (commandes clients), des changements de la qualité de la matière première etc. Il devrait être possible de développer progressivement le champ d'application du système de diagnostic au fur et à mesure que de nouveaux cas ou problèmes apparaissent, que de plus amples informations soient disponibles.

I.2.7 Pronostic

Outre la possibilité d'identifier la source de dysfonctionnement, un système de diagnostic doit également fournir des informations sur la manière dont la faute a pris naissance et a évolué jusqu'à la situation actuelle. C'est un facteur très important dans la conception de systèmes d'aide à la décision. Cela exige la capacité à raisonner sur les relations de cause à effet dans un processus. Un système de diagnostic doit justifier ses recommandations de manière à ce que l'exploitant puisse évaluer et agir en conséquence de son expérience. On voudrait que le système diagnostic justifie non seulement pourquoi certaines hypothèses ont été proposées mais expliquer également pourquoi certaines autres hypothèses n'ont pas été proposées.

I.2.8 Modélisation

Le niveau de modélisation exigée pour le développement d'un classifieur de diagnostic est une question importante. Pour le déploiement rapide et facile des classifieurs de diagnostics en temps réel, l'effort de modélisation devrait être aussi minimal que possible.

I.2.9 Besoin en matériel informatique

Habituellement, les solutions en temps réel rapides exigent des algorithmes et des implémentations qui sont d'un point de vue informatique moins complexes, mais pourraient nécessiter des conditions de stockage élevées. On préférerait un système de diagnostic qui

puisse réaliser un équilibre raisonnable sur ces deux exigences. L'évolution du matériel informatique tant à accroître la capacité de stockage et la vitesse d'exécution.

I.2.10 Cas de défauts multiples

La capacité d'identifier les défauts multiples est une condition importante mais difficile. C'est un problème difficile dû à la nature de l'interaction de la plupart des défauts. D'autre part, le nombre de combinaisons différentes de défauts multiples à prendre en compte engendre une combinatoire prohibitive pour de grands processus.

I.3 De la mesure au diagnostic

Pour réaliser une étude comparative de diverses méthodes de diagnostic, il est utile de les regarder sous différentes perspectives. Dans ce sens, il est important d'identifier les diverses transformations que les mesures subissent avant que la décision finale soit prise. Deux composants importants dans les transformations sont la connaissance a priori du processus et la technique de recherche de défaut utilisée. Par conséquent, on peut discuter des méthodes de diagnostic dans ces deux perspectives. En outre, on peut regarder des méthodes diagnostics basées sur différentes philosophies de solution comme la connaissance des systèmes, la reconnaissance des formes, et des méthodes analytiques à base de modèle. Ces méthodes ont des architectures de diagnostic distinctes et utilisent différentes combinaisons de connaissances a priori et de techniques de recherche. Bien que ce soit des points de vue fondamentalement différents, il est difficile de dessiner une frontière claire entre ces points de vue et par conséquent un certain chevauchement est inévitable.

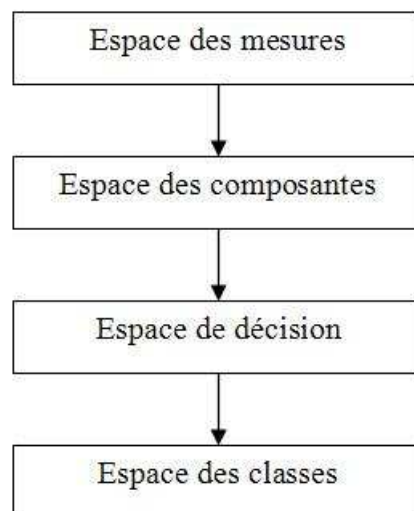


Figure I.2 : transformation dans un système de diagnostic

Généralement, on peut regarder le processus décisionnel de diagnostic comme une série de transformations sur des mesures du processus. La figure I.2 présente selon [Venkatasubramanian *et al.*, 2003 a] les différentes transformations que les données doivent subir pour le diagnostic. L'espace de mesure est l'espace des mesures y_1, y_2, \dots, y_N sans connaissance a priori du problème relatif à ces mesures. Ce sont les entrées du système de diagnostic. L'espace des composantes est l'espace des points $z = (z_1, \dots, z_i)$ où z_i est la $i^{\text{ème}}$ composante obtenue en fonction des mesures en utilisant la connaissance a priori du problème. Ici, les mesures sont analysées et combinées à l'aide de la connaissance a priori du processus pour extraire les composantes utiles au sujet du comportement du processus pour faciliter le diagnostic. La cartographie de l'espace des composantes à l'espace de décision est habituellement indiquée pour rencontrer certaines fonctions objectives (telle que réduire au minimum la classification fautive). Cette transformation est réalisée en employant une fonction discriminante ou, dans certains cas, en utilisant des fonctions de seuil simples. L'espace de décision est un espace des points $d = [d_1, \dots, d_k]$, où k est le nombre de variables de décision, obtenues par des transformations appropriées de l'espace de composantes. L'espace des classes est un ensemble d'entiers $c = [c_1, \dots, c_M]$ où M est le nombre de classes de défaut, l'indexation des classes de défaut montrant catégoriquement à quelle(s) classe(s) de défaut, comprenant la région normale, une mesure donnée appartient. L'espace des classes est ainsi l'interprétation finale du diagnostic fourni à l'utilisateur. Les transformations de l'espace de décision vers l'espace des classes sont réexécutées en utilisant soit des fonctions de seuil ou des motifs symboliques selon les circonstances.

Il y a deux manières de développer l'espace des composantes à partir de l'espace des mesures, à savoir, la sélection de mode et les composantes d'extraction. Dans la sélection de mode, on choisit simplement quelques mesures importantes de l'espace original de mesure. C'est-à-dire les mesures qui amènent le plus d'information (au sens de l'entropie) sur le système. L'extraction est une procédure qui facilite, par l'utilisation de la connaissance antérieure du problème, une transformation de l'espace de mesure dans un espace de dimensions inférieure. Par exemple, si une relation est connue pour exister entre les échantillons d'une mesure et les échantillons d'une autre mesure, la composante d'extraction est concernée pour identifier cette relation. Une fois que cette relation est identifiée, plutôt que d'avoir deux ensembles de paramètres caractérisant les deux dimensions, il peut être possible de les représenter par un ensemble de paramètres.

Pour expliquer ces transformations, considérons un exemple simple. Soit quatre capteurs y_1, y_2, y_3, y_4 et considérons deux classes de défaut c_1 et c_2 devant être distinguées. Supposons maintenant que le défaut 1 affecte les capteurs 1 et 2 et le défaut 2 affecte les capteurs 2 et 3. Supposons que $y_{1ss}, y_{2ss}, y_{3ss}, y_{4ss}$ soient les valeurs aux points d'équilibres. Dans ce cas, une transformation simple pour former l'espace des composantes serait de supprimer la mesure y_4 . Par conséquent l'espace de composantes serait $[z_1 \ z_2 \ z_3] = [y_1 \ y_2 \ y_3]$. Maintenant, il y a différentes manières de transformer cet espace de composantes en un espace de décision. Une transformation pourrait être une fonction de seuil simple pour former l'espace de décision $[d_1 \ d_2 \ d_3]$. La fonction de seuil serait : Si $|z_i - y_{iss}| > T$ alors $d_i = 1$ sinon $d_i = 0$. La transformation finale serait à partir de l'espace de décision classer l'espace $[c_1 \ c_2]$ et elle peut être exécutée à l'aide de logique symbolique. Par exemple, "Si (d_1 Et d_2) alors c_1 et Si (d_2 Et d_3) alors c_2 " serait une logique valide pour cette transformation.

Pour fournir un autre exemple, considérons le classifieur de Bayes. Le classifieur de Bayes pour un problème de deux classes, sous l'hypothèse de fonctions de densité gaussienne pour les classes, a été développé comme suit [Fukunaga, 1972] : des mesures y sont d'abord transformées en utilisant l'information a priori du modèle en composantes z . Ces composantes sont alors transformées dans l'espace de décision qui est un ensemble de nombres réels répertoriés par des classes de défaut. Le nombre réel correspondant à la classe de défaut i est la distance d_i de la composante z de la moyenne m_i de la classe i pondérée par la covariance Σ_i de la classe i . Pour un problème de deux classes, nous avons :

$$d_1 = (z - m_1)^T \Sigma_1^{-1} (z - m_1)$$

$$d_2 = (z - m_2)^T \Sigma_2^{-1} (z - m_2)$$

où $[d_1, d_2]$ engendre l'espace de décision pendant que y engendre l'espace des mesures. Une fonction discriminante h ($h = d_1 - d_2$) envoie l'espace de décision dans l'espace des classes (avec des probabilités a priori identiques pour les classes). Si $h < \delta$ alors y appartient à la classe I sinon y appartient à la classe II avec $\delta = \ln \left(\frac{|\Sigma_2|}{|\Sigma_1|} \right)$, le seuil du classifieur.

Dans un réseau de neurones utilisé en tant que classifieur, les nœuds d'entrées représentent l'espace de mesure. Les nœuds cachés correspondent à l'espace des composantes. Les nœuds de sortie permettent la relation entre l'espace des composantes et l'espace de décision.

Une interprétation des sorties donne la cartographie de l'espace des classes. Dans l'approche du modèle analytique [Frank, 1990] ; [Gertler, 1991], les résidus des différents modèles définissent l'espace des composantes. De ces dernières, on peut calculer la probabilité d'occurrence des diverses classes de défaut, qui peuvent être employées pour spécifier quelles classes de défaut sont effectivement présentes.

Dans la plupart des cas, l'espace de décision et l'espace des classes ont la même dimension. Toutefois, il est préférable de maintenir séparés les espaces de décision et de classes parce que dans certains cas, on ne pourrait pas forcer le classifieur diagnostique à fournir les solutions discriminantes. Considérons, comme exemple, les réseaux neuronaux comme classifieur de diagnostic. Les nœuds de sortie représentent l'espace de décision. On a toujours besoin d'une solution basée sur un certain genre de fonction seuil pour l'interprétation finale.

Le principe de base de la transformation de l'espace des mesures vers l'espace des composantes est que l'ensemble des composantes est meilleur dans l'espace des composantes que ce que les mesures sont dans l'espace des mesures, de ce fait facilitant la classification ou une meilleure discrimination. L'avantage que l'on gagne en développant un espace des composantes est la réduction de la complexité de la fonction discriminante. La transformation de la mesure à l'espace des composantes est faite en utilisant la connaissance a priori du processus, tandis que, la transformation de l'espace des composantes vers l'espace de décision est implémentée comme algorithme de recherche ou d'apprentissage. L'espace de décision est habituellement relié à l'espace des classes par l'utilisation de fonctions seuil. Si le processus est très bien connu, alors on a pour travailler une forte connaissance a priori. Une connaissance si forte aiderait une conception efficace de la relation entre l'espace de mesure vers l'espace des composantes qui a des composantes discriminantes. En simplifiant le problème par l'utilisation de la connaissance a priori pour former un espace des composantes efficace, la charge sur l'algorithme de recherche/apprentissage peut être réduit considérablement.

Ainsi, la connaissance a priori du processus joue un rôle crucial dans la prise de décision diagnostique. Il y a différents genres de connaissance a priori qui peuvent être disponibles à cette fin selon la compréhension de l'utilisateur du processus. Par exemple, la connaissance a priori pourrait être disponible sous forme de rapports invariables entre les sorties des capteurs et les entrées des actionneurs tels que les bilans massiques ou énergétiques dans un système [Mehra et Peschon, 1971] ; [Kramer, 1987] ou un modèle transformé du processus, résultat d'un banc de filtres [Willisky, 1976] ; [Frank, 1990] ; [Gertler, 1991]. La connaissance a priori peut également être sous forme de distribution d'information dans l'espace de mesure [Hoskins et Himmelblau, 1988].

En poursuivant ce thème des transformations entre les espaces dans le raisonnement diagnostic, une étude comparative de diverses approches du diagnostic de défaut peut être effectuée par une analyse des différentes formes employées de la connaissance a priori pour développer l'espace des composantes et les stratégies de recherche employés pour arriver à l'espace de décision/classe. Ceci jetterait un certain éclairage sur la façon dont les différentes approches sont liées ou diffèrent les unes des autres dans le cadre de la construction des différents espaces.

I.4 Classification des algorithmes de diagnostic

Comme présenté plus tôt, deux des composantes principales pour un classifieur de diagnostic sont : (i) le type de connaissance et (ii) le type de stratégie de recherche de diagnostic. La stratégie de recherche de diagnostic est habituellement une fonction très forte de l'architecture de représentation de la connaissance qui est en grande partie influencée par le genre de connaissance a priori disponible. Par conséquent, le type de connaissance a priori utilisé est la composante distinguable la plus importante dans les systèmes de diagnostic. Nous pouvons donc classer les systèmes de diagnostics à partir de la connaissance a priori utilisée.

La connaissance a priori de base qui est nécessaire pour le diagnostic de défaut est l'ensemble des défauts et les relations entre les observations (symptômes) et les défauts. Un système de diagnostic peut les avoir explicitement (comme dans une consultation de table), ou indirectement par inférence à partir de certaines sources de connaissance du processus. La connaissance a priori de domaine peut être développée à partir d'une compréhension fondamentale du processus en utilisant la connaissance des "premiers principes" de fonctionnement du processus. Une telle connaissance est désignée sous le nom de connaissance évidente, causale ou basée sur un modèle de la connaissance [Milne, 1987]. De plus, cette connaissance peut être obtenue de l'expérience passée sur le processus. Cette connaissance est désignée sous le nom de connaissance superficielle, compilée, fondée sur l'expérience du processus.

La connaissance a priori basée sur un modèle peut être largement classée comme qualitative ou quantitative. Le modèle est habituellement développé sur de la compréhension fondamentale de la physique du processus. Dans les modèles quantitatifs, cette compréhension est exprimée en termes de relations mathématiques fonctionnelles entre les entrées et les sorties du système. En revanche, dans les équations de modèles qualitatives ces relations sont exprimées en termes de fonctions qualitatives concentrées sur différentes unités du processus.

Contrairement aux approches basées sur un modèle où la connaissance a priori au sujet du modèle (quantitatif ou qualitatif) du processus est connue par hypothèse, dans des méthodes basées sur l'historique du processus seule la disponibilité d'un grand nombre de données du processus est assurée. Il y a différentes manières dont ces données peuvent être transformées et présentées en tant que connaissance a priori pour un système de diagnostic. Ceci est connu comme le processus d'extraction des composantes à partir des données du processus, et est fait pour faciliter ultérieurement le diagnostic. Ce processus d'extraction peut principalement procéder en tant qu'extraction de composantes quantitative ou qualitative. Dans l'extraction de composantes quantitative, on peut exécuter une extraction statistique ou non-statistique. [Venkatasubramanian *et al.*, 2003 a] propose d'illustrer cette classification des systèmes de diagnostic par la figure I.3.

Dans ce mémoire, nous nous concentrons sur les systèmes de diagnostic qui sont établis sur des modèles quantitatifs.

Un peu de clarification sur la classification est nécessaire à ce niveau. Il est évident que tous les modèles ont besoin de données pour estimer certains paramètres des modèles et toutes les méthodes basées sur des données du processus ont besoin, pour extraire l'information utile, d'une certaine forme de modèle pour exécuter le diagnostic. La classification en quantitatif, qualitatif et en historique du processus fournit, selon [Venkatasubramanian *et al.*, 2003 a et b] une classification suivant la manière dont ces méthodes traitent le problème du diagnostic. Par exemple, bien que les techniques utilisant des observateurs soient basées sur des données entrée-sortie, l'utilisation de ces méthodes pour le diagnostic suit en grande partie une approche quantitative. Cependant, une approche qualitative telle que QSIM, également basé sur un modèle (en fait, un modèle quantitatif de "premiers principes"), emploie un cadre distinctement qualitatif pour la génération d'explication pour le diagnostic. De même, des approches réseaux neuronaux pour le diagnostic ont été en grande partie approchées d'un point de vue de reconnaissance des formes et par conséquent ces approches sont classifiées sous des méthodes basées sur l'historique du processus, bien qu'elles soient directement liées aux modèles d'espace d'état. Malgré le chevauchement, [Venkatasubramanian *et al.*, 2003 a] propose la classification suivante (figure I.3) des stratégies de détection et d'isolation des défauts (FDI : Fault Detection and Isolation).

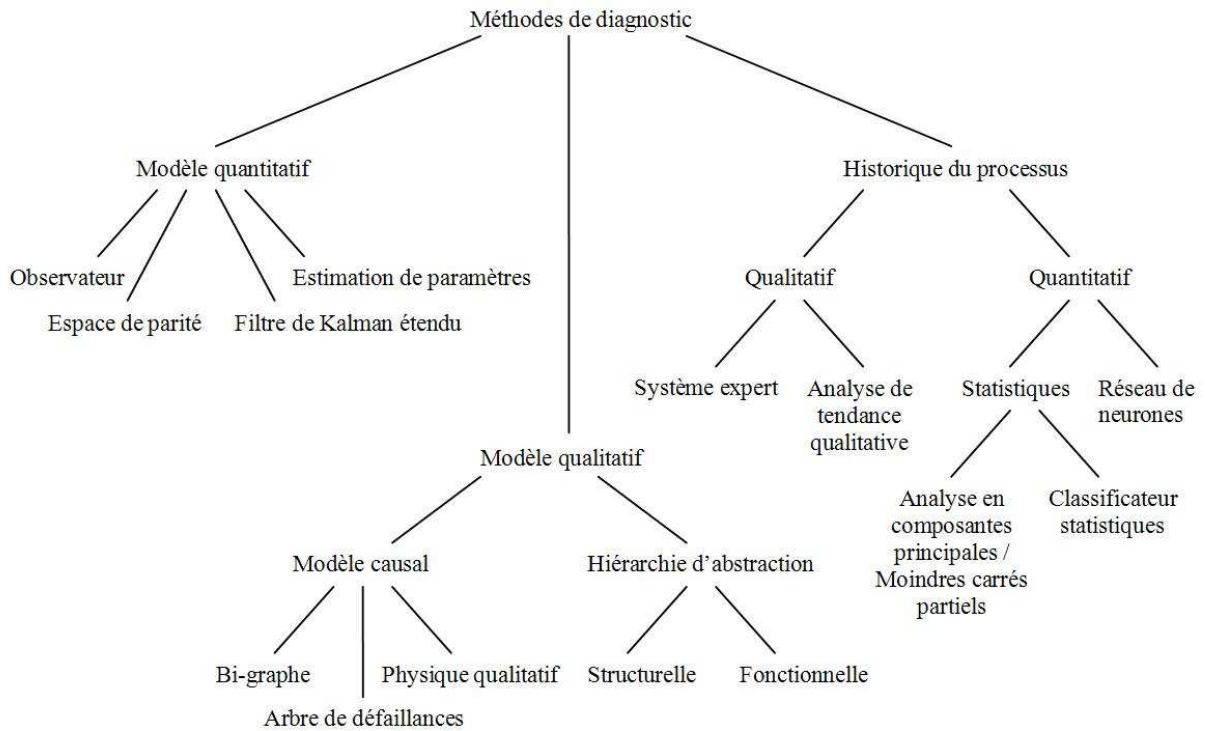


Figure I.3 : classification des méthodes de diagnostic

I.5 Approches quantitatives

Cette section passe en revue la majorité des méthodes de diagnostic basées sur un modèle quantitatif. Le concept de la redondance analytique est présenté en premier, suivi d'une description des systèmes dynamiques discrets linéaires. Les approches "FDI" le plus souvent utilisées sont décrites : les observateurs diagnostics, les relations de parité, le filtre de Kalman et l'identification de paramètres. L'effort récent de produire des résidus augmentés pour faciliter la procédure d'analyse de panne est discuté. Nous discuterons les principes à la base de ces méthodes, récapitulerons leurs applications principales, commenterons leurs avantages, insuffisances et différences, et passerons en revue leurs avancées les plus récentes dans la surveillance de processus et le diagnostic de défaut. Notre but est de fournir une vue d'ensemble des concepts de base dans la détection de défaut basée sur un modèle. Pour des raisons de concision, nous avons inclus seulement certaines des nombreuses techniques et donc les références énumérées en cet exposé ne sont nullement exhaustives. Cependant, nous croyons qu'elles sont de bonnes ressources pour les lecteurs intéressés pour approfondir l'étude.

De plus, la majeure partie du travail sur les approches à l'aide de modèle quantitatif sont basées sur les modèles entrée-sortie et représentation d'état comme discuté ci-dessous. Cependant, il y a une large variété de types de modèles quantitatifs qui ont été considérés dans le diagnostic tel que les modèles de premier principe, réponse en fréquence et ainsi de suite.

Les modèles de premier principe (également classés comme modèle macroscopique de phénomènes de transport [Himmelblau, 1978]) n'ont pas été très populaires dans des études de diagnostic des systèmes dynamiques en raison de la complexité informatique liée à l'utilisation de ces modèles dans les systèmes de diagnostic temps réel et la difficulté de développer ces modèles. La classe la plus importante des modèles qui ont été fortement étudiés dans des études de diagnostic est les modèles d'entrée-sortie ou d'espace d'état et par conséquent on focalise sur ces types de modèles.

I.5.1 Relations de Redondance Analytique

Dans le domaine de la commande, les problèmes de détection de changement ou de défaut sont connus en tant que problème FDI basé sur un modèle. Comptant sur un modèle explicite du processus surveillé, toutes les méthodes de FDI basées sur modèle exigent deux étapes (ainsi que plusieurs des méthodes statistiques de diagnostic). La première étape génère les inconsistances entre le comportement réel et celui prévu.

La vérification de consistance a besoin d'une certaine forme de redondance. Il y a deux types de redondances : la redondance matérielle et la redondance analytique. La première exige des capteurs supplémentaires. Cette redondance a été utilisée dans la commande de systèmes de sûreté critiques comme les véhicules spatiaux, les avions ou les centrales nucléaires. Cependant, son applicabilité est limitée en raison du surcoût et du volume additionnel exigé (sans parler du surpoids dans le domaine spatiale et aéronautique). D'autre part, la redondance analytique (également nommée redondance fonctionnelle, inhérente ou artificielle) est réalisée à partir de la dépendance fonctionnelle entre les variables du processus et est habituellement fournie par un ensemble de relations algébriques ou temporelles parmi les entrées et les sorties du système. La redondance matérielle est une redondance analytique particulière où la relation entre les variables est l'identité. Selon la façon dont la redondance s'effectue la redondance analytique peut être classée dans deux catégories [Chow et Willsky, 1984] ; [Basseville, 1988] ; [Frank, 1990] : directe ou temporelle.

Une redondance directe est une relation algébrique statique entre différentes mesures de capteurs. De telles relations sont utilisées dans la pratique pour déduire la valeur d'une mesure d'un capteur particulier à partir des mesures d'autres capteurs. La valeur déduite est alors comparée à la valeur mesurée de ce capteur. Une différence indique qu'un défaut de capteur a pu se produire.

Une redondance temporelle est obtenue à partir de relations différentielles ou aux différences parmi les différentes sorties des capteurs et entrées des actionneurs. Avec des don-

nées d'entrées et de sorties du processus, la redondance temporelle est utile pour la détection de défaut de capteurs et ou d'actionneurs.

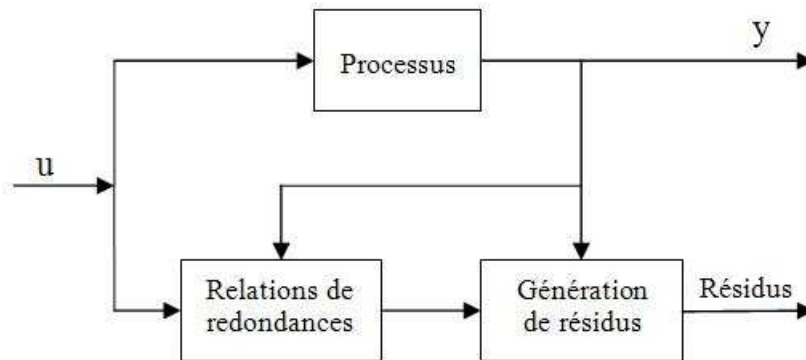


Figure I.4 : schéma générale de la redondance analytique

Le schéma général d'utilisation de la redondance analytique dans les systèmes diagnostics est donné par la figure I.4 [Venkatasubramanian *et al.*, 2003 a]. L'idée de la redondance analytique dans le diagnostic est d'examiner le comportement du système réel par rapport au modèle du système pour vérifier la consistance des deux comportements. N'importe quel écart, exprimé en tant que résidu, peut être utilisé pour la détection et la localisation. Les résidus doivent être proches de zéro quand aucun défaut ne se produit mais montrent des valeurs significatives dans le cas contraire. La génération des résidus pour le diagnostic exige un modèle mathématique explicite du système. Un modèle analytique utilisant les “premiers principes” ou un modèle boîte noire obtenu empiriquement peut être employé. En outre, des méthodes statistiques sont souvent exigées pour la prise de décision.

Les modèles “premiers principes” sont basés sur une compréhension physique du processus. Dans un processus de génie chimique, les bilans massiques, énergétiques, les transferts de quantité de mouvement aussi bien que les rapports stœchiométriques (tels que des équations d'état) sont employés dans le développement des équations des modèles. Dans le passé, des modèles développés à partir des “premiers principes” ont été rarement employés dans le diagnostic des processus régulés principalement en raison de leur complexité. En outre, les processus du génie chimique sont souvent non linéaires, ce qui rend la conception des procédures de diagnostic de défaut plus difficile. Cependant, en raison de l'accroissement des performances des ordinateurs et la compréhension améliorée de la conception et de la synthèse de contrôleur non linéaire, cette situation s'améliore.

Le problème du diagnostic de défaut est d'identifier l'état du processus basé sur son comportement. Le comportement d'un processus est surveillé par ses mesures capteurs et ses entrées actionneurs. Quand les défauts se produisent, ils changent des relations parmi ces variables observées et donc le résultat est des résidus différents de zéro. La plupart des méthodes de FDI emploient des modèles boîte noire à temps discrets, tels que fonction de transfert ou espace d'état et font l'hypothèse de linéarité du processus. La principale différence entre les modèles "premiers principes" et les modèles boîte noire est que les paramètres ont une signification physique dans le premier cas, ce qui peut être très utile dans la procédure de diagnostic ou la conception du contrôleur.

La plupart des approches à base de modèle font l'hypothèse de linéarité du système. Leur application à un système non linéaire exige une linéarisation du modèle autour d'un point de fonctionnement. Nous verrons au chapitre II une méthode de diagnostic à base de modèle conçue pour les systèmes non linéaires.

Considérons un système avec m entrées et p sorties. Soit $u(k) = [u_1(k) \ \dots \ u_m(k)]^T$ le vecteur des commandes et $y(k) = [y_1(k) \ \dots \ y_p(k)]^T$ le vecteur des mesures et où k représente le temps discret. Le modèle de base de ce système, dans la représentation d'état est :

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) &= Cx(k) + Du(k) \end{aligned} \tag{I.1}$$

où A , B , C et D sont des matrices avec des dimensions appropriées ; $x(k)$ est le vecteur d'état de dimension n .

Le même système peut être exprimé sous la forme entrée-sortie :

$$H(z)y(k) = G(z)u(k) \tag{I.2}$$

où $H(z)$ et $G(z)$ sont des matrices polynomiales en z^{-1} (opérateur retard), $H(z)$ est diagonale. $H(z)$ et $G(z)$ sont de la forme :

$$\begin{aligned} H(z) &= I + H_1 z^{-1} + H_2 z^{-2} + \dots + H_n z^{-n} \\ G(z) &= G_0 + G_1 z^{-1} + G_2 z^{-2} + \dots + G_n z^{-n} \end{aligned}$$

Les modèles de processus (I.1) et (I.2) décrivent une situation idéale : il n'y a aucun défaut, perturbations ou bruit. Des défauts dans le cadre de la représentation d'état sont habituellement modélisés [Gertler, 1991] ; [Gertler, 1993] de la manière suivante :

$$\begin{aligned}x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) + Ep(k) \\y(k) &= Cx(k) + Du(k) + E'p(k) + q(k)\end{aligned}\tag{I.3}$$

où le vecteur de commande $u(k)$ et le vecteur des mesures $y(k)$ sont tous les deux observables. Sont inclus dans $p(k)$: les défauts d'actionneurs, certains défauts de processus, des perturbations aussi bien que des défauts de mesure de la commande. $q(k)$ représente des défauts de capteurs. Dans le cadre du modèle sous forme entrée-sortie, l'équation (I.2) est remplacée par :

$$H(z)y(k) = G(z)u(k) + H(z)q(k) + F(z)p(k)\tag{I.4}$$

où $q(k)$ et $p(k)$ sont comme défini comme ci-dessus.

En développant des modèles pour la situation réelle, nous devons distinguer deux formes différentes de défauts, additif ou multiplicatif, qui ont comme conséquence des limites pour le modèle du processus (I.2). Les défauts multiplicatifs mènent aux changements des paramètres (c'est-à-dire dans les matrices $H(z)$ et $G(z)$) et dépendent des valeurs réelles des variables observées. Avec les défauts multiplicatifs, le modèle (I.2) s'écrit [Gertler, 1991] :

$$(H(z) + \Delta H(z))y(k) = (G(z) + \Delta G(z))u(k)\tag{I.5}$$

Les défauts additifs, d'autre part, apparaissent en tant que termes additionnels dans le modèle du processus (I.2) et sont indépendants des valeurs des variables observées. Des perturbations inconnues sont incluses dans l'équation (I.2) :

$$H(z)y(k) = G(z)u(k) + H(z)q(k) + F(z)p(k) + K(z)\omega(k)\tag{I.6}$$

où $q(k)$ est le défaut capteur, $p(k)$ représente les défauts d'actionneurs et $\omega(k)$ sont des perturbations inconnues. Les perturbations inconnues incluent les incertitudes non structurées telles que les composants non modélisés, le bruit de mesure et les défauts inconnus. Tous ceux-ci ont été incorporés au modèle de processus en tant que défauts additifs. Observons que les équations (I.4) et (I.6) sont essentiellement identiques, excepté le bruit dans la dernière équation. Une comparaison entre les équations (I.5) et (I.6) indique une autre distinction entre les défauts additifs et multiplicatifs. Les défauts additifs se produisent dans le modèle en tant que fonctions inconnues du temps multipliant des matrices connues, tandis que les défauts multiplicatifs se produisent dans le modèle en tant que fonctions connues du temps (observable) multipliant des matrices inconnues. Ces différences influencent leurs traitements dans la méthodologie du diagnostic [Gertler, 1991]. Des défauts additifs et multiplicatifs sont souvent mentionnés comme des incertitudes en littérature de la commande et sont distingués pour la même raison [Morari et Zafiriou, 1989].

Les méthodes basées sur la redondance analytique dérivent les résidus qui sont peu sensibles aux incertitudes mais sensibles aux défauts. Une des manières les plus populaires de faire ceci est la méthode de découplage des perturbations. Dans cette approche, toutes les incertitudes sont traitées comme des perturbations et les filtres (également connus sous le nom d'observateur à entrée inconnue (UIO) [Darouach *et al.*, 1994]) sont conçus [Viswanadham et Srichander, 1987] [Frank et Wünnenberg, 1989] pour découpler l'effet des défauts et des entrées inconnues de sorte qu'elles puissent être différenciées. Dans les systèmes du génie chimique, [Kavuri et Venkatasubramanian, 1992] ont proposé une méthode de “séquence” qui exploite la redondance fonctionnelle utilisant les équations de bilans massiques et de bilan énergétique. Dans cette méthode, des contraintes sont développées pour divers ensembles d'hypothèses en utilisant les équations du modèle et ces contraintes sont surveillées pour leur validation. Tandis que l'utilisation du modèle statique mène à un schéma de diagnostic satisfaisant, l'utilisation du modèle dynamique réduit les erreurs de modélisation et améliore les relations entre la déviation de la “séquence” et les hypothèses correspondantes.

I.5.2 Génération des résidus dans le cas des systèmes dynamique

Les schémas de redondance analytique pour le diagnostic de défaut sont fondamentalement des techniques de traitement des signaux utilisant l'estimation d'état, l'estimation des paramètres, le filtrage adaptatif et ainsi de suite. Les deux modèles, espace d'état ou entrée-sortie ci-dessus, peuvent être écrits comme

$$y(k) = f(u(k), \omega(k), x(k), \theta(k))$$

où $y(k)$, $u(k)$ représentent respectivement les sorties et les entrées mesurables, $x(k)$ et $\omega(k)$ représentent les variables et la perturbation d'état (la plupart du temps non mesurable) et $\theta(k)$ est le vecteur des paramètres du processus. Les défauts de processus changent habituellement les valeurs des variables d'état et/ou des paramètres du modèle. Basé sur le modèle de processus, on peut estimer $x(k)$ non mesuré ou $\theta(k)$ par l'observation de $y(k)$ et $u(k)$ à l'aide des méthodes d'estimation d'état et d'estimation des paramètres. Les filtres ou les observateurs ont été employés couramment pour l'estimation d'état [Frank et Wünnenberg, 1989]. Les méthodes des moindres carrés fournissent un outil puissant en surveillant les estimations des paramètres en ligne [Isermann, 1989] ; [Sproesser et Gissingner, 1992]. Des techniques se basant sur des équations de parité pour la génération des résidus ont été également développées [Chow et Willsky, 1984] ; [Gertler *et al.*, 1990]. Les équations de parité sont obtenues en réar-

rangeant ou en transformant les modèles entrée-sortie. Plusieurs méthodes de génération de résidus, parmi les plus utilisées, sont présentées dans la suite.

I.5.2.1 Observateurs

Le point central des méthodes FDI basées sur un observateur est la génération d'un ensemble de résidus qui détectent et identifient uniquement différents défauts. Ces résidus doivent être robustes dans le sens que les décisions ne sont pas corrompues par des entrées inconnues telles que les incertitudes non structurées correspondantes aux bruits de mesure et de processus et aux incertitudes de modélisation. La méthode conçoit un ensemble d'observateurs, dont chacun est sensible à un sous-ensemble de défauts et peu sensible aux défauts restants et aux entrées inconnues. Les degrés de liberté supplémentaires résultant de la redondance de mesure et de modèle permettent de construire de tels observateurs. L'idée fondamentale est que dans un cas sans erreur, les observateurs suivent très bien le processus et les résidus liés aux entrées inconnues seront petits. Si un défaut se produit, tous les observateurs qui sont rendus peu sensibles à ce défaut par conception continuent à développer des petits résidus qui reflètent seulement les entrées inconnues. D'autre part, les observateurs qui sont sensibles au défaut dévieront du processus de manière significative et les résidus seront de grande amplitude. L'ensemble d'observateurs est ainsi conçu que les résidus de ces observateurs ont comme conséquence un résidu distinct pour chaque défaut, ce qui rend l'analyse de panne possible. La signature unique de défaut est garantie par conception où les observateurs montrent le découplage des défauts et l'insensibilité aux perturbations inconnues tout en étant indépendants des modes de défaut et de la nature des perturbations.

Pour voir comment on construit un observateur à entrée inconnue (UIO), considérons un système décrit par les équations suivantes dans l'espace d'état en temps discret :

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) + Ed(k) + Fp(k) \\ y(k) &= Cx(k) \end{aligned} \tag{I.7}$$

où $d(k)$ représente les entrées inconnues. Un observateur est un modèle qui prend la forme :

$$\begin{aligned} x_0(k) &= Tx(k) \\ x_0(k+1) &= Hx_0(k) + Ju(k) + Gy(k) \end{aligned} \tag{I.8}$$

L'idée est d'employer un algorithme dynamique pour estimer les variables d'état des entrées et des sorties observées. La conception d'un observateur concerne le choix des matrices T , H , J et G . Notons l'erreur d'estimation (l'erreur d'estimation d'état) à l'instant $k+1$ par $e(k+1)$ et le résidu par $r(k)$. Donc :

$$\begin{aligned} e(k+1) &= x_0(k+1) - Tx(k+1) \\ r(k) &= L_1 x_0(k) + L_2 y(k) \end{aligned} \quad (\text{I.9})$$

Il est évident de montrer que :

$$e(k+1) = Hx_0(k) + (J - TB)u(k) + Gy(k) - TAx(k) - TE d(k) - TFP(k) \quad (\text{I.10})$$

Afin d'inciter l'observateur à suivre le processus indépendamment des entrées inconnues $d(k)$, nous devons choisir une matrice T telle que $TE = 0$. La poursuite par l'observateur doit être inchangée par l'entrée $u(k)$: la matrice J est choisie telle que $J = TB$. Substitution ces conditions dans l'équation (I.10) :

$$e(k+1) = Hx_0(k) + (GC - TA)x(k) - TFP(k) \quad (\text{I.11})$$

Choisissons G telle que $GC - TA = -HT$, avec H matrice stable et $L_1 T + L_2 C = 0$, alors :

$$\begin{aligned} e(k+1) &= He(k) - TFP(k) \\ r(k) &= L_1 e(k) \end{aligned} \quad (\text{I.12})$$

Dans le cas sans défaut, $p(k) = 0$ et

$$e(k+1) = He(k) \quad (\text{I.13})$$

Si le module des valeurs propres de H sont inférieurs à 1, $e(k) \rightarrow 0$ quand $k \rightarrow \infty$, dans le cas sans défaut, l'erreur d'estimation et le résidu sont nuls indépendamment des entrées inconnues $d(k)$. Par suite, cet observateur est appelé observateur à entrée inconnue.

Quand un défaut capteur se produit, la sortie $y(k)$ dans l'équation (I.7) change :

$$y(k) = Cx(k) + q(k) \quad (\text{I.14})$$

l'erreur et le résidu d'estimation deviennent :

$$\begin{aligned} e(k+1) &= He(k) + Gq(k) \\ r(k) &= L_1 e(k) + L_2 q(k) \end{aligned} \quad (\text{I.15})$$

En conséquence, l'erreur et le résidu portent, la "signature" des défauts de capteur. Des "signatures" correspondant aux défauts d'actionneur sont mises en évidence dans l'erreur et le résidu d'estimation comme vu dans l'équation (I.12). Nous avons montré, brièvement, l'idée fondamentale derrière la génération des observateurs pour le diagnostic. Pour une discussion détaillée sur la conception générale d'observateurs de diagnostic pour les systèmes linéaires, le lecteur est invité à lire [Frank, 1994]. Une question importante à noter, comme précisée par Frank, est que la conception basée sur les observateurs n'a pas besoin de la théorie d'estima-

tion d'état, au lieu de cela, seulement des estimateurs de la sortie, qui sont généralement réalisés comme filtres, sont nécessaires.

Il est intéressant de voir que les concepts d'isolabilité, de rejet des incertitudes de modèle et d'identifiabilité de défauts multiples viennent tous de l'aspect mathématique traité ci-dessus. Dans la conception d'observateur, certains degrés de liberté sont pris par la condition $TE = 0$ pour rejeter les incertitudes de modélisation. Les degrés de liberté perdus dépendent de la taille et de la structure de la matrice E . Les degrés de liberté restants peuvent être employés pour découpler les effets de défaut pour la localisation et l'identifiabilité de défauts multiples. Ceci dépend également de la structure de la matrice H , qui spécifie des caractéristiques de système pour les différents scénarios de défaut.

Quelques premiers travaux utilisant l'approche observateurs pour le diagnostic peuvent être trouvés notamment dans [Clark, 1979] ; [Massoumnia, 1986] ; [Frank et Wünnenberg, 1989]. [Frank, 1990] a présenté une solution au problème fondamental de la détection de défaut robuste, celle qui fournit la robustesse maximale réalisable en découplant les effets des défauts entre eux et des effets des erreurs de modèle. Il est souhaitable que les performances d'un schéma FDI soient non affectées par des changements des conditions de fonctionnement du processus qui peuvent être différentes de ce qui a été conçu à l'origine. Un problème majeur dans la robustesse d'un schéma FDI vient des incertitudes dans les paramètres physiques du processus. Il est juste d'indiquer que plus le modèle du système est complexe et plus la technique dépend du modèle, plus importante devient la robustesse [Willsky, 1976]. La robustesse demeure un problème important dans le diagnostic de défaut.

La génération des observateurs pour le diagnostic des systèmes non linéaires a été également considérée dans la littérature. Une approche élégante pour la génération d'observateur de diagnostic pour les systèmes non linéaires qui sont sous la forme affine en le défaut (semblable aux formes affine en la commande discutées dans la littérature orientée commande) peut être trouvée dans [Frank, 1990], où un modèle en temps continu est donné. Son modèle de système en temps discret correspondant peut être écrit comme :

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + B(y(k), u(k)) + Ed(k) + F(x(k))p(k) \\ y(k) &= Cx(k) + K(x(k))p(k) \end{aligned} \tag{I.16}$$

où A , B , E , F , C et K sont des matrices de dimensions appropriées. Ce problème non linéaire de conception d'observateur suit la même ligne que les observateurs linéaires et le modèle d'observateur prend la forme :

$$\begin{aligned}
x_0(k) &= Tx(k) \\
x_0(k+1) &= Hx_0(k) + J(y(k), u(k)) + Gy(k) \\
r(k) &= L_1x_0(k) + L_2y(k)
\end{aligned}
\tag{I.17}$$

lequel mène aux équations de synthèse de l'observateur

$$\begin{aligned}
TA - HT &= GC \\
TE &= 0 \\
J(y(k), u(k)) &= TB(y(k), u(k)) \\
L_1T + L_2C &= 0
\end{aligned}
\tag{I.18}$$

Le système d'équations (I.18) permet de déterminer les matrices T , H , J , G , L_1 et L_2 .

Il y a eu d'autres chercheurs qui ont regardé le problème de la conception d'observateurs non linéaires pour une classe restreinte de systèmes non linéaires. La conception des observateurs pour la non-linéarité bilinéaire peut être trouvée dans [Dingli *et al.*, 1995] ; [Zasadzinski *et al.*, 1998]. Les observateurs basés sur des méthodes géométriques différentielles pour des modèles affines en le défaut peuvent être trouvés dans [Yang et Saif, 1995]. Une autre approche qui peut être employée dans la conception des observateurs non linéaires suit le travail effectué pour le développement des filtres de Kalman pour l'estimation d'état. Dans cette approche, la matrice de gain de l'observateur devient à temps variable et est la matrice linéarisée autour du point de fonctionnement. Ces observateurs fonctionnent bien pour les défauts lentement variables, mais pourraient avoir des difficultés dans le cas des défauts de types saut. Plus d'informations sur de tels observateurs peuvent être trouvées dans [Frank, 1990] ; [Schröder, 1999].

I.5.2.2 Remarques sur l'évaluation des résidus

La majeure partie du travail sur la conception d'observateur se concentre sur la génération des résidus pour les systèmes dynamiques avec des propriétés de découplage satisfaisantes. L'évaluation des résidus joue également un rôle important dans la détection et le diagnostic de défaut. L'évaluation des résidus est concernée par le compromis entre une détection rapide et une détection fiable. Dans la majeure partie du travail sur la synthèse d'observateur, la fonction simple de seuil est employée pour l'évaluation des résidus. Des classifieurs statistiques peuvent être également employés dans l'évaluation des résidus. Par exemple, une approche de réseau de neurones pour l'évaluation des résidus est présentée dans [Koppen-Seliger *et al.*, 1995].

I.5.2.3 Espace de parité

Les équations de parité sont des réarrangements et des transformations issues des modèles du processus soit sous la forme entrée-sortie ou espace d'état [Gertler, 1991] [Gertler et Singer, 1990]. L'essence même de cette méthode est de vérifier la parité (consistance) des modèles avec les sorties des capteurs (mesures) et les entrées connues du processus. Dans des conditions de fonctionnement idéales, le soi-disant résidu ou la valeur des équations de parité est égal à zéro. Dans les situations réelles, les résidus sont différents de zéro en raison du bruit de mesure et de processus, aux inexactitudes de modèles, aux erreurs brutes dans les capteurs et actionneurs, et aux défauts de processus. L'idée de cette approche est de réarranger la structure du modèle afin d'obtenir la meilleure analyse des pannes. Des relations dynamiques de parité ont été présentées par [Willsky, 1976]. Des développements ultérieurs ont été faits notamment par [Gertler *et al.*, 1990] ; [Gertler *et al.*, 1995] ; [Gertler et Monajemy, 1995]. [Vaclavek, 1984] a proposé l'utilisation de moyennes à court terme pour des résidus issus d'équations de bilan en régime stationnaire. [Almasy et Sztano, 1975] utilisaient les résidus pour identifier les défauts importants. La redondance fournit des degrés de liberté dans la conception du résidu en produisant des équations de sorte que la localisation des pannes puisse être réalisée. La localisation des pannes exige la capacité de produire des vecteurs résidus orthogonaux entre eux pour différents défauts. [Ben-Haim, 1980] a employé la redondance dans les équations de bilan pour produire des résidus orthogonaux pour différentes classes de défaut. Il a également prolongé l'approche [Ben-Haim, 1983] aux systèmes dynamiques pour garantir la localisation dans des conditions idéales. [Chow et Willsky, 1984] ont proposé une méthode pour produire des équations de parité à partir de la représentation d'état d'un système dynamique. En définissant des tailles limites pour les alarmes de défaut, [Gertler et Singer, 1990] ont prolongé l'espace de parité à la localisation statistique dans les cas bruités et ont généralisé les critères de localisation en minimisant simultanément la sensibilité des résidus à de petites dérives dans les cas ayant seulement des défauts processus additifs. Il existe des solutions de rechange attrayantes dû à leur capacité de déterminer, a priori, la localisabilité de différents défauts. Cependant, il convient de noter que toutes ces méthodes sont limitées aux défauts qui n'incluent pas de dérives brutes de paramètre du processus, et aucune de ces méthodes ne traitent du cas des incertitudes dans les défauts paramétriques multiplicatifs.

L'idée de l'approche de l'espace de parité peut être expliquée comme suit [Potter et Suman, 1977] [Desai et Ray, 1984] [Frank, 1990]. Soient $y \in \mathbb{R}^n$ le vecteur de mesure et $x \in$

\mathbb{R}^m le vecteurs des grandeurs vraies des variables d'état. La redondance existe si $n > m$. Dans des conditions sans erreur, la relation entre y et x est :

$$y(k) = Cx(k) \quad (\text{I.19})$$

Quand un défaut se produit sur une des mesures :

$$y(k) = Cx(k) + \Delta y(k) \quad (\text{I.20})$$

où $C \in \mathbb{R}^{n \times m}$ est la matrice des paramètres. Choisissons la matrice de projection $V \in \mathbb{R}^{(n-m) \times n}$ qui satisfait :

$$\begin{aligned} VC &= 0 \\ V^T V &= I_n - C(C^T C)^{-1} C^T \end{aligned} \quad (\text{I.21})$$

Étant un espace nul de C , les lignes de V nécessitent d'être orthogonales, c'est-à-dire $VV^T = I_{n-m}$. La projection de l'observation $y(k)$ dans un vecteur p de parité donne :

$$p(k) = Vy(k) = VCx(k) + V\Delta y(k) = V\Delta y(k) \quad (\text{I.22})$$

$p(t) = Vy(t)$ est l'équation de parité dont les résidus portent la signature des défauts de mesure. Dans le cas sans erreur, $p = 0$. Pour un défaut simple du $i^{\text{ème}}$ capteur :

$$\begin{aligned} \Delta y &= [0 \quad 0 \quad 0 \quad \dots \quad \Delta y_i \quad \dots \quad 0]^T \\ V\Delta y &= \Delta y_i \cdot V_i \end{aligned} \quad (\text{I.23})$$

où V_i représente la $i^{\text{ème}}$ colonne de V . Ainsi les colonnes de V déterminent n directions distinctes associées à ces n défauts de capteurs, ce qui permet la distinction des signatures de défaut et par conséquent leur localisation.

Le procédé ci-dessus suppose la redondance directe. Suivant [Chow et Willsky, 1984] ; [Ragot *et al.*, 1993], le procédé suivant fournit un algorithme général pour à la fois la redondance directe et la redondance temporelle. Considérons le modèle d'état de l'équation (I.1). La sortie à $k+1$ est :

$$y(k+1) = CAx(k) + CBu(k) + Du(k+1) \quad (\text{I.24})$$

Pour tout $s > 0$, $y(k+s)$ s'écrit

$$y(k+s) = CA^s x(k) + CA^{s-1} Bu(k) + \dots + CBu(k+s-1) + Du(k+s) \quad (\text{I.25})$$

Collectons ces équations pour $s = 0, 1, \dots, n_1 \leq n$ et écrivons la sortie généralisée sur cet horizon sous la forme :

$$Y(k) = Qx(k - n_1) + RU(k) \quad (\text{I.26})$$

Pré-multiplions l'équation (I.26) par un vecteur w^T de dimension appropriée pour obtenir une équation scalaire :

$$w^T Y(k) = w^T Qx(k - n_1) + w^T RU(k) \quad (\text{I.27})$$

Généralement cette équation contient des variables d'entrée, des variables de sortie et des variables d'état inconnues. Elle sera qualifiée d'équation de parité si et seulement si les variables d'état disparaissent, ce qui exige :

$$w^T Q = 0 \quad (\text{I.28})$$

C'est un ensemble d'équations linéaires homogènes. Si le système est observable, ces m équations sont indépendantes. Il a été montré que les équations de parité et les conceptions basées sur observateur mènent à des générateurs de résidus identiques ou équivalents [Gertler, 1991] ; [Nuninger, 1997].

I.5.2.4 Filtre de Kalman

Les perturbations du processus peuvent être modélisées sous la forme de fluctuations aléatoires dont souvent seuls leurs paramètres statistiques sont connus. Une solution [Willsky, 1976] ; [Basseville, 1988] au problème du diagnostic de défaut dans de tels systèmes nécessite de surveiller le processus d'innovation ou les erreurs de prévision. L'objectif est de concevoir un estimateur d'état avec une erreur d'estimation minimale. Il comporte l'utilisation de l'estimation d'état optimale, par exemple le filtre de Kalman, qui est conçu sur la base du modèle de système dans son mode opérationnel normal.

Il est bien connu que le filtre de Kalman est un algorithme récursif pour l'estimation d'état et il a été utilisé dans diverses applications tant dans l'industrie chimique que dans d'autres industries. Le filtre de Kalman dans le modèle d'état est équivalent à un prédicteur optimal pour un système stochastique linéaire gaussien dans le modèle entrée-sortie. La théorie essentielle du filtre de Kalman peut être récapitulée brièvement comme suit :

soit un système stochastique linéaire de dimension fini décrit par un modèle d'état

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) + \omega(k) \\ y(k) &= Cx(k) + v(k) \end{aligned} \quad (\text{I.29})$$

où $x(k)$ est le vecteur de dimension n , A , B et C sont des matrices de dimensions appropriées, $x(0)$ a pour moyenne \bar{x}_0 et pour covariances Σ_0 ; $\omega(k)$ et $v(k)$ sont des bruits blanc gaussiens avec pour moyenne $E\{\omega(k)\} = 0$, $E\{v(k)\} = 0$ et pour covariances :

$$E \left\{ \begin{pmatrix} \omega(k) \\ v(k) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega^T(\tau) & v^T(\tau) \end{pmatrix} \right\} = \begin{pmatrix} Q & S \\ S^T & R \end{pmatrix} \delta_{t-\tau} \quad (\text{I.30})$$

où $\delta_{t-\tau}$ est l'opérateur de Kronecker, $\omega(k)$ et $v(k)$ sont indépendants de $\sigma(x_s : s \leq k)$.

En estimant l'état $x(k+1)$ sur la base des données observées $\{y(k)\}$ et $\{u(k)\}$, le filtre optimal de Kalman réduit au minimum la fonction :

$$J = \lim_{k \rightarrow \infty} E \{ e^T(k) e(k) \} \quad (\text{I.31})$$

avec $e(k)$ l'erreur d'estimation définie par $e(k) = y(k) - C\hat{x}(k)$.

Supposons que l'état initial et les séquences de bruit soient conjointement gaussiens. Considérons l'estimateur $\hat{x}(k+1) = E\{x(k+1) | y(k), \dots, y(0), u(k), \dots, u(0)\}$ l'état filtré $\hat{x}(k+1)$ satisfait :

$$\begin{aligned} \hat{x}(k+1) &= A\hat{x}(k) + Bu(k) + K(k)[y(k) - C\hat{x}(k)] \\ \hat{x}(0) &= \bar{x}_0 \end{aligned} \quad (\text{I.32})$$

Le gain $K(k)$ du filtre de Kalman est obtenu par :

$$K(k) = [A\Sigma(k)C^T + S] [C\Sigma(k)C^T + R]^{-1} \quad (\text{I.33})$$

où $\Sigma(k)$ est la matrice $n \times n$ de covariance de l'erreur d'estimation.

L'analyse statistique du filtre de Kalman s'est frayée un chemin grâce à [Willsky et Jones, 1976] et a continué à être explorée par [Basseville et Benveniste, 1986] ; [Basseville et Nikiforov, 1993] et les références citées dans ces articles. On a montré qu'une banque de filtres de Kalman [Basseville et Benveniste, 1986] conçus sur la base de tous les modèles de système possibles disponibles sous tous les changements possibles peut être employée pour la localisation. [Fathi *et al.*, 1993] ont inclus les modèles analytiques adaptatifs de redondance dans la boucle de diagnostic de raisonnement des systèmes à base de connaissances. Le filtre de Kalman étendu (EKF) [Boutayeb et Aubry, 1999] est utilisé en concevant des filtres locaux de détection. [Chang et Hwang, 1998] ont exploré la possibilité d'employer un filtre de Kalman étendu sous-optimal afin d'augmenter l'efficacité de calcul sans sacrifier l'exactitude du diagnostic.

I.5.2.5 Estimation de paramètres

Le diagnostic des dérives de paramètres qui ne sont pas mesurables directement exige des méthodes en ligne d'estimation des paramètres. Les modèles paramétriques précis du processus sont nécessaires, habituellement dans le domaine continu les modèles sont écrits sous forme d'équations différentielles ordinaires ou partielles. Les modèles de système représentés

par les équations (I.1) et (I.7) font l'hypothèse de paramètres constants ou dépendent seulement des variables d'état. Les défauts qui se produisent tels des dérives de paramètre dépendant du temps peuvent être traités par des méthodes d'estimation de paramètres. Cette procédure [Isermann, 1984] est décrit comme suit : obtenir le modèle du processus avec seulement les entrées et les sorties mesurées sous la forme :

$$y(k) = f(u(k), \theta) \quad (\text{I.34})$$

Le modèle de paramètres θ sont estimés lorsque des mesures $y(k)$ et $u(k)$ deviennent disponible, θ à son tour est lié aux paramètres physiques φ dans le processus par $\theta = g(\varphi)$. Les changements dans les paramètres φ , $\Delta\varphi$ sont calculés à partir de cette relation. L'utilisation de méthodes de reconnaissance des formes, permet de suivre les modifications $\Delta\varphi$ pour le diagnostic.

[Isermann, 1984] et [Young, 1981] ont examiné différentes techniques d'estimation de paramètres telles que l'estimation par moindres carrés et les variables instrumentales par l'intermédiaire des modèles en temps discret. Ces méthodes exigent la disponibilité de modèles dynamiques précis du processus et sont d'un point de vue informatique très intensives pour de grands processus. La question la plus importante dans l'utilisation de l'approche d'estimation des paramètres pour le diagnostic de défaut est la complexité. Le modèle de processus utilisé peut être basé sur des données d'entrée-sortie, un modèle des "premiers principes" non linéaire ou un modèle d'ordre réduit. Si le modèle de processus est un modèle premier principe non linéaires complexe, alors le problème d'estimation de paramètres s'avère être un problème d'optimisation non linéaire. La solution en temps réel aux problèmes d'optimisation non linéaire complexes est un verrou sérieux dans l'application de telles approches. Des modèles d'ordres réduits ou entrée-sortie pourraient être employés dans l'approche d'estimation de paramètres et dans ce cas, la robustesse de l'approche doit être étudiée.

I.5.3 Redondances Matérielles

Les techniques de vote sont souvent utilisées dans des systèmes qui possèdent des niveaux élevés de redondance matérielle parallèle [Willsky, 1976]. Par exemple, considérons trois capteurs de mesures identiques mesurant la même variable. Si un signal diffère nettement des deux autres signaux, il est identifié comme défectueux. La différence entre les deux signaux dans chaque paire de capteurs redondants dans un groupe indique une faute. Les systèmes de vote sont faciles à mettre en place et sont rapides à identifier les défauts mécaniques dans les instruments. Une autre approche [Desai et Ray, 1984] est la recherche, étant donné

les limites d'erreur sur les différents capteurs, des sous-ensembles de capteurs avec différents degrés de cohérence. Le sous-ensemble le plus conforme est utilisé pour estimer la quantité mesurée. Le moins cohérent est utilisé pour la localisation des capteurs défectueux. [Broen, 1974] a mis au point une classe de voteurs estimateurs en utilisant la redondance parallèle matérielle pour détecter les défauts de capteurs. L'avantage est que les capteurs défectueux sont éliminés en douceur de l'examen réduisant ainsi le nombre de fausses alarmes. Des systèmes de vote dans la localisation ne tirent pas profit de la simple ou même double redondance des capteurs, et donc ignorent l'information potentielle.

I.5.4 Génération de “bons” résidus

Les résidus de diagnostics reflètent les défauts potentiels d'un système. La prochaine étape est de confirmer la présence d'un défaut et de l'identifier, c'est-à-dire détecter et localiser le défaut. Afin de le localiser, il est nécessaire de produire des résidus qui sont non seulement sensible au défaut mais également sélectif vis-à-vis des défauts. À cet effet, le générateur de résidu doit pouvoir produire un ensemble de résidus simples et faire des résidus répondant sélectivement à chaque défaut potentiel. Les résidus produits peuvent servir ainsi non seulement comme détecteur de défaut mais également de classifieur de défaut.

Il y a eu des efforts pour concevoir des générateurs de résidus capables de générer de “bons” résidus qui sont propices à la localisation des défauts. Deux de ces méthodes, l'approche de résidu directionnel [Gertler et Monajemy, 1995] et l'approche résidu structuré [Gertler *et al.*, 1990] [Gertler et Singer, 1990] ont attiré beaucoup d'attention en raison de leur capacité de générer des résidus directionnel ou des propriétés structurelles facilitant de ce fait le processus de localisation des défauts. Les générateurs de résidus structurés sont conçus de telle manière que chaque résidu réponde sélectivement à un sous-ensemble de défauts. Une telle conception permet de former des signatures de défauts binaires pour davantage de localisation. Les générateurs de résidus directionnels sont capables de générer des résidus qui se limitent à une faute dans une direction spécifique de l'espace multidimensionnel des résidus. En conséquence, l'étape de localisation de défaut revient à la détermination d'une direction prédéfinie pour les résidus qui se trouvent le plus proche.

I.5.4.1 Résidus directionnels

L'approche des résidus directionnels produit des vecteurs résidus qui sont confinés à une direction spécifique de défaut qui permet de localiser les défauts suivant leurs emplacements dans l'espace multidimensionnel des résidus. La conception d'un générateur de résidus

directionnels est basée sur les systèmes linéaires de dimension finie en temps invariant. Considérons le modèle de système [Yin, 1998] :

$$h(z^{-1})y(k) = U(z^{-1})u(k) + V(z^{-1})p(k) + W(z^{-1})\omega(k) \quad (\text{I.35})$$

où $p(k)$, $\omega(k)$ représentent respectivement des défauts et le bruit.

Un générateur de résidu est un opérateur dynamique linéaire fonctionnant sur les mesures $y(k)$ et $u(k)$ et a une forme :

$$r(k) = G(z^{-1})y(k) + H(z^{-1})u(k) \quad (\text{I.36})$$

L'équation (I.36) est la "forme de calcul" du générateur. Elle était conçue de telle sorte que $G(z^{-1})$ et $H(z^{-1})$ sont des polynômes. Un tel générateur est d'un point de vue informatique simple et il garantit que les résidus sont bornés à condition que $y(k)$ et $u(k)$ soient bornés. Les résidus ne devraient pas être affectés par l'entrée de système $u(k)$, ce qui mène à la propriété fondamentale du générateur :

$$H(z^{-1}) = -G(z^{-1})h^{-1}(z^{-1})U(z^{-1}) \quad (\text{I.37})$$

En combinant les équations (I.36) et (I.37)

$$r(k) = F(z^{-1})p(k) + L(z^{-1})\omega(k) \quad (\text{I.38})$$

L'équation (I.38) est la "forme explicative" d'un générateur de résidu, c'est-à-dire la forme qui explique les sources des défauts dans le résidu.

La réponse du vecteur résidu directionnel $r(k)$ aux effets combinés de tous les défauts et bruit est :

$$r(k) = \Psi\Delta(z^{-1})p(k) + \Pi M(z^{-1})\omega(k) \quad (\text{I.39})$$

où $\Delta(z^{-1})$ et $M(z^{-1})$ décrivent respectivement la dynamique du défaut et du bruit ; et les matrices Ψ et Π régissent les directions du défaut et du bruit.

[Gertler et Monajemy, 1995] ont prouvé que les résidus directionnels en réponse à un mélange arbitraire des défauts d'entrée et de sortie peuvent être générés en employant des relations dynamiques de parité aussi bien que par des résidus basés sur des observateurs. Leurs conceptions se fondent sur le modèle d'entrée-sortie du système surveillé, et les relations de parité sont directement appliquées aux mesures des entrées et de sorties. Une procédure de classement qui utilise l'analyse statistique multivariable afin de réduire au minimum la perte de l'erreur de classement a été conçue dans [Yin et Gertler, 1995]. Pour l'équilibre entre l'optimalité et la robustesse, une procédure minimax [Yin, 1998] a été proposée pour faire face aux situations plus générales.

I.5.4.2 Résidus structurés

L'approche résidu structuré produit des vecteurs résidus tels que chaque composante du résidu, réponde sélectivement à un sous-ensemble de défauts. On exige que seulement un sous-ensemble des composantes du résidu soit différent de zéro en réponse à un défaut. D'une manière équivalente, les résidus correspondant à un défaut spécifique seront confinés dans un sous-espace de l'espace résidu. Cela permet de former des signatures binaires de défaut, ou la soi-disant structure résiduelle pour l'identification de défaut (isolement) puisque chaque résidu est complètement inchangé par un sous-ensemble différent de défauts.

Les résidus structurés peuvent être générés par des équations structurées de parité dans le format ARMA ou MA, ou par des équations d'état. Ils peuvent également être produits en utilisant l'attribution directe de structure propre de l'observateur. Ce qui suit décrit brièvement comment les résidus diagnostics avec des propriétés structurées peuvent être produits.

Pour un système linéaire, l'entrée $u(k)$ et la sortie $y(k)$ observées sont liés à leurs valeurs vrai $u^o(k)$ et $y^o(k)$ par :

$$\begin{aligned} u(k) &= u^o(k) + p(k) \\ y(k) &= y^o(k) + q(k) \end{aligned}$$

où $p(k)$ et $q(k)$ représentent respectivement le défaut actionneur et capteur. Un résidu est simplement défini comme :

$$o(k) = H(z)y(k) - G(z)u(k) \quad (\text{I.40})$$

en réécrivant l'équation (I.40) on a :

$$o(k) = H(z)(y^o(k) + q(k)) - G(z)(u^o(k) + p(k)) \quad (\text{I.41})$$

équivalent (à partir de l'équation (I.2)) :

$$o(k) = H(z)q(k) - G(z)p(k) \quad (\text{I.42})$$

Les résidus $r(k)$ du diagnostic en ayant les propriétés structurales souhaitables sont réalisables avec d'autres transformations :

$$r(k) = W(z)o(k) \quad (\text{I.43})$$

Observons qu'un choix approprié de la matrice $W(z)$ nous permettra de mettre en évidence certaines propriétés de $r(k)$.

Les structures des résidus sont caractérisées par des matrices d'incidence, dont les colonnes et les lignes sont respectivement des codes de défaut et des résidus. Pour un système

avec trois défauts possibles $F = [F_1 \ F_2 \ F_3]^T$, par exemple, une matrice d'incidence possible est [Gertler *et al.*, 1990] :

$$\begin{pmatrix} & F_1 & F_2 & F_3 \\ r_1 & I & I & 0 \\ r_2 & 0 & I & I \\ r_3 & I & 0 & I \end{pmatrix} \quad (\text{I.44})$$

où un élément I indique que le résidu est sensible au défaut tandis qu'un 0 signifie qu'il ne l'est pas. Les colonnes de la matrice d'incidence sont les signatures du défaut particulier. Par conséquent, un défaut n'est pas détectable si sa colonne correspondante dans la matrice d'incidence contient que des zéros, ainsi il signifie qu'aucun résidu n'est sensible au défaut. Deux défauts ne sont pas distinguables par une structure si leurs colonnes sont identiques.

I.5.5 Discussion

On peut constater que l'un des principaux avantages de l'utilisation de l'approche basée sur un modèle quantitatif est que nous allons avoir un certain contrôle sur le comportement des résidus. Toutefois, plusieurs facteurs tels que la complexité des systèmes, la dimension élevée, la non-linéarité du processus et / ou l'absence de bonnes données rendent souvent très difficile voire impossible, de mettre au point un modèle mathématique précis pour le système. Ceci, bien sûr, limite l'utilité de cette approche dans la réalité des processus industriels.

L'évaluation des résidus implique habituellement le test de seuil. Des tests statistiques ont été utilisés pour les résidus générés par des relations de parité ou générés directement par des observateurs. Les résidus de diagnostic sont corrélés, ce qui compliquent les procédures de conception et d'exécution des tests. La corrélation en question a été abordée dans [Gertler et Yin, 1996]. Afin de mieux gérer le problème de corrélation, des distributions de probabilité de la corrélation des résidus, ainsi que leurs moyennes mobiles ont été dérivées. Le test GLR (Generalized Likelihood Ratio) a été appliqué à la corrélation des résidus pour la détection et la localisation [Dubuisson, 2001].

De nombreux articles de revue avec des accents différents sur les différentes approches basées sur un modèle ont été publiés au cours des trois dernières décennies. La première est due à [Willsky, 1976], qui couvre les méthodes, allant de la conception spécifique de filtres sensibles aux défauts à l'utilisation de tests statistiques sur des filtres d'innovations et le développement de formulations de processus à saut. La question de la complexité par rapport à la performance a également été abordée. [Isermann, 1984] a passé en revue les méthodes de détection de défaut basée sur l'estimation des paramètres non-mesurables du processus et des

variables d'état. [Basseville, 1988] s'est penchée sur le problème de la détection, l'estimation et le diagnostic de l'évolution des propriétés dynamiques de signaux ou de systèmes en mettant l'accent sur les méthodes statistiques. [Frank, 1990] décrit les principes et les techniques les plus importantes en utilisant l'identification des paramètres et l'estimation d'état en mettant l'accent sur la robustesse à l'égard des erreurs de modélisation. [Gertler, 1991] a présenté plusieurs méthodes de génération de résidus, y compris les équations de parité, les observateurs pour le diagnostic et le filtre de Kalman dans un cadre cohérent. Il a montré que lorsque les propriétés résiduelles ont été choisies, l'équation de parité et les résidus issus des observateurs mènent à des générateurs de résidus identique ou équivalent. [Frank *et al.*, 2000] ont passé en revue l'état de l'art dans l'évolution du diagnostic de pannes à l'aide de modèles dans les processus techniques. Parmi les livres publiés dans ce domaine, le premier a abordé la question de détection et de diagnostic dans l'industrie chimique a été écrit par [Himmelblau, 1978]. Le premier livre multi-auteurs sur le diagnostic de pannes dans les systèmes dynamiques [Patton *et al.*, 1989], a assuré une large couverture des différentes méthodes. La théorie et l'application de la détection de changements abrupts peuvent être trouvées dans [Basseville et Benveniste, 1986] ; [Basseville et Nikiforov, 1993]. Des ouvrages récents sur la détection et de diagnostic ont été écrits par [Gertler, 1998] ; [Chen et Patton, 1999] ; [Patton *et al.*, 2000] ; [Russell *et al.*, 2000] et [Blanke *et al.*, 2003]. Un certain nombre d'autres références peuvent être trouvées dans les articles de revue et les livres cités ci-dessus.

I.6 Applications

Nous nous sommes également intéressés aux méthodes de diagnostic utilisées en fonction des applications. La diversité des domaines d'application ainsi que le nombre de méthodes de diagnostic à base de modèle engendrent une multitude de combinaisons possibles. Il est impossible d'être exhaustif sur ces dernières. Nous présentons un bref aperçu de ces applications dans le tableau I.1.

La rubrique observateur non linéaire du tableau regroupe diverses approches des systèmes non linéaires, tels que le filtre de Kalman étendu à entrées inconnues [Li *et al.*, 2005], observateur non linéaire à entrées inconnues [Verde, 2001] ; [Sotomayor et Odloak, 2005], observateur non linéaire à mode glissant [Yan et Edwards, 2007], observateur de Luenberger étendu [Khan *et al.*, 2005] ; [Rajaraman *et al.*, 2006] ; [Werlefors et Medvedev, 2007], observateur non linéaire adaptatif [Fragkoulis, 2008], observateur à dynamique de l'erreur linéaire [Kravaris et Savoglidis, 2008].

Application Méthode	Automobile	Nucléaire	électrique	Industrie chimique	Procédé hydraulique (cuves)	Traitement des eaux usées	Génie mécanique
Relations de Redondance Analytique	19						
Espace de parité	1 11	6					
Observateur (ou filtre) linéaire	13		9 12				5
Observateur non linéaire			17	16 18 23	7 8 15	22	14 20 21
Estimation paramétrique	3 4 10						2

Tableau I.1 : répartition des méthodes en fonction du domaine d'application

Légende du tableau :

1. [Gertler *et al.*, 1993]
2. [Sproesser et Gissing, 1994]
3. [Constantinescu *et al.*, 1995]
4. [Dinca *et al.*, 1999]
5. [Edwards *et al.*, 2000]
6. [Yu, 2000]
7. [Verde, 2001]
8. [Hammouri *et al.*, 2002]
9. [Yang, 2002]
10. [Fischer *et al.*, 2003]
11. [Schwarte, 2003]
12. [Dixon, 2004]
13. [Graton, 2005]
14. [Khan *et al.*, 2005]
15. [Li *et al.*, 2005]
16. [Sotomayor et Odloak, 2005]
17. [Mechbal et Vergé, 2006]
18. [Rajaraman *et al.*, 2006]
19. [Sabeh, 2006]
20. [Werlefors et Medvedev, 2007]
21. [Yan et Edwards, 2007]
22. [Fragkoulis, 2008]
23. [Kravaris et Savoglidis, 2008]

Au travers ces quelques références bibliographiques, il n'existe pas de critère objectif nous permettant de dire, pour tel type d'application, telle méthode de diagnostic. Le choix de cette dernière est souvent effectué par rapport aux habitudes des équipes de travail. Le déve-

loppement ces dernières années des observateurs non linéaires, la culture de notre équipe pour les observateurs à mémoire finie [Kratz *et al.*, 1994] ; [Kratz et Aubry, 2003] ; [Graton *et al.*, 2005] ; [Graton *et al.*, 2007] a orienté nos travaux vers l'extension de l'observateur non linéaire de Ciccarella *et al.* [Ciccarella *et al.*, 1995] au cas des systèmes multi-sorties.

Chapitre II

Observateur non linéaire à horizon glissant

II.1 Introduction

Les défaillances dans des processus techniques sont presque inévitables, par exemple, la fuite dans une soupape, un palier cassé ou la défaillance d'un capteur. Ces défaillances peuvent causer des ruptures sévères, aboutissant à l'arrêt de production voir à des accidents. La détectabilité des défaillances avant qu'elles n'aient des conséquences sérieuses est donc fortement désirable. Cependant, dans beaucoup de situations pratiques, pour des raisons techniques ou économiques (construction, positionnement et/ou coût des capteurs), il n'est pas possible d'accéder à toutes les variables d'état d'un système. La mise en place d'un observateur permet de répondre à ce problème.

Les performances d'un outil de diagnostic sont conditionnées par la précision du modèle utilisé, la robustesse de l'observateur aux bruits de mesures ou de modèles afin de limiter au maximum les fausses alarmes tout en garantissant un bon niveau de détection des pannes. Un autre point essentiel pour un outil de diagnostic est la prise en compte du vieillissement du système qui ne doit pas être nécessairement considéré comme un défaut, par exemple, la modification du coefficient de viscosité, la fluidité d'une huile.

Afin de répondre à toutes ces contraintes, le choix de la méthode de diagnostic pour le Radiotélescope de Nançay s'est porté sur l'utilisation d'un observateur non linéaire. La non linéarité permet d'avoir un modèle représentant le plus fidèlement possible le comportement du système. Un des avantages des observateurs est la possibilité d'augmenter la taille du vecteur d'état afin d'estimer également les paramètres du système en les considérant à dynamique nulle. La connaissance à priori des paramètres permet de suivre l'évolution du système surveillé dans le temps. Contrairement aux observateurs linéaires, la convergence des observa-

teurs non linéaire est locale. La grande difficulté dans l'utilisation de tels observateurs réside donc dans leurs initialisations.

Ces dernières années, le développement accru des performances des unités de calculs permet d'envisager l'implémentation en temps réel des observateurs. Pour faciliter cette tâche, une synthèse d'observateur à temps discret permet directement sa mise en œuvre.

Suite aux différentes contraintes précédemment exposées, dans ce chapitre, nous allons aborder le développement d'un observateur non linéaire à mémoire finie pour le cas de système multiples entrées multiples sorties. Dans un premier temps, nous présenterons la classe de systèmes considérés. Nous poursuivrons par les différentes notions d'observabilité. Ensuite, nous exposerons les observateurs newtoniens suivis de l'observateur de Ciccarella *et al.* [Ciccarella *et al.*, 1995], servant de base à l'observateur à mémoire finie pour les systèmes multi-entrées multi-sorties que nous développerons par la suite. Un exemple illustrera les performances de cet observateur. Une comparaison pratique des observateurs sera réalisée afin d'évaluer les performances. Une conclusion terminera ce chapitre.

II.2 Classe de systèmes considérés

Dans ce chapitre, nous nous intéressons aux systèmes non linéaires dont la dynamique est décrite par les équations discrètes suivantes :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f(x_k, u_k) \\ y_k &= h(x_k) \end{aligned} \tag{II.1}$$

où $x_k \in \mathbb{R}^n$, $u_k \in \mathbb{R}^m$ et $y_k \in \mathbb{R}^p$ représentent respectivement le vecteur d'état, le vecteur des entrées et le vecteur des mesures. Les fonctions h et f sont uniformément lipchitziennes ainsi que leur dérivée première.

Soient $U_{[k;k+j]} \in \mathbb{R}^{j \cdot m}$ et $Y_{[k;k+j]} \in \mathbb{R}^{j \cdot p}$, les collections respectives de j entrées et de j sorties consécutives notées sous la forme :

$$U_{[k;k+j]} = \begin{bmatrix} u_k \\ \vdots \\ u_{k+j-1} \\ u_{k+j} \end{bmatrix} \text{ et } Y_{[k;k+j]} = \begin{bmatrix} y_k \\ \vdots \\ y_{k+j-1} \\ y_{k+j} \end{bmatrix}.$$

Pour toute fonction f de \mathbb{R}^n dans \mathbb{R}^n et pour tout entier $b \geq 1$, f^b est définie par :

$$\begin{aligned} f^{b+1}(x_k, U_{[k;k+b]}) &= f(f^b(x_k, U_{[k;k+b-1]}), u_{k+b}) \\ f^1(x_k, U_{[k;k]}) &= f(x_k, u_k) \end{aligned}$$

Grâce à cette définition, nous pouvons écrire la relation entre x_{k+b} et x_k :

$$x_{k+b} = f^b(x_k, U_{[k;k+b-1]})$$

L'utilisation de cette dernière équation permet d'écrire une relation entre la collection des sorties sur N mesures consécutives, l'état à l'instant $k-N+1$ et la collection des entrées :

$$\begin{aligned} y_{k-N+1} &= h(x_{k-N+1}) \\ y_{k-N+2} &= h(x_{k-N+2}) = h(f(x_{k-N+1}, u_{k-N+1})) = h \circ f(x_{k-N+1}, u_{k-N+1}) \\ &\vdots \\ y_k &= h \circ f^{N-1}(x_{k-N+1}, U_{[k-N+1;k-1]}) \end{aligned}$$

Ces équations peuvent être réécrites sous une forme compacte :

$$Y_{[k-N+1;k]} = H(x_{k-N+1}, U_{[k-N+1;k-1]}) \quad (\text{II.2})$$

Dans un premier temps, nous présenterons l'observateur proposé par [Ciccarella *et al.*, 1995] dans le cas mono-sortie. Ensuite, nous aborderons l'extension de cet observateur dans le cas multi-sorties [Delouche *et al.*, 2009].

II.3 Observabilité

Dans ce paragraphe, les notions d'observabilité des systèmes linéaires et non linéaires sont rappelées. Ces rappels sont donnés pour montrer que dans le cas linéaire, la condition d'observabilité est indépendante de l'entrée, et elle est également suffisante pour garantir l'existence d'un observateur exponentielle ou arbitrairement rapide [Luenberger, 1971]. Pour les systèmes non linéaires, la synthèse dépend des entrées, puisque leur observabilité en dépend. [Hermann et Krener, 1977] ; [Nijmeijer, 1982] ; [Bornard *et al.*, 1993] ; [Besançon, 1996] et [Albertini et D'Alessandro, 2002].

II.3.1 Observabilité des systèmes linéaires

Les résultats classiques d'observabilité que l'on peut retrouver dans [Kailath, 1980] et [Wonham, 1985] sont rappelés dans cette partie.

Considérons le système suivant :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= Ax_k + Bu_k \\ y_k &= Cx_k + Du_k \end{aligned}$$

où $x_k \in \mathbb{R}^n$, $u_k \in \mathbb{R}^m$ et $y_k \in \mathbb{R}^p$. Le système est observable si et seulement si

$$\text{rang} \begin{pmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{pmatrix} = n$$

Nous retrouvons les mêmes résultats pour les systèmes linéaires continus.

II.3.2 Observabilité des systèmes non linéaires

Le problème d'observation se complique, dans la mesure où contrairement au cas linéaire, l'observabilité dans ce cas dépend de l'entrée appliquée. Considérons les systèmes non linéaires temps discret décrits par le système (II.1) :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f(x_k, u_k) \\ y_k &= h(x_k) \end{aligned}$$

où $x_k \in \mathbb{R}^n$, $u_k \in \mathbb{R}^m$ et $y_k \in \mathbb{R}^p$. Pour toute entrée $u_k \in \mathbb{R}^m$ constante, $f_{u_k}(x_k) = f(x_k, u_k)$ est un champ de vecteurs C^∞ sur \mathbb{R}^n et les h_i , $i = 1, \dots, p$, composantes de h sont des fonctions C^∞ de \mathbb{R}^n sur \mathbb{R}^n .

Désignons par $U_{[k;k+N-1]}$ une séquence de N entrées admissibles :

$$U_{[k;k+N-1]} = \begin{pmatrix} u_k \\ u_{k+1} \\ \vdots \\ u_{k+N-1} \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{m.N}$$

Soit $\chi_{U_{[0;k-1]}}(k, 0, x_0)$ la solution à l'instant $k \geq 0$ du système (II.1) soumis à la commande $U_{[0;k-1]}$ et issue de la condition initiale x_0 à l'instant $k=0$.

Définition II.1 :

Deux états distincts $x_0, \bar{x}_0 \in \mathbb{R}^n$ sont distinguables si, pour tout $k \in \mathbb{N}$ et toute séquence d'entrées admissibles $U_{[0;k-1]}$, les trajectoires $h(\chi_{U_{[0;k-1]}}(k, 0, x_0))$ et $h(\chi_{U_{[0;k-1]}}(k, 0, \bar{x}_0))$ sont différentes sur leur domaine de définition commun. Dans ce cas, on dit que $U_{[0;k-1]}$ distingue les points x_0 et \bar{x}_0 .

Le système non linéaire (II.1) est dit observable en $x_0 \in \mathbb{R}^n$, si l'ensemble des états indistinguables de x_0 ne contient que x_0 .

Définition II.2 N-observabilité forte :

- Le système (II.1) est dit N-fortement observable ou N-observable en temps fini en $x_0 \in \mathbb{R}^n$ si, pour tout $k \in \mathbb{N}$ et toute séquence d'entrées admissibles $U_{[0;k-1]}$, $h(\chi_{U_{[0;k-1]}}(k,0,x_0)) = h(\chi_{U_{[0;k-1]}}(k,0,\bar{x}_0))$, $\bar{x}_0 \in \mathbb{R}^n$, implique $x_0 = \bar{x}_0$. Dans ce cas, on dit que $U_{[0;k-1]}$ est une entrée universelle pour (II.1) sur $[0;N-1]$.
- Le système non linéaire (II.1) est dit N-localement fortement observable en $x_0 \in \mathbb{R}^n$ s'il existe un voisinage V_{x_0} de x_0 tel que pour tout $\bar{x}_0 \in V_{x_0}$, pour tout $k = 0, \dots, N$ et pour toute séquence d'entrées admissibles $U_{[0;k-1]}$, $h(\chi_{U_{[0;k-1]}}(k,0,x_0)) = h(\chi_{U_{[0;k-1]}}(k,0,\bar{x}_0))$, implique $x_0 = \bar{x}_0$.
- Si ces propriétés sont vraies pour tout $x_0 \in \mathbb{R}^n$, le système (II.1) est dit (N-localement) N-fortement observable.

Une condition d'observabilité plus forte que la N-observabilité en temps fini peut être également définie.

Définition II.3 (observabilité uniforme) :

Le système dynamique (II.1) est dit N-uniformément observable en $x_0 \in \mathbb{R}^n$ si, pour tout $\bar{x}_0 \in \mathbb{R}^n$, tout $k = 0, \dots, N$ et toute séquence d'entrée admissible $U_{[0;k]}$, il existe un entier $N \in [n-1, +\infty[$ et une fonction α de \mathbb{R}^+ dans \mathbb{R}^+ tels que :

$$\sum_{k=0}^N \left\| h(\chi_{U_{[0;k-1]}}(k,0,x_0)) - h(\chi_{U_{[0;k-1]}}(k,0,\bar{x}_0)) \right\| \geq \alpha(\|x_0 - \bar{x}_0\|)$$

où la fonction α est continue, croissante avec $\alpha(0) = 0$.

Le système (II.1) est N-uniformément observable s'il l'est pour tout $x_k \in \mathbb{R}^n$.

Définition II.4 (observabilité au sens du rang) :

Le système dynamique (II.1) est dit observable au sens du rang en $x_0 \in \mathbb{R}^n$ si :

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

où l'espace d'observation $O(h)(x_k)$ est défini par :

$$O(h)(x_k) = Vect\{h_i(x_k), h_i \circ f_{u_{1k}}(x_k), \dots, h_i \circ f_{u_{1k}} \circ \dots \circ f_{u_{ik}}(x_k) \mid 1 \leq i \leq p, u_{1k}, \dots, u_{ik} \in \mathbb{R}^m, x_k \in \mathbb{R}^n\}$$

avec

$$dO(h)(x_0) = \{d\psi(x_0), \psi \in O(h)\}$$

Le système (II.1) est observable au sens du rang s'il l'est pour tout $x_k \in \mathbb{R}^n$.

Si le système est observable au sens du rang en $x_0 \in \mathbb{R}^n$, alors il est localement fortement observable en $\bar{x}_0 \in V_{x_0}$ [Sontag, 1979].

Si le système (II.1) est localement fortement observable, alors la condition d'observabilité au sens du rang est vérifiée sur un ouvert Ω de \mathbb{R}^n .

II.4 Observateurs newtoniens

Les observateurs newtoniens sont des observateurs à horizon glissant utilisant la méthode d'optimisation de Newton ou dans certains cas une méthode quasi-Newtonienne. Ils ont été introduits pour les systèmes à temps discret par Grizzle et Moraal dans [Grizzle et Moraal, 1990] puis améliorés dans [Moraal, 1994] et [Moraal et Grizzle, 1995]. D'autres auteurs ont également contribué à l'étude de ce type d'observateurs, comme nous le verrons plus loin. Considérons les systèmes non linéaires temps discret décrits par le système (II.1) :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f(x_k, u_k) \\ y_k &= h(x_k) \end{aligned}$$

où $x_k \in \mathbb{R}^n$, $u_k \in \mathbb{R}^m$ et $y_k \in \mathbb{R}^p$ représentent respectivement le vecteur d'état, le vecteur des entrées et le vecteur des mesures.

Soit $U_{[k-N+1;k]}$ et $Y_{[k-N+1;k]}$ les séquences respectives des N entrées et N sorties collectionnées sur une fenêtre glissante définie par les instants $\{k-N+1; \dots; k\}$:

$$\begin{aligned} U_{[k-N+1;k]} &= \begin{bmatrix} u_{k-N+1}^T & \dots & u_k^T \end{bmatrix}^T \\ Y_{[k-N+1;k]} &= \begin{bmatrix} y_{k-N+1}^T & \dots & y_k^T \end{bmatrix}^T \end{aligned}$$

Soit la fonction $H_{[k-N+1;k]}(x)$ donnant la séquence de N sorties prédites à partir d'un état initial x et de la séquence d'entrées $U_{[k-N+1;k]}$:

$$H_{U_{[k-N+1;k]}}(x) = \begin{bmatrix} h_{u_{k-N+1}}(x) \\ h_{u_{k-N+2}} \circ f_{u_{k-N+1}}(x) \\ \vdots \\ h_{u_k} \circ f_{U_{[k-N+1;k-1]}}^{N-1}(x) \end{bmatrix}$$

où $f_{U_{[k-N+1;k-1]}}^{N-1}(x) = f_{u_{k-1}} \circ \dots \circ f_{u_{k-N+1}}(x)$.

L'objectif de la méthode consiste alors à trouver l'état x_{k-N+1} solution du système de N équations :

$$Y_{[k-N+1;k]} = H_{U_{[k-N+1;k]}}(x_{k-N+1}) \quad (\text{II.3})$$

Dans le cas où la matrice jacobienne $\frac{\partial H_U}{\partial x}(x)$ est carrée, c'est-à-dire lorsque $n = N \cdot m$, l'algorithme de Newton [Polak, 1997] permet d'approcher la solution de cette équation :

$$\hat{x}_{k-N+1,i+1} = \hat{x}_{k-N+1,i} + \left[\frac{\partial H_{U_{[k-N+1;k]}}}{\partial x}(\hat{x}_{k-N+1,i}) \right]^{-1} \left(Y_{[k-N+1;k]} - H_{U_{[k-N+1;k]}}(\hat{x}_{k-N+1,i}) \right)$$

Si la jacobienne $\frac{\partial H_U}{\partial x}(x)$ n'est pas carrée, il est possible d'utiliser sa pseudo-

inverse $\left[\frac{\partial H_U}{\partial x}(x) \right]^+ = \left[\left(\frac{\partial H_U}{\partial x}(x) \right)^T \frac{\partial H_U}{\partial x}(x) \right]^{-1} \frac{\partial H_U}{\partial x}(x)$, ceci revient alors à utiliser la méthode de Gauss-Newton pour minimiser un critère des moindres carrés. En effet, pour minimiser le critère $\frac{1}{2} \|Y - H_U(x)\|^2 = \frac{1}{2} (Y - H_U(x))^T (Y - H_U(x))$. L'algorithme de Gauss-Newton s'écrit :

$$x_{i+1} = x_i + \left[\frac{\partial H_U}{\partial x}(x_i) \right]^+ (Y - H_U(x_i))$$

Définissons l'application

$$\theta_{U_{[k-N+1;k]}, Y_{[k-N+1;k]}}(x) = x + \left[\frac{\partial H_{U_{[k-N+1;k]}}}{\partial x}(x) \right]^{-1} \left(Y_{[k-N+1;k]} - H_{U_{[k-N+1;k]}}(x) \right)$$

L'observateur proposé par Moraal et Grizzle est décrit par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} z_{k+1} &= \left(\theta_{U_{[k-N+1;k]}, Y_{[k-N+1;k]}} \right)^d \circ f_{u_{k-N}}(z_k) \\ \hat{x}(k) &= f_{u_{k-1}} \circ f_{u_{k-2}} \circ \dots \circ f_{u_{k-N}}(z_k) \end{aligned} \quad (\text{II.4})$$

A chaque instant k , une estimation a posteriori z_{k+1} de l'état continu x_{k-N+1} est obtenue à partir des entrées et des sorties disponibles sur l'intervalle $[k-N+1;k]$. Cette estimée est calculée en utilisant d itérations de l'algorithme de Newton que l'on initialise à l'aide de la prédiction $f_{u_{k-N}}(z_k)$. L'estimée \hat{x}_k s'obtient en appliquant à z_k la fonction f composée N fois avec elle-même, en utilisant comme paramètres successifs les commandes $U_{[k-N;k-1]}$.

Le théorème de convergence que nous présentons ci-dessous est tiré de [Moraal, 1994]. Une version légèrement différente est donnée dans [Grizzle et Moraal, 1990].

Théorème :

Soient O un sous ensemble de \mathbb{R}^n , V un sous ensemble de \mathbb{R}^m , $N \geq 1$ un entier et $\varepsilon > 0$ une constante positive. Notons par \bar{O} le complément dans \mathbb{R}^n de O et définissons $dist(x_k, \bar{O}) = \inf \{\|x - y\|, y \in \bar{O}\}$, et $O_\varepsilon = \{x \in O \mid dist(x, \bar{O}) \geq \varepsilon\}$. Finalement, définissons les constantes β , γ et L par :

$$\beta = \sup \left\{ \left\| \frac{\partial H_U}{\partial x}(x) \right\|^{-1}, x \in O, U \in V^N \right\}$$

$$\gamma = \sup \left\{ \left\| \frac{\partial^2 H_U}{\partial x^2}(x) \right\|^{-1}, x \in O, U \in V^N \right\}$$

$$L = \sup \left\{ \left\| \frac{\partial f_u}{\partial x}(x) \right\|^{-1}, x \in O, U \in V \right\}$$

Supposons que les conditions suivantes sont vérifiées :

- f et h sont deux fois dérivables par rapport à x ,
- il existe un sous ensemble borné $O \subset \mathbb{R}^n$ et un compact $V \subset \mathbb{R}^{N,m}$ tels que pour tout $(x, u) \in O \times V$, $f(x, u) \in O$; en outre, les commandes sont toujours appliquées de telle sorte que $f(x, u) \in O$,
- il existe un entier $N \in \{1, \dots, n\}$ tel que le système d'équations (II.3) :
 - o soit carré,
 - o soit uniformément N -observable par rapport à O et V^N ,
 - o satisfasse la condition de N -observabilité par rapport à O et V^N .

Alors, pour tout $\varepsilon > 1$, il existe δ et d satisfaisant à

$$\delta \leq \min \left\{ \frac{\varepsilon}{L}, \frac{1}{2\beta\gamma L} \right\} \text{ et } d \geq \min \{1, \log_2 \log_2 4L\}, d \in \mathbb{N}.$$

tel que (II.4) est un observateur exponentiel quasi-local pour (II.1) dans le sens où :

- (A) si $x_0 \in O$ et $z_N = x_0$ alors $\hat{x}_k = x_k$ pour tout $k \geq N + 1$

- (B) si $x_0 \in O$, $\|z_n - x_0\| < \delta$ et pour tout $k \geq 0$, $dist(x_k, \bar{O}) \geq \varepsilon$ alors
- $$\|\hat{x}_{k+1} - x_{k+1}\| \leq \frac{1}{2} \|\hat{x}_k - x_k\|.$$

II.5 Observateur MISO de Ciccarella *et al.*

Ciccarella a proposé dans différents travaux ([Ciccarella *et al.*, 1993 a, b] et [Ciccarella *et al.*, 1995]) un observateur pour des systèmes non linéaires multi-entrées mono-sortie.

La publication [Ciccarella *et al.*, 1993 a] est basée sur une formulation en temps continu du système et de l'observateur tandis que les travaux ([Ciccarella *et al.*, 1993 b] et [Ciccarella *et al.*, 1995]) concernent une formulation en temps discret. Cet observateur est construit sur un observateur de Luenberger à dynamique linéaire de l'erreur pour les systèmes non linéaires c'est-à-dire une approximation au premier ordre de l'erreur d'observation.

Alors que de nombreux travaux sur la synthèse d'observateurs non linéaires nécessitent une transformation à travers un changement de coordonnées ([Bestle et Zeitz, 1983] ; [Krener et Isidori, 1983] ; [Keller, 1987] ; [Plestan, 1995] ; [Boutat *et al.*, 2009] et [Zheng *et al.*, 2009]), l'observateur de Ciccarella *et al* ne nécessite pas de changements de coordonnées et assure la convergence locale asymptotique de l'erreur d'observation sous la condition d'observabilité uniforme.

Le principe de cet observateur (présenté ici dans sa formulation en temps discret) est basé sur l'existence de l'inverse de l'application H (II.2) entre un état passé x_{k-n+1} et une fenêtre de n mesures consécutives. L'observateur utilise les collections $U_{[k-n+1;k]}$ et $Y_{[k-n+1;k]}$ pour estimer l'état x_{k-n+1} au début de la fenêtre (voir la relation II.2). L'estimation de l'état courant (instant k) est obtenue par $n-1$ compositions de la fonction f à l'état estimé \hat{x}_{k-n+1} (c'est-à-dire l'état courant de l'observateur) sous la condition d'observabilité uniforme du système sur la fenêtre de n mesures. L'observateur proposé par Ciccarella [Ciccarella *et al*, 1995] a donc la structure suivante :

$$\begin{aligned} \psi_{k+1} &= f(\psi_k, u_{k-n+1}) + [Q(f(\psi_k, u_{k-n+1}), U_{[k-n+2;k]})]^{-1} \times \\ &\quad \left\{ B \times (y_{k+1} - h \circ f^n(\psi_k, U_{[k-n+1;k]})) + K \times (Y_{[k-n+1;k]} - H(\psi_k, U_{[k-n+1;k-1]})) \right\} \\ \hat{x}_k &= f^{n-1}(\psi_k, U_{[k-n+1;k-1]}) \end{aligned}$$

pour $k \geq k_0 = n - 1$

et où Q représente la matrice d'observabilité :

$$\mathcal{Q}(x_{k-n+1}, U_{[k-n+1;k-1]}) = \frac{d}{dx} \begin{bmatrix} h(x_{k-n+1}) \\ h \circ f^1(x_{k-n+1}, U_{[k-n+1;k-1]}) \\ \vdots \\ h \circ f^{n-1}(x_{k-n+1}, U_{[k-n+1;k-1]}) \end{bmatrix} = \frac{d}{dx} H(x_{k-n+1}; U_{[k-n+1;k-1]})$$

et où

$$B = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \text{ et } K = \begin{bmatrix} K_{1,1} & K_{1,2} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & K_{2,2} & K_{2,3} & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \ddots & \ddots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & K_{n-1,n-1} & K_{n-1,n} \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & K_{n,n} \end{bmatrix}.$$

C'est un observateur du système (II.1) dans le cas mono-sortie sous les hypothèses suivantes :

(H1) : le système est uniformément observable sur la fenêtre considérée

(H2) : l'observateur est initialisé dans un voisinage de x_{k_0} :

$$\|f^{n-1}(\psi_{k_0}, U_{[k_0-n+1;k_0-1]}) - x_{k_0}\| < \delta$$

(H3) : les fonctions h et f sont uniformément lipchitziennes ainsi que leur dérivée première :

$$\left\| \frac{dh(x)}{dx} \right\| + \left\| \frac{d^2h(x)}{dx^2} \right\| \leq L_H$$

$$\sup_{\|U_{[k-n+1;k]}\| \leq M} \left[\left\| \frac{df(x, u_{k-n+1})}{dx} \right\| + \left\| \frac{d^2f(x, u_{k-n+1})}{dx^2} \right\| \right] \leq L_F$$

La question que l'on peut se poser à ce moment est : comment choisir la matrice K afin d'assurer la convergence de l'observateur ? Pour répondre à cette question, nous allons aborder quelques éléments de la démonstration. Le lecteur trouvera la démonstration complète dans [Ciccarella *et al.*, 1995].

En posant $z(k) = Y_{[k-n+1;k]} = H(x_{k-n+1}, U_{[k-n+1;k-1]})$, l'existence d'une fonction inverse H^{-1} est garantie par l'hypothèse (H1). Ce qui permet d'écrire $x_{k-n+1} = H^{-1}(z_k, U_{[k-n+1;k-1]})$.

Le système (II.1) peut alors s'écrire sous la forme de Brunovsky suivante :

$$\begin{aligned} z(k+1) &= A \cdot z(k) + B \cdot y(k+1) \\ y(k-n+1) &= C \cdot z(k) \end{aligned}$$

avec les matrices $A (n \times n)$, $B (n \times 1)$ et $C (1 \times n)$:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & 0 & \ddots & 0 \\ \vdots & & \ddots & \ddots & 1 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \text{ et } C = [1 \ 0 \ \cdots \ 0].$$

En notant \hat{z}_k , l'état transformé correspond à ψ_k et définit par $\hat{z}_k = H(\psi_k, U_{[k-n+1;k-1]})$; l'idée directrice de la démonstration est de montrer que \hat{z}_k est un estimateur asymptotique de z_k . Pour cela, on écrit un développement limité au premier ordre en $f(\psi_k, u_{k-n+1})$:

$$\begin{aligned} \hat{z}_{k+1} &= H(\psi_{k+1}, U_{[k-n+2;k]}) \\ &= H(f(\psi_k, u_{k-n+1}), U_{[k-n+2;k]}) \\ &\quad + \left\{ \frac{dH(x, U_{[k-n+2;k]})}{dx} \Big|_{x=f(\psi_k, u_{k-n+1})} \right\} \times [Q(f(\psi_k, u_{k-n+1}), U_{[k-n+2;k]})]^{-1} \times \\ &\quad \left\{ B \times (y_{k+1} - h \circ f^n(\psi_k, U_{[k-n+1;k]})) + K \times (Y_{[k-n+1;k]} - H(\psi_k, U_{[k-n+1;k-1]})) \right\} + R \\ &= (A - K)\hat{z}_k + B \times y_k + K \times Y_{[k-n+1;k]} + R \end{aligned}$$

avec R reste d'ordre supérieur tel que $\|R\| \leq \beta_1 \times \|z_k - \hat{z}_k\|^2$, le lecteur trouvera la démonstration de cette majoration dans [Ciccarella *et al.*, 1995]. On peut donc en déduire l'expression de l'erreur d'estimation ($e_k = \hat{z}_k - z_k$) : $e_{k+1} = (A - K) \times e_k + R(\|e_k\|^2)$. La convergence est obtenue lorsque la matrice $A - K$ est stable, c'est-à-dire que ses valeurs propres sont contenues dans le cercle unité. Pour finir cette démonstration succincte, les auteurs de l'article ont réalisé la majoration de l'erreur d'estimation de l'observateur :

$$\begin{aligned} \|\hat{x}_k - x_k\| &= \|f^{n-1} \circ H^{-1}(\hat{z}_k, U_{[k-n+1;k-1]}) - f^{n-1} \circ H^{-1}(z_k, U_{[k-n+1;k-1]})\| \\ &\leq \gamma_1 \times \|\hat{z}_k - z_k\|. \end{aligned}$$

La majoration de l'erreur d'estimation de l'état du système x_k par l'erreur d'estimation de la variable intermédiaire z_k , elle-même nulle à condition que la matrice $A - K$ soit stable, permet de conclure la convergence locale de l'observateur c'est-à-dire :

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} \|\hat{x}_k - x_k\| = 0.$$

II.6 Observateur dans le cas multi-sorties

Pour réaliser l'extension au cas multi-sorties de l'observateur de Ciccarella *et al.* [Ciccarella *et al.*, 1995], il est nécessaire de transformer la structure de l'observateur sans modifier

la philosophie de sa construction. Les changements concernent le remplacement de l'inverse de la matrice d'observabilité par la pseudo inverse car la matrice H n'est plus carrée, la séparation du terme de correction en deux parties : un terme de prédiction et un terme de correction. La taille des fenêtres devient variable (sous condition d'observabilité). Ce travail est publié dans [Delouche *et al.*, 2009].

Dans le cas multi-sorties, la fonction $h(x_k)$ est un vecteur de dimension p avec $p > 1$. La relation entre l'état et les collections d'entrées et de sorties sur une fenêtre de taille S s'écrit :

$$Y_{[k;k+S]} = H(x_k, U_{[k;k+S-1]})$$

La condition d'observabilité au sens du rang du système (II.1) impose que :

$$\forall x_k \in \mathbb{R}^n, \forall k \in \mathbb{N}, \exists i \in \mathbb{N} \text{ tels que}$$

$$\text{rang} \left(\frac{\partial}{\partial x} H(x_k, U_{[k;k+i-2]}) \right) = n$$

La matrice $\Omega = \frac{\partial}{\partial x} H$ est la matrice d'observabilité du système (II.1)

$$\begin{aligned} \Omega(x_k, U_{[k;k+i-2]}) &= \frac{\partial}{\partial x} \begin{bmatrix} h(x_k) \\ h \circ f^1(x_k, u_k) \\ \vdots \\ h \circ f^{i-2}(x_k, U_{[k;k+i-3]}) \\ h \circ f^{i-1}(x_k, U_{[k;k+i-2]}) \end{bmatrix} \\ &= \frac{\partial}{\partial x} H(x_k, U_{[k;k+i-2]}) \end{aligned} \quad (\text{II.5})$$

II.6.1 Observateur

L'observateur proposé pour les systèmes non linéaires dont la dynamique est décrite par (II.1) est décrit par :

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1} &= f(\hat{x}_k, u_k) \\ &+ [\Omega(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k+1;k+L]})]^\dagger \cdot (Y_{[k+1;k+L+1]} - H(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k;k+L]})) \\ &- K \cdot [\Omega(\hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]})]^\dagger \cdot (Y_{[k;k+L]} - H(\hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]})) \\ \hat{y}_k &= h(\hat{x}_k) \end{aligned} \quad (\text{II.6})$$

où

- \hat{x}_k est l'estimé de x_k ,
- $\Omega^+ = (\Omega^T \Omega)^{-1} \Omega^T$ la pseudo inverse de Moore Penrose,

- $K \in \mathbb{R}^{n \times n}$ le gain matriciel,
- L est le paramètre de réglage de la taille de la fenêtre du terme de prédiction et du terme de correction. La plus petite valeur prise par L est $L = \min(i-1, 1)$. $i-1$ est le nombre de compositions de la fonction f par elle-même permettant de vérifier la condition d'observabilité : $\text{rang}(\Omega((x_k, U_{[k;k+i-2]}))) = n$ où n est la dimension du vecteur d'état.

Le système (II.3) est un observateur du système (II.1) dans le cas multi-sorties sous les hypothèses suivantes :

(H1) : l'observateur est initialisé dans un voisinage de x_{k_0} :

$$\|\hat{x}_{k_0} - x_{k_0}\| < \delta$$

(H2) : les fonctions h et f sont uniformément lipchitziennes ainsi que leur dérivée première :

$$\left\| \frac{dh(x)}{dx} \right\| + \left\| \frac{d^2h(x)}{dx^2} \right\| \leq L_H$$

$$\sup_{\|u\| \leq M} \left(\left\| \frac{df(x, u)}{dx} \right\| + \left\| \frac{d^2f(x, u)}{dx^2} \right\| \right) \leq \delta_f$$

(H3) : $\sigma_{\min}(\Omega(x_k, U_{[k;k+i-2]})) \leq \beta$, $\forall x_k \in \mathbb{R}^n$, $\forall k \in \mathbb{N}$

où $\sigma_{\min}(A)$ est la plus petite valeur singulière de la matrice A .

II.6.2 Convergence

Dans ce paragraphe, nous allons aborder la convergence de l'observateur afin de déterminer le choix du gain matriciel K permettant d'assurer la condition $\lim_{k \rightarrow +\infty} \|\hat{x}_k - x_k\| = 0$.

Pour cela, nous allons exprimer l'erreur d'estimation $e_{k+1} = x_{k+1} - \hat{x}_{k+1}$ en fonction de e_k .

$$\begin{aligned} e_{k+1} &= x_{k+1} - \hat{x}_{k+1} \\ e_{k+1} &= f(x_k, u_k) - f(\hat{x}_k, u_k) \\ &\quad - [\Omega(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k+1;k+L]})]^\dagger \cdot (Y_{[k+1;k+L+1]} - H(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k;k+L]})) \\ &\quad + K \cdot [\Omega(\hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]})]^\dagger \cdot (Y_{[k;k+L]} - H(\hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]})) \\ e_{k+1} &= [\Omega(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k+1;k+L]})]^\dagger \cdot \\ &\quad \left\{ \Omega(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k+1;k+L]}) \cdot (f(x_k, u_k) - f(\hat{x}_k, u_k)) - Y_{[k+1;k+L+1]} + H(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k;k+L]}) \right\} \\ &\quad + K \cdot [\Omega(\hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]})]^\dagger \cdot (Y_{[k;k+L]} - H(\hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]})) \end{aligned}$$

En utilisant la relation $f(a) - f(b) = \int_0^1 \frac{df}{dt}(a \cdot t + (1-t) \cdot b) dt$ et l'équation (II.3), l'erreur

d'estimation peut s'écrire :

$$e_{k+1} = \left[\Omega(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k+1;k+L]}) \right]^+ \cdot \left\{ \Omega(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k+1;k+L]}) \cdot (f(x_k, u_k) - f(\hat{x}_k, u_k)) \right. \\ \left. - \Omega(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k+1;k+L]}) \cdot (f(x_k, u_k) - f(\hat{x}_k, u_k)) + R_1 \right\} \\ + K \left[\Omega(\hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]}) \right]^+ \cdot \left(\Omega(\hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]}) (x_k - \hat{x}_k) + R_2 \right)$$

avec

$$R_1 = - \int_0^1 \left(\Omega(t \cdot f(x_k, u_k) + (1-t) \cdot f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k+1;k+L]}) - \Omega(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k+1;k+L]}) \right) \cdot \\ (f(x_k, u_k) - f(\hat{x}_k, u_k)) dt$$

$$R_2 = \int_0^1 \left(\Omega(t \cdot x_k + (1-t) \hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]}) - \Omega(\hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]}) \right) (x_k - \hat{x}_k) dt$$

Nous obtenons donc :

$$e_{k+1} = K e_k + \left[\Omega(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k+1;k+L]}) \right]^+ R_1 + K \left[\Omega(\hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]}) \right]^+ R_2 \quad (\text{II.7})$$

L'utilisation des hypothèses (H2) et (H3) nous permet de majorer les termes R_1 et R_2 , nous obtenons alors :

$$\|R_1\| \leq \frac{1}{2} \delta_h \delta_f^{L+1} \|x_k - \hat{x}_k\|^2 = \frac{1}{2} \delta_h \delta_f^{L+1} \|e_k\|^2$$

$$\|R_2\| \leq \frac{1}{2} \delta_h \delta_f^{L-1} \|x_k - \hat{x}_k\|^2 = \frac{1}{2} \delta_h \delta_f^{L-1} \|e_k\|^2$$

Nous déduisons alors :

$$\left[\Omega(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k+1;k+L]}) \right]^+ R_1 + K \left[\Omega(\hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]}) \right]^+ R_2 \leq \frac{1}{2} \delta_h \delta_f^{L-1} \sigma_{\min}(\Omega) (\delta_f^2 + \|K\|) \|e_k\|^2$$

L'équation (II.5) s'écrit donc

$$e_{k+1} = K e_k + R \left(\|e_k\|^2 \right) \quad (\text{II.8})$$

où R reste d'ordre supérieur.

La convergence de l'observateur est donc obtenue, sous les trois hypothèses précédemment citées, sous la condition que la matrice K soit stable, c'est-à-dire que ses valeurs propres sont contenues dans le cercle unité.

II.7 Exemple

Afin d'avoir une première idée sur les performances de la méthode, nous appliquons directement l'algorithme à un exemple de simulation.

Soit le système non linéaire SIMO dont la dynamique est décrite par les équations en temps discret suivantes : (exemple imaginé à partir de celui de [Ciccarella *et al.*, 1995])

$$x_{k+1} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -a_0 & -a_1 \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} 0 \\ b \end{bmatrix} u_k$$

$$y_k = \begin{bmatrix} x_{1,k} \cdot x_{2,k} \\ \sin(x_{1,k}) \end{bmatrix}$$

avec $x_0 = [4 \ 5]^T$, $a_0 = 0.3$, $a_1 = 1.1$, $b = 2.4$ et $u_k = 5 + 5 \sin(0.7k) + 2 \sin(0.4k)$.

II.7.1 Estimation d'état

La condition pour que le système soit observable au sens du rang, nous permet de déduire que la taille minimum des fenêtres (prédiction et correction) doit être $L = 1$.

La figure II.1 présente l'évolution des deux états (traits continus) et de leurs estimés (cercle). La figure II.2 présente les erreurs d'estimation entre les états réels et leurs estimés respectifs. Le système est simulé à partir des conditions initiales $x_0 = [4 \ 5]^T$ tandis que l'observateur est initialisé avec $\hat{x}_0 = [2.5 \ 8]^T$, $L = 1$ et $K = 0.8 \cdot I_2$ où I_2 est la matrice identité. Nous constatons sur la figure II.1 que l'observateur estime correctement les deux états à partir du 5^{ième} instant. La figure 2 montre que l'erreur d'estimation des états est nulle à partir du 25^{ième} instant pour x_1 et du 15^{ième} instant pour x_2 .

Nous constatons que la vitesse de convergence de l'observateur peut être augmentée en choisissant le gain matriciel K tels que ses valeurs propres soient plus proches de 0. La figure II.3 illustre cette propriété en proposant le tracé des deux erreurs d'estimations pour trois valeurs de K : $K = 0.8I_2$, $K = 0.5I_2$ et $K = 0.2I_2$. La taille de la fenêtre L a également une influence sur la convergence comme l'illustre la figure II.4. Nous constatons qu'à partir de $L > 5$, l'apport d'information n'améliore plus les performances. Dans le cadre des systèmes LTV, le lecteur pourra consulter [Graton, 2005].

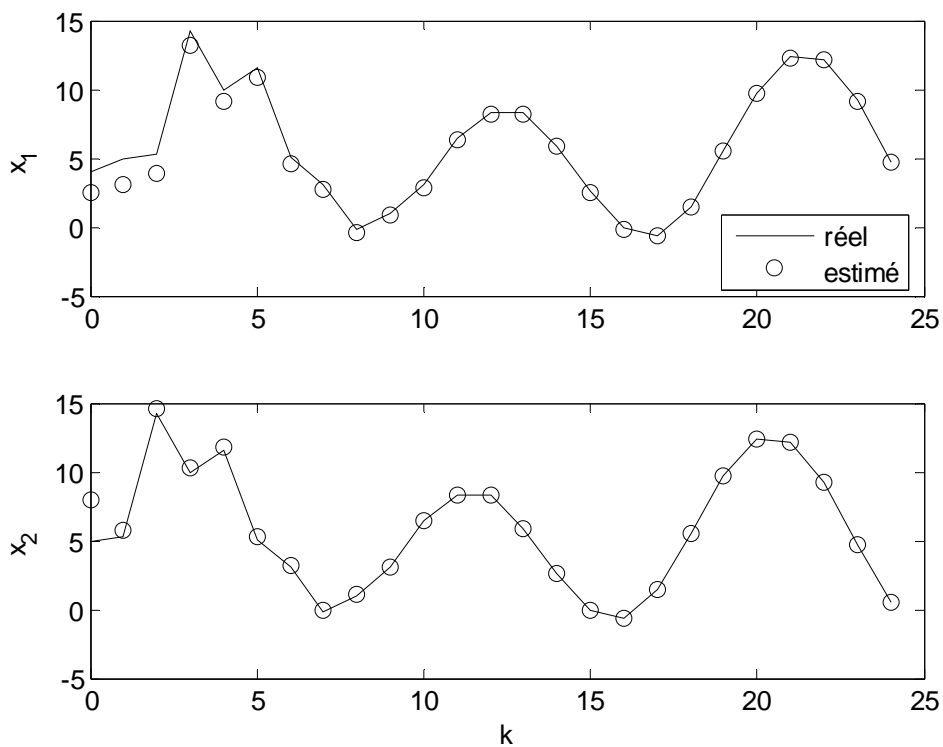


Figure II.1 : évolution des états

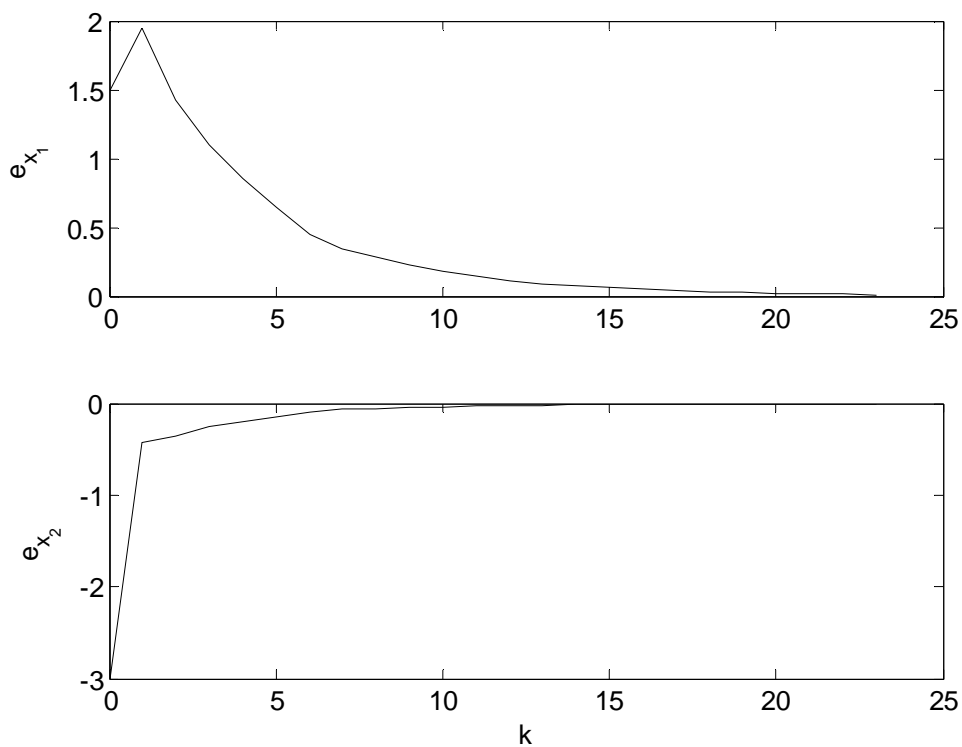


Figure II.2 : erreurs d'estimation des états

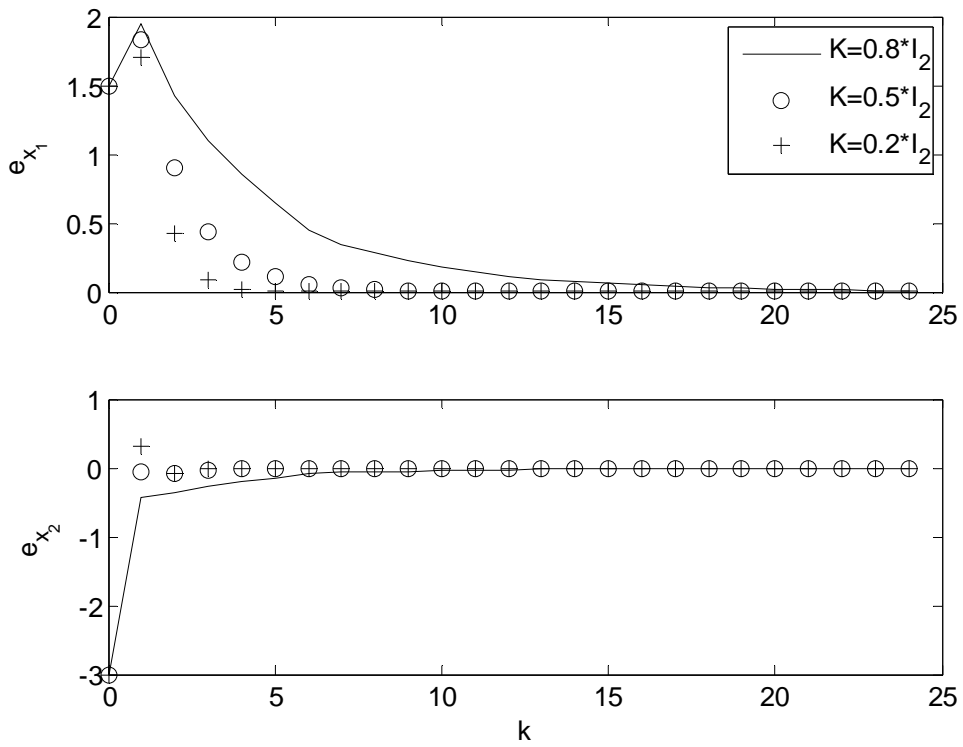


Figure II.3 : influence du gain matriciel K sur la vitesse de convergence pour $L = 1$

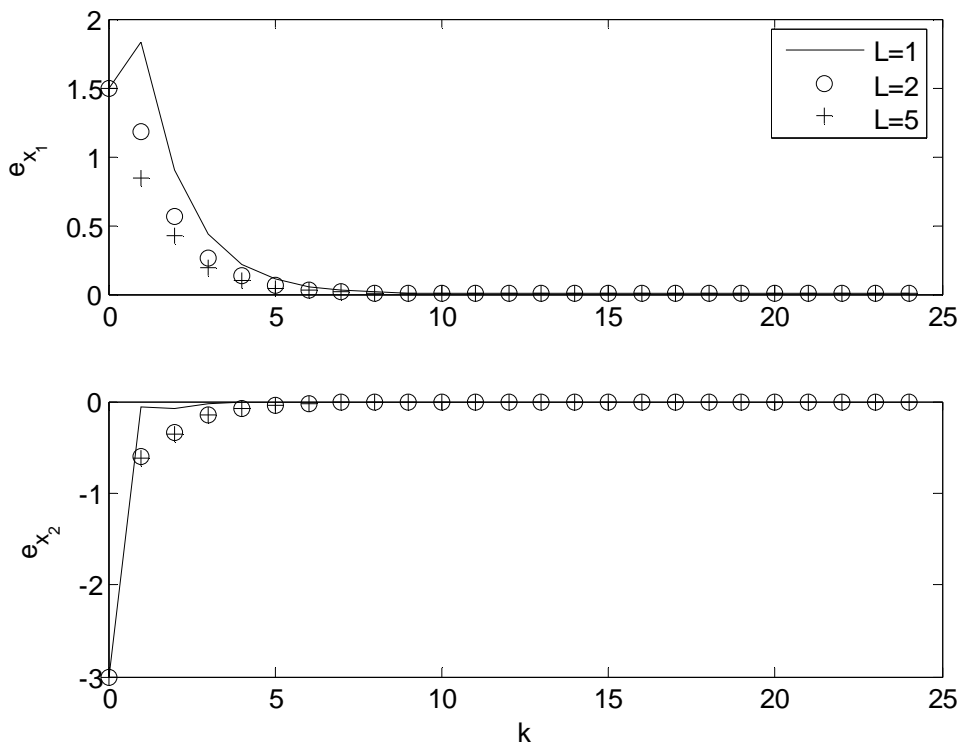


Figure II.4 : influence de L sur la vitesse de convergence avec $K = 0.5I_2$

II.7.2 Estimation des paramètres

Nous allons maintenant nous intéresser à l'estimation des états et des paramètres du système (a_0 , a_1 et b). Le modèle décrivant l'évolution des états et des paramètres en considérant que les paramètres restent constants, utilisé par l'observateur s'écrit alors :

$$X_{k+1} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -X_{3,k} & -X_{4,k} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X_k + \begin{bmatrix} 0 \\ X_{5,k} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u_k$$

$$Y_k = \begin{bmatrix} X_{1,k} \cdot X_{2,k} \\ \sin(X_{1,k}) \end{bmatrix}$$

avec $X_k = [x_{1,k} \quad x_{2,k} \quad a_{0,k} \quad a_{1,k} \quad b_k]^T$ et $u_k = 5 + 5\sin(0.7k) + 2\sin(0.4k)$.

Ce nouveau modèle pour l'observateur modifie la condition d'observabilité qui impose un changement de la taille de fenêtre donc la valeur minimale de L est $L = 2$. L'observateur est initialisé avec $\hat{x}_0 = [2.5 \quad 8 \quad 0 \quad 1 \quad 2]^T$, $K = 0.2I_5$ et $L = 2$. Dans cette configuration, les figures II.5 et II.6 représentent respectivement l'erreur d'estimation des états et l'estimation des paramètres du système. Les figures II.7 et II.8 reprennent respectivement les figures II.5 et II.6 dans le cas où $L = 10$ (nous invitons le lecteur à faire attention aux différentes échelles). Nous constatons sur ces différentes figures que l'observateur estime correctement les états et les paramètres du système. Le choix dans la longueur des fenêtres (prédiction et correction) influence la rapidité de convergence de l'estimation des paramètres du système vers les "vraies" valeurs. Par contre, l'estimation des états $x_{1,k}$ et $x_{2,k}$ du système est peu sensible à l'influence de ce paramètre.

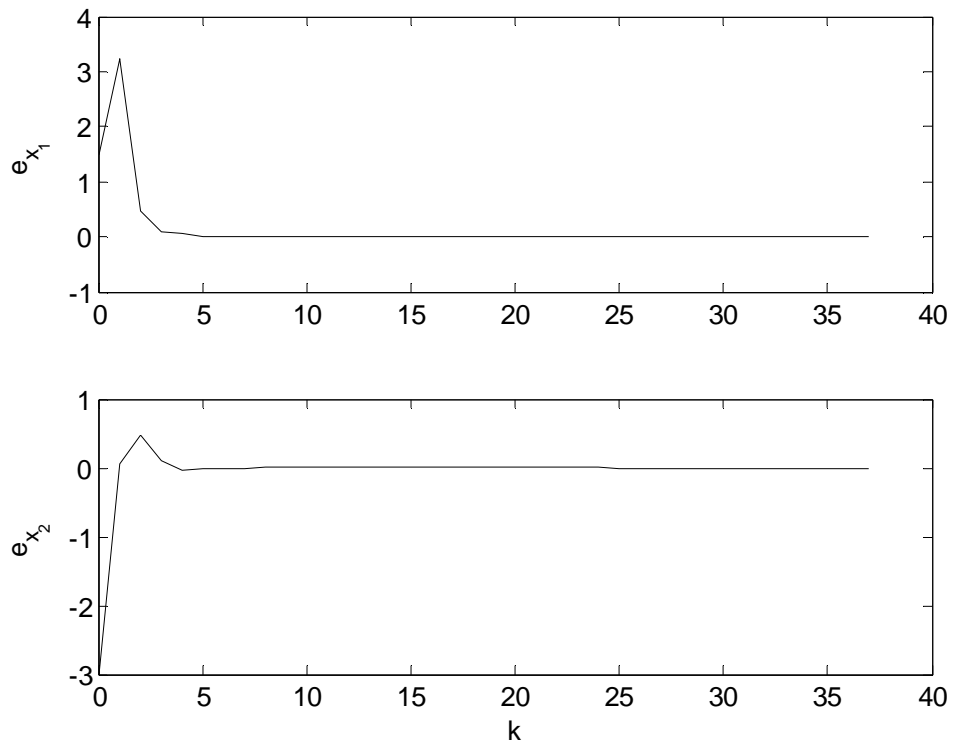


Figure II.5 : erreur d'estimation des états du système pour $L = 2$

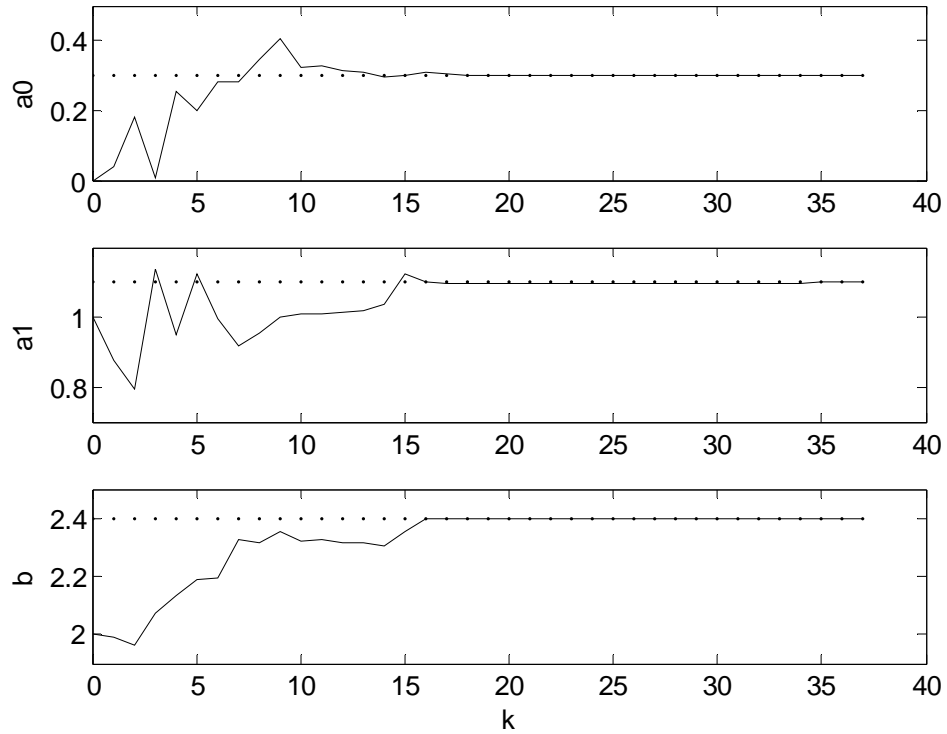


Figure II.6 : estimation des paramètres du système pour $L = 2$

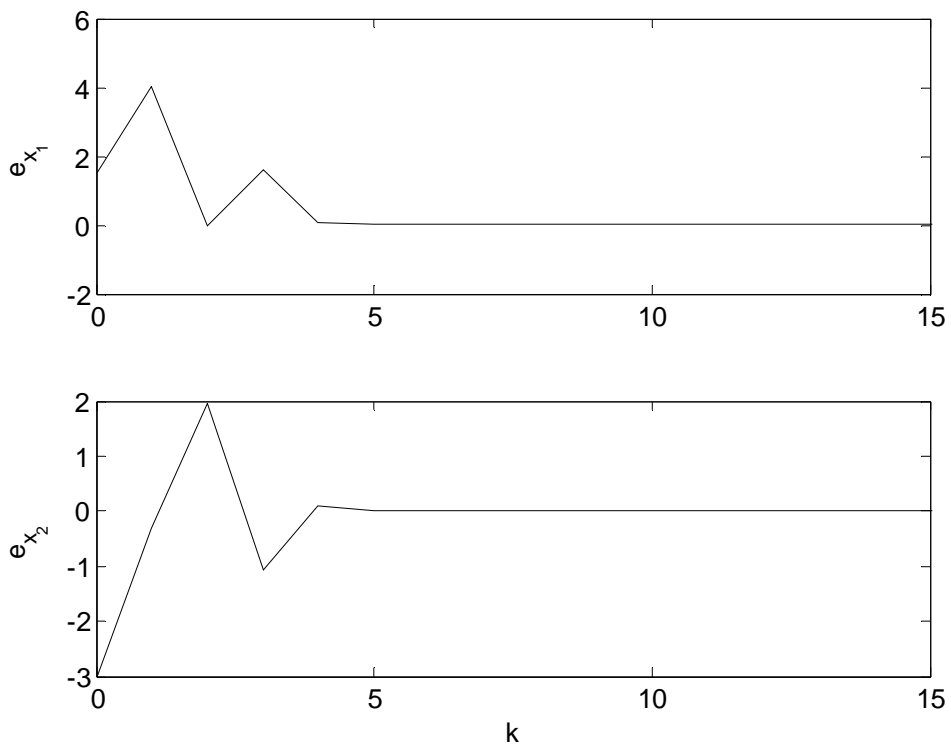


Figure II.7 : erreur d'estimation des états du système pour $L = 10$

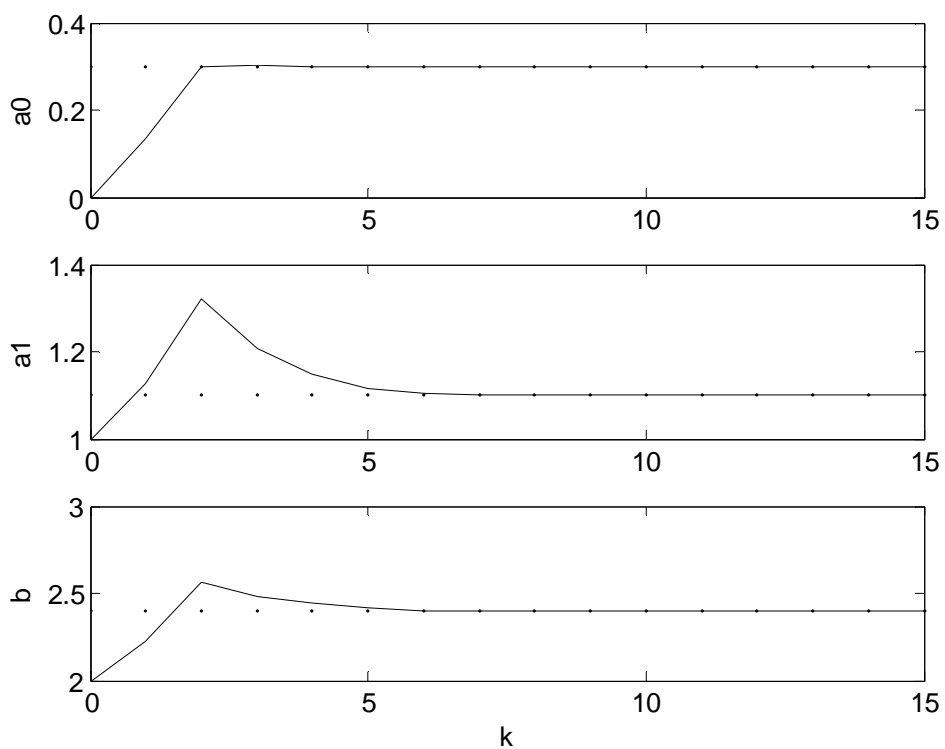


Figure II.8 : estimation des paramètres du système pour $L = 10$

II.7.3 Bruit de mesure

Dans ce paragraphe, nous nous intéressons à l'influence du bruit de mesure sur l'estimation des états et des paramètres. Nous reprenons les mêmes conditions que précédemment, c'est-à-dire $K = 0.2I_5$, $x_0 = [4 \ 5]^T$ et $\hat{x}_0 = [2.5 \ 8 \ 0 \ 1 \ 2]^T$. Nous modifions la commande par $u_k = 5 + 2 \sin(0.15k) + 2 \sin(0.2k)$. Le bruit de mesure représente un pour cent de la valeur maximale des sorties.

Les résultats de simulations montrent que nous obtenons une bonne estimation des états et des paramètres du système à partir de $L = 7$ sachant que la taille minimale dans le cas déterministe est $L = 2$. La figure II.9 montre l'estimation des états pour $L = 10$. Les figures II.10 et II.11 présentent l'estimation des paramètres respectivement pour $L = 10$ et $L = 20$. Les résultats de la simulation soulignent que l'observateur estime correctement les états et les paramètres de l'exemple. Nous observons sur les figures II.10 et II.11 le comportement de filtrage de l'observateur (quand L augmente).

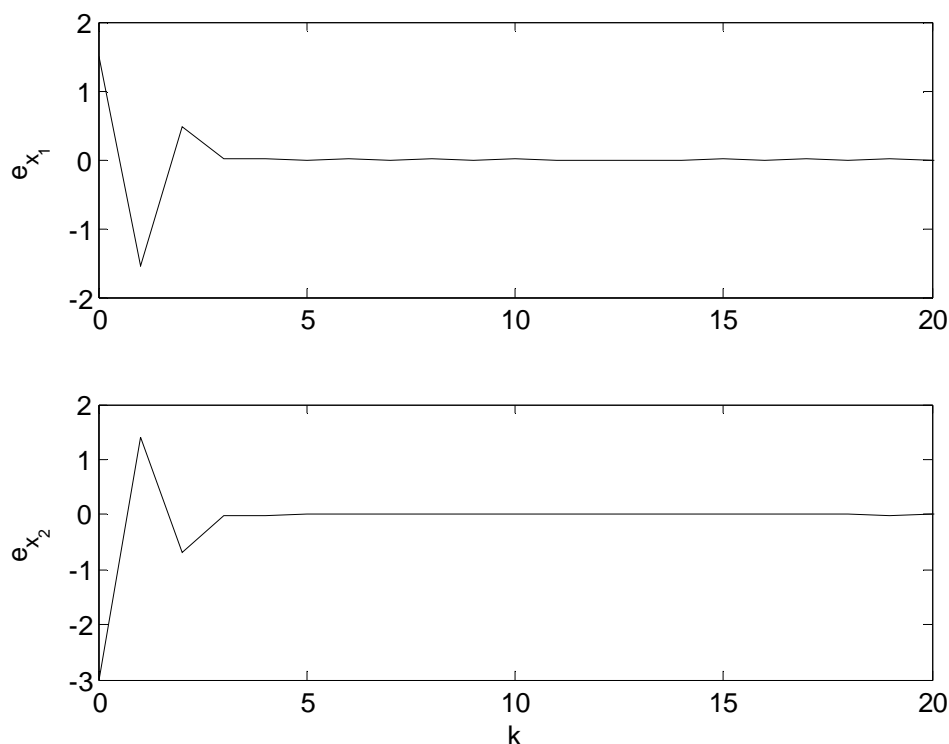


Figure II.9 : erreur d'estimation des états en présence de bruit pour $L = 10$

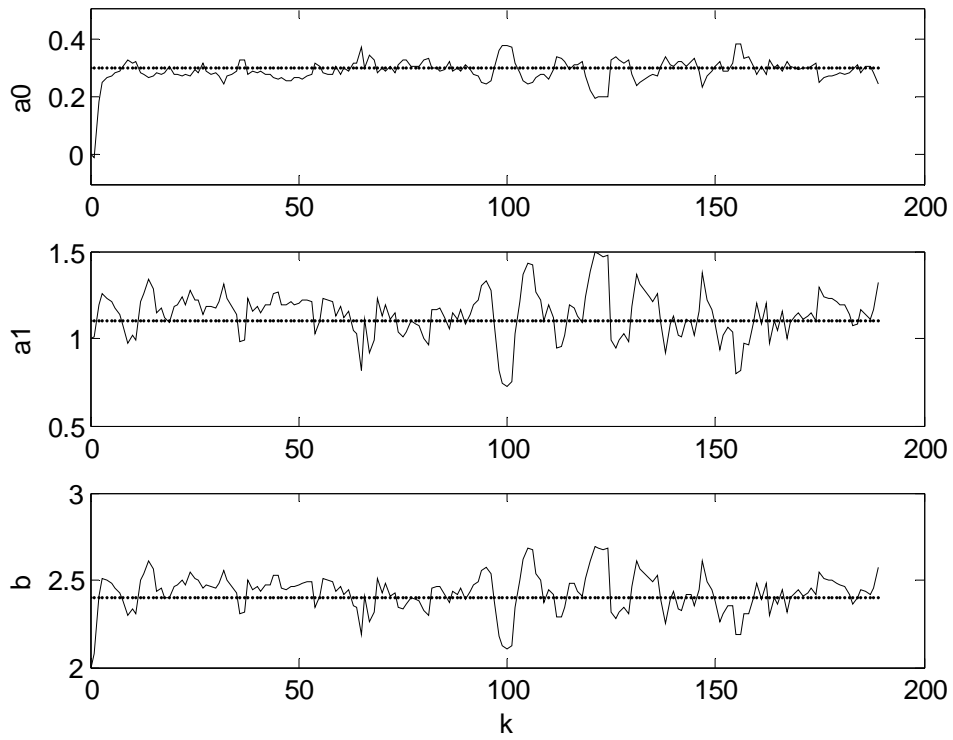


Figure II.10 : estimation des paramètres en présence bruit pour $L = 10$

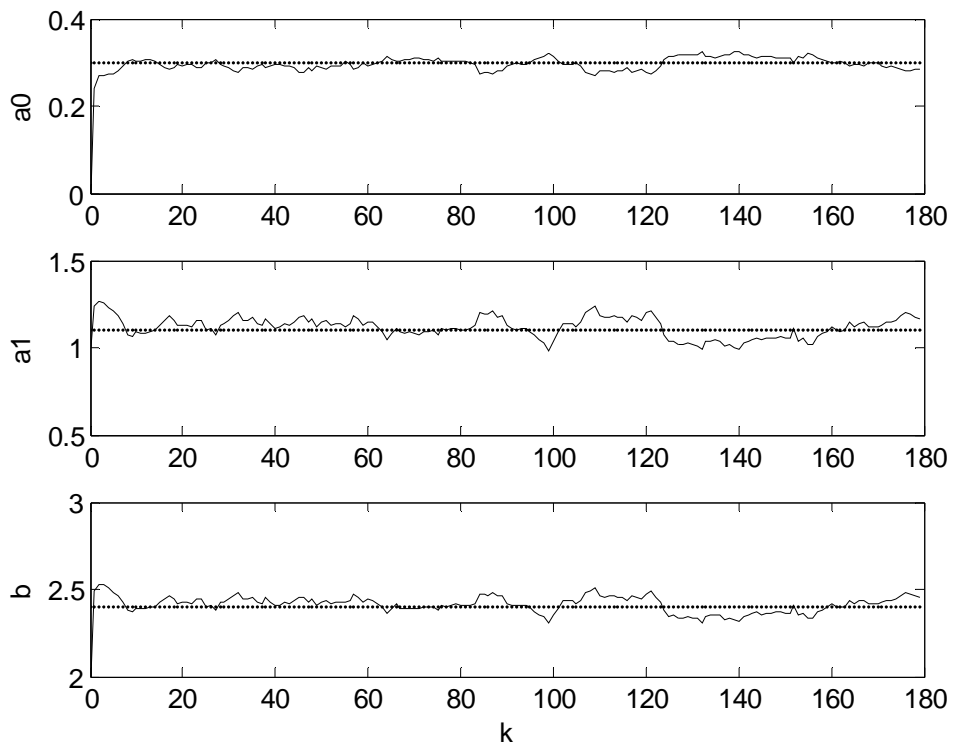


Figure II.11 : estimation des paramètres en présence bruit pour $L = 20$

II.8 Évaluation pratique des performances

Dans ce paragraphe, nous allons évaluer les performances de l'observateur de Ciccarella et son extension au cas multi-sorties en les comparant respectivement à l'observateur de Newton et à l'observateur de Gauss-Newton dans leurs formulations à une itération.

II.8.1 Mono-sortie

Nous reprenons ici l'exemple de [Ciccarella *et al.*, 1995] afin de comparer numériquement les performances des observateurs.

$$x_{k+1} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -a_0 & -a_1 \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} 0 \\ b \end{bmatrix} u_k$$

$$y_k = [x_{1,k} \cdot x_{2,k}]$$

avec $x_0 = [4 \ 5]^T$, $a_0 = 0.3$, $a_1 = 1.1$, $b = 2.4$ et $u_k = 5 + 5\sin(0.7k) + 2\sin(0.4k)$.

L'observateur de Ciccarella *et al.* présente des similitudes avec l'observateur de Newton dans sa formulation à une itération. En effet, en choisissant $K = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, l'observateur de Ciccarella *et al.* est identique à l'observateur de Newton. Nous obtenons alors l'équation suivante :

$$\hat{x}_k = f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}) + [Q(f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}), U_{[k;k]})]^{-1} \times$$

$$\left\{ B \times (y_{k+1} - h \circ f^2(\hat{x}_{k-1}, U_{[k-1;k]})) + K \times (Y_{[k-1;k]} - H(\hat{x}_{k-1}, U_{[k-1;k-1]})) \right\}$$

dans le cas particulier de l'exemple, cette équation peut s'écrire :

$$\hat{x}_k = f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}) + \left[\frac{\partial H_{U_{[k-1;k]}}}{\partial x} (f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1})) \right]^{-1} (Y_{[k;k+1]} - H_{U_{[k-1;k]}}(f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1})))$$

Nous retrouvons bien l'expression de l'observateur de Newton. De façon générale, en choisissant $K_{i,i} = 0$ pour $i = 1, \dots, n$ et $K_{i,i+1} = 1$ pour $i = 1, \dots, n-1$, l'observateur de Ciccarella *et al.* est équivalent à l'observateur de Newton.

Les deux observateurs sont initialisés avec $\hat{x}_0 = [2.5 \ 8]^T$, la figure II.12 montre que les deux observateurs donnent la même estimation des états de l'exemple ainsi que leurs convergences.

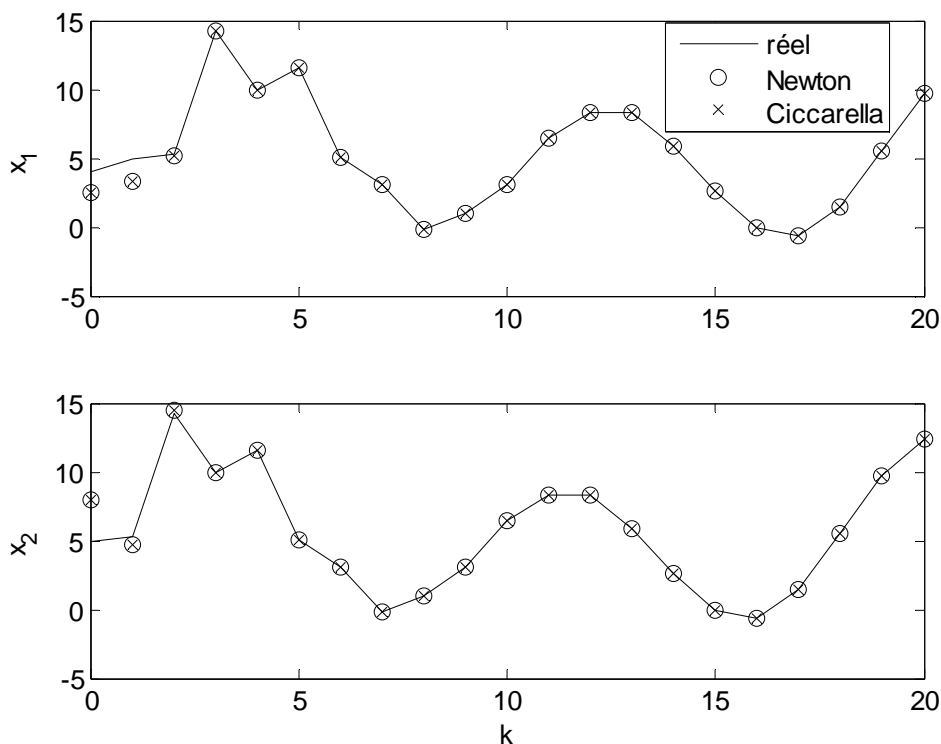


Figure II.12 : évolution des états

Les auteurs de [Ciccarella *et al.*, 1995] affirment que leur observateur est un observateur robuste en comparaison à un observateur non robuste sans aucune autre précision. Dans la suite de ce paragraphe, nous allons évaluer les dites performances de cet observateur en comparaison à l'observateur de Newton. Les deux observateurs seront initialisés $\hat{x}_0 = [2.5 \ 8]^T$. La figure II.13 montre l'erreur d'estimation des états obtenue à l'aide des observateurs de Ciccarella *et al.* ($K = 0.4I_2$ et $K = 0.7I_2$) et de l'observateur de Newton. Nous remarquons que l'observateur de Ciccarella *et al.* n'estime pas correctement les états du système malgré le fait que la matrice K vérifie la condition de convergence. L'observateur ne diverge pas mais oscille autour des états réels du système. Lorsque l'on choisit les valeurs propres de $(A - K)$ proches de zéro, nous constatons que le phénomène oscillatoire disparaît et que ces performances sont dans le meilleur des cas équivalentes à celle de l'observateur de Newton.

Dans le cas de notre exemple, le coefficient $K_{1,2}$ n'influe pas les valeurs propres de $(A - K)$ mais a une influence sur la convergence. En choisissant les valeurs de $(A - K)$ égale à zéro et $K_{1,2} = 10$, la convergence de l'observateur n'est plus assurée comme l'illustre la figure II.14. Les auteurs de l'article [Ciccarella *et al.*, 1995] ne précisent pas comment choisir

les coefficients $K_{i,i+1}$ pour $i=1,\dots,n-1$. Ce problème vient du fait que les auteurs de l'article font une supposition sur la norme de la matrice K (qui doit rester finie). Le choix des coefficients $K_{i,i+1}$ peut engendrer la perte de la condition implicite de la norme et entraîner la divergence de l'observateur. L'équation $\hat{z}_{k+1} = (A - K)\hat{z}_k + B \times y_k + K \times Y_{[k-n+1,k]} + R$ (paragraphe II.5) met en exergue ce problème. Pour corriger ce dernier, nous proposons de les choisir égaux à zéro c'est-à-dire de considérer que la matrice K soit diagonale.

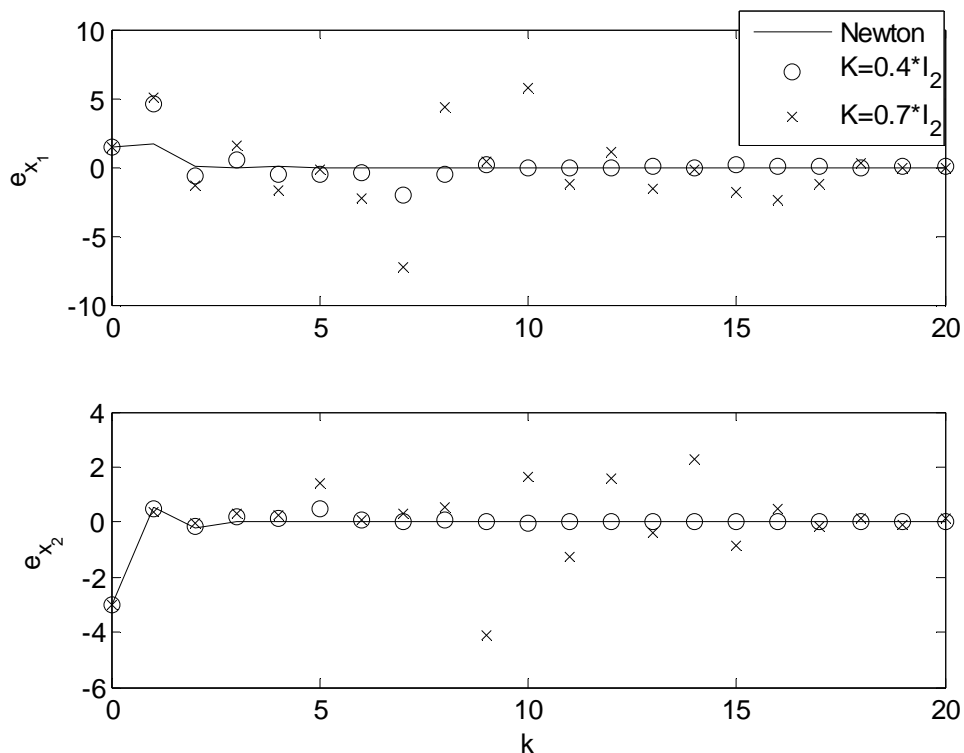
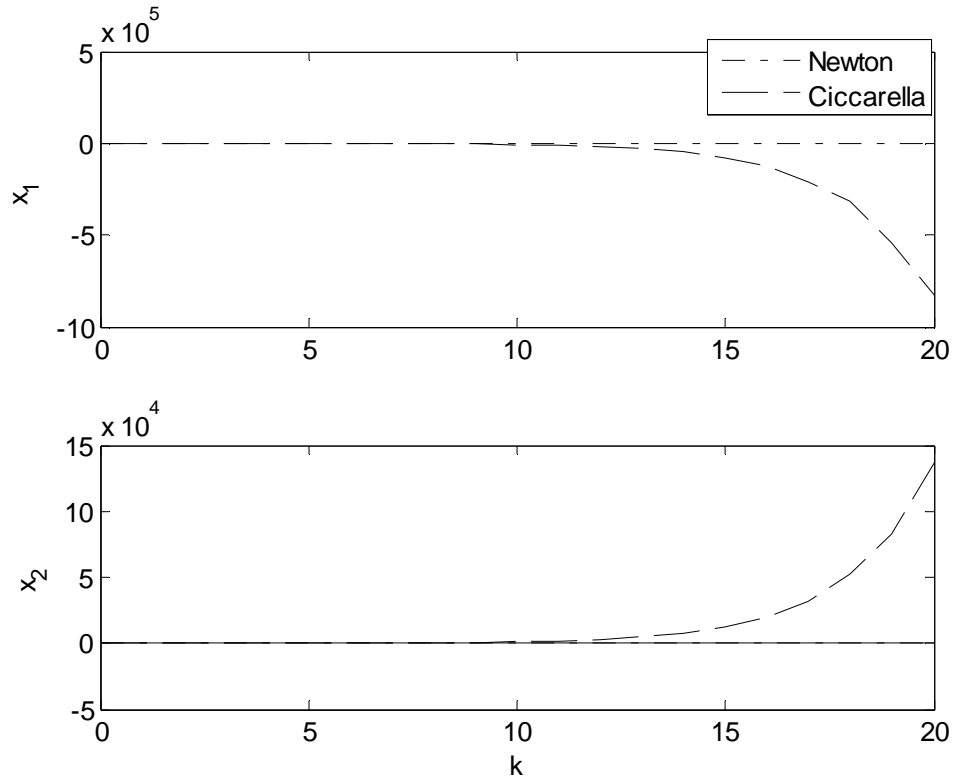


Figure II.13 : erreur d'estimation des états par les deux observateurs


 Figure II.14 : influence du paramètre $K_{l,2}$

Nous avons montré à travers cet exemple que l'observateur de Ciccarella *et al.* n'est pas très robuste contrairement à l'affirmation des auteurs. Tous les résultats de simulations montrent que les performances de cet observateur sont aux mieux équivalentes à celle de l'observateur de Newton à condition que les valeurs propres de $(A - K)$ soient proches de zéro et que la matrice K soit une matrice diagonale.

II.8.2 Cas multi-sorties

Nous remarquons que l'observateur de Ciccarella étendu aux systèmes multi-entrées multi-sorties est équivalent à l'observateur de Gauss Newton lorsque $K = 0$.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1} = & f(\hat{x}_k, u_k) \\ & + [\Omega(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k+1;k+L]})]^\dagger \cdot (Y_{[k+1;k+L+1]} - H(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k;k+L]})) \\ & - K \cdot [\Omega(\hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]})]^\dagger \cdot (Y_{[k;k+L]} - H(\hat{x}_k, U_{[k;k+L-1]})) \end{aligned}$$

l'équation de l'observateur de Ciccarella étendu devient alors :

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1} = & f(\hat{x}_k, u_k) \\ & + [\Omega(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k+1;k+L]})]^\dagger \cdot (Y_{[k+1;k+L+1]} - H(f(\hat{x}_k, u_k), U_{[k;k+L]})) \end{aligned}$$

nous retrouvons alors l'équation de l'observateur de Gauss Newton.

Pour comparer les performances de ces deux observateurs, nous choisissons comme exemple le pendule inversé (figure II.15) [Sultan et Mirza, 2003], système non linéaire modélisé par les équations à temps discret suivantes :

$$\begin{aligned}
 x_{k+1} &= x_k + Te \cdot v_k \\
 v_{k+1} &= v_k + Te \cdot \frac{l + m \cdot l^2}{(M + m)(l + m \cdot l^2) - m^2 \cdot l^2 \cdot \cos^2(\theta_k)} \cdot \\
 &\quad \left(\frac{g \cdot m^2 \cdot l^2 \cdot \sin(2 \cdot \theta_k)}{2(l + m \cdot l^2)} + m \cdot l \cdot \omega_k^2 \cdot \sin(\theta_k) + F \right) \\
 \theta_{k+1} &= \theta_k + Te \cdot \omega_k \\
 \omega_{k+1} &= \omega_k + Te \cdot \left(-\frac{1}{l + m \cdot l^2} m \cdot g \cdot l \cdot \sin(\theta_k) - \right. \\
 &\quad \left. \frac{m \cdot l \cdot \cos(\theta_k)}{(M + m)(l + m \cdot l^2) - m^2 \cdot l^2 \cdot \cos^2(\theta_k)} \cdot \left(\frac{g \cdot m^2 \cdot l^2 \cdot \sin(2 \cdot \theta_k)}{2(l + m \cdot l^2)} + m \cdot l \cdot \omega_k^2 \cdot \sin(\theta_k) + F \right) \right) \\
 y_k &= \begin{bmatrix} x_k \\ \theta_k \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

avec x la position du chariot, v la vitesse du chariot, θ l'angle du pendule, ω la vitesse de rotation du pendule, on pose $X = [x \ v \ \theta \ \omega]^T$ le vecteur d'état du système. $X_0 = [1 \ 0 \ 0.2 \ 0]^T$, $M = 0.9 \text{ kg}$, $m = 0.1 \text{ kg}$, $l = 0.8 \text{ m}$, $g = 9.8 \text{ m.s}^{-2}$, $F = 5 \text{ N}$ et $Te = 0.01 \text{ s}$.

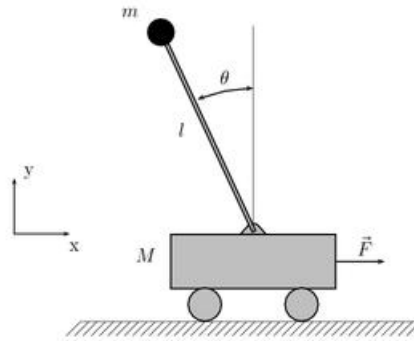


Figure II.15 : pendule inversé

Les conditions d'observabilité nous imposent de choisir une taille minimum de fenêtre $L = 1$, nous choisissons cette valeur pour les simulations. Les observateurs sont initialisés avec $\hat{X}_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$.

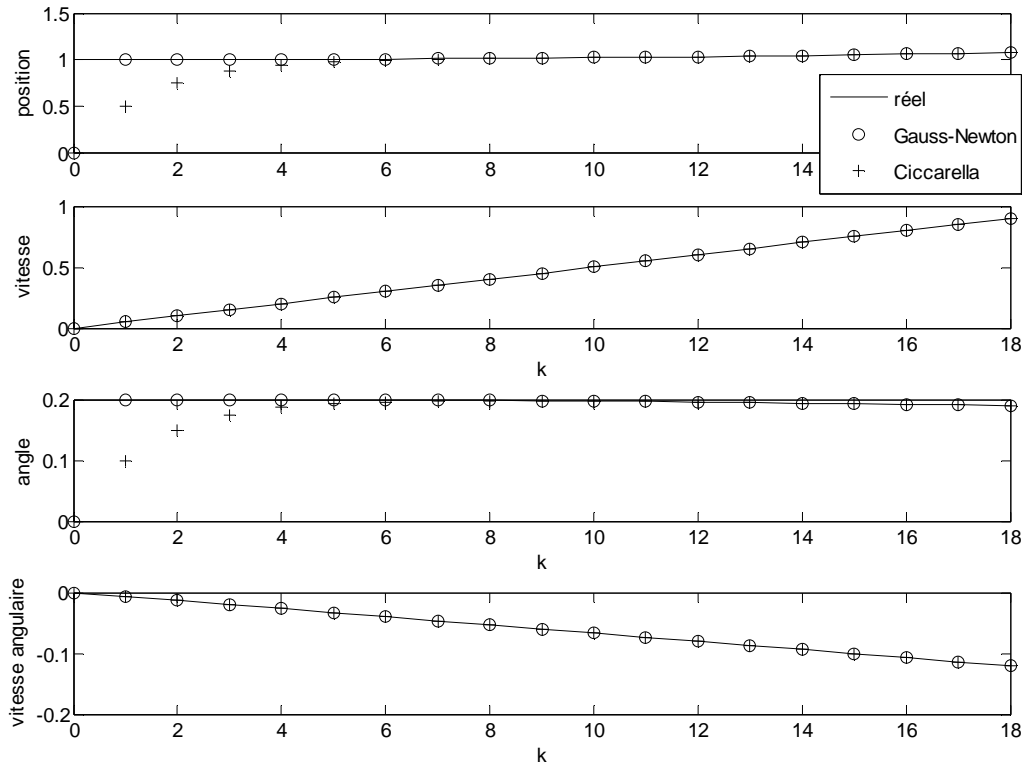


Figure II.16 : estimation des états

La figure II.16 montre que les observateurs estiment correctement les états. Le gain K de l'observateur de Ciccarella étendu aux cas multi-sorties est choisi égal à $K = 0.5I_4$. Nous remarquons que l'observateur Gauss Newton est plus rapide.

La figure II.17 montre l'estimation des états obtenue à l'aide des observateurs de Ciccarella étendu ($K = 0.3I_4$ et $K = 0.7I_4$) et de l'observateur de Gauss Newton. Nous constatons que l'observateur de Ciccarella étendu est moins rapide que l'observateur de Gauss Newton dans les mêmes conditions de simulation. Nous obtenons les meilleurs résultats lorsque $K = 0$, c'est-à-dire que nous avons équivalence entre les deux observateurs. Ce résultat est logique au vue de l'équation de l'erreur d'estimation de l'observateur de Ciccarella étendu $\left(e_{k+1} = Ke_k + R\left(\|e_k\|^2\right) \right)$.

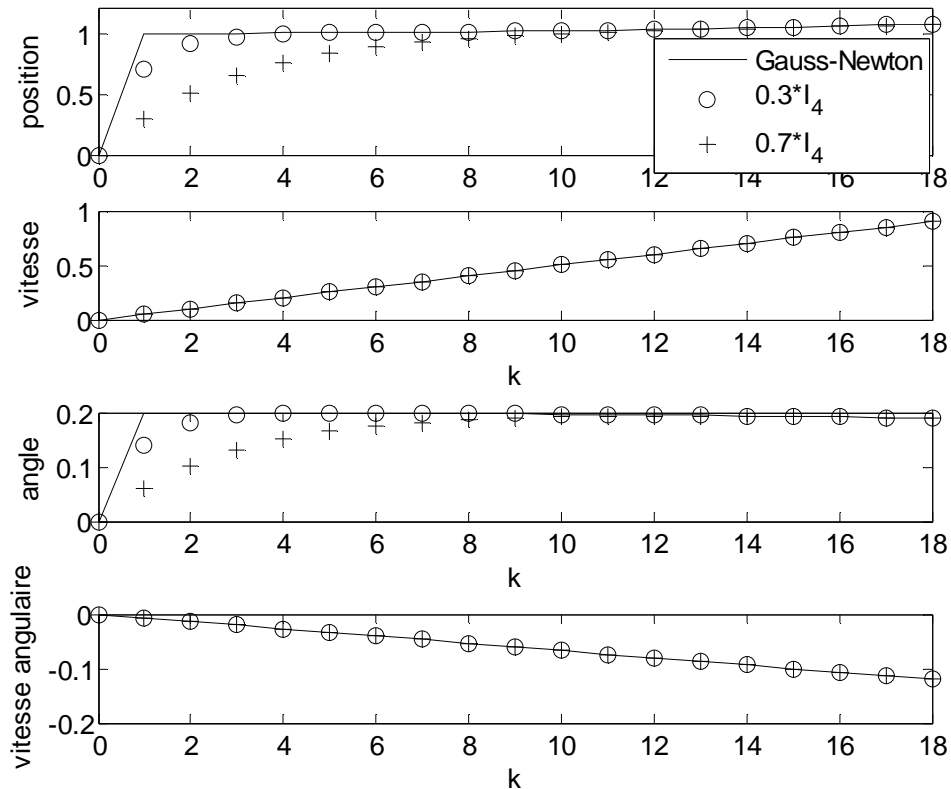


Figure II.17 : estimation des états par les deux observateurs

II.9 Conclusion

La synthèse d'observateurs pour les systèmes non linéaire [Calvillo Corona, 2002] n'est pas chose aisée. En effet, à chaque classe de système, nous pouvons considérer qu'il existe au moins un type d'observateur.

Dans ce chapitre, nous avons abordé un type d'observateur pour une classe de système dont la dynamique est décrite par des équations non linéaire en temps discret (II.1). Dans un premier temps, l'observateur initié par Ciccarella *et al.* [Ciccarella *et al.*, 1995] traite du cas mono-sortie pour cette classe de système, est basé sur un observateur de Luenberger à dynamique de l'erreur linéaire pour les systèmes non linéaires c'est-à-dire une approximation au premier ordre de l'erreur d'observation.

Dans un second temps, l'extension au cas multi-sorties de l'observateur de Ciccarella *et al.* a été présentée. Les changements concernent le remplacement de l'inverse de la matrice d'observabilité par la pseudo inverse de Moore-Penrose, la séparation du terme de correction en deux parties : un terme de prédiction et un terme de correction.

L'exemple proposé a permis de montrer l'influence du choix des paramètres de réglages (gain K et taille des fenêtres L) sur la convergence de l'observateur. La formulation non

linéaire de ce dernier a permis également de réaliser une estimation des paramètres du modèle. Cette possibilité est un avantage pour suivre le vieillissement d'un système en vue de l'utilisation de cet observateur dans un outil de diagnostic.

La comparaison pratique a permis de mettre en avant la faible robustesse de l'observateur de Ciccarella *et al.* contrairement aux propos des auteurs de l'article [Ciccarella *et al.*, 1995]. Une comparaison entre l'observateur de Ciccarella *et al.* et l'observateur de Newton a été réalisée par [Grossman, 1999] dans le cas où le système présentait des bruits de mesures. L'auteur de l'article ne remettait pas en cause les affirmations de [Ciccarella *et al.*, 1995] il proposait un réglage du gain K en tenant compte du bruit à la manière d'un filtre de Kalman et de considérer une seule itération pour l'observateur de Newton. Notre proposition d'extension au cas des systèmes multi-sorties s'est révélée être dans le meilleur des cas équivalente à l'observateur de Gauss Newton à une itération sans jamais être meilleur.

Les hypothèses nécessaires à la convergence de l'observateur sont très restrictives. L'initialisation de l'observateur est au voisinage des conditions initiales : quelle est la taille de ce voisinage ? (domaine d'attraction). Comment assurer la convergence lorsque les fonctions du système ne vérifient pas les conditions de Lipchitz ? En pratique, la condition d'observabilité est calculée, ce qui peut nous amener à des problèmes lors de ce calcul. Par exemple, un mauvais conditionnement de la matrice remet alors en cause l'existence de l'inverse ou la pseudo inverse.

A travers l'exemple, l'ajout de bruit de mesures a fait perdre la condition de rang qui s'est traduit en simulation par une augmentation de la taille des fenêtres. Pour appliquer un tel observateur sur un "vrai" système, il serait meilleur de considérer les bruits de mesures, les erreurs de modèle dans la conception de l'observateur.

Chapitre III

Le Radiotélescope de Nançay

III.1 Historique

En 1960, sous l'impulsion d'André Danjon, directeur de l'astronomie en France et de Jean-François Denisse, directeur de la station de radioastronomie de Nançay et fondateur de l'Institut National d'Astronomie et de Géophysique, il est décidé de construire un radiotélescope décimétrique à Nançay. La construction en est confiée à la Compagnie Française d'Entreprises et à son directeur industriel Jean Roret. Du fait des contraintes de précision, il a d'abord été décidé de construire deux pans du miroir mobile afin de prouver la faisabilité d'une telle construction. Les premiers essais ayant montré un fonctionnement correct, la poursuite de la construction a pu avoir lieu et s'est achevée en 1964. Ce Radiotélescope a été inauguré le 15 mai 1965 par Charles De Gaulle, président de la République et Christian Fouchet, ministre de l'Éducation Nationale.

Les observations régulières ont commencé en 1967. A l'époque, le radiotélescope était parmi les deux ou trois plus grands du monde par sa surface. Si son aspect général est resté le même depuis 40 ans, le radiotélescope a déjà subi de nombreuses cures de rajeunissement, destinées à maintenir ses performances au meilleur niveau. La dernière modification en date a été mise en service au cours de l'année 2000. L'achèvement de ces travaux ont permis au Radiotélescope d'être 2.5 fois plus sensible qu'avant.



Figure III.1 : vue panoramique du Radiotélescope

III.2 Principe de fonctionnement

Extérieurement, le grand Radiotélescope décimétrique de Nançay (figure III.1) se compose de deux immenses réflecteurs (miroirs) métalliques. Le premier (figure III.2) mesure 200 mètres sur 40 mètres. Ce plan mobile qui pèse 500 tonnes, pivote autour d'un axe principal de la position horizontale à la position verticale, et inversement, il est découpé en 10 panneaux identiques de 20 m sur 40m. La structure fixe qui porte le plan mobile pèse 250 tonnes. Le miroir plan capte le rayonnement de la radiosource observée et le réfléchit vers le miroir fixe. Ce dernier, de 300 mètres de longueur sur 35 mètres de hauteur (charpente de 750 tonnes), est une portion de sphère de 560 mètres de rayon. Du fait de sa concavité, le miroir sphérique (figure III.3) réfléchit et focalise le rayonnement vers le foyer mobile (figure III.4).



Figure III.2 : vue frontale du miroir mobile de 8000 m² (200 m x 40 m)



Figure III.3 : miroir fixe : portion de sphère de 560 m de rayon

L'acquisition du signal s'effectue après une quadruple réflexion du rayonnement radioélectrique émis par la radiosource. Le rayonnement radioélectrique chemine entre les différents miroirs selon des angles incidents et des angles réfléchis, exactement comme se propage un rayon optique.

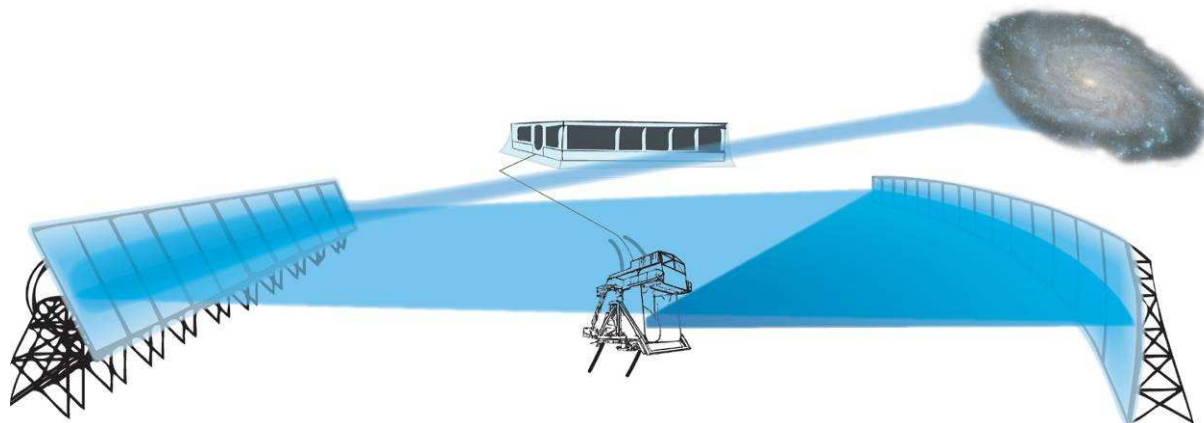


Figure III.4 : principe de fonctionnement

Pour réfléchir le faisceau du rayonnement, les miroirs mobile et sphérique sont constitués d'un grillage dont la maille mesure 12.5 mm de côté. Cette dimension correspond approximativement au $10^{\text{ème}}$ de la longueur d'onde rayonnée, ce qui est nécessaire pour réfléchir le signal avec un bon rendement.

Aussi pour obtenir une bonne acquisition, selon un rendement optimal, la planéité du grillage doit être la plus parfaite possible. Ici, l'erreur de planéité absolue appliquée à toute la surface, est comprise entre 6 et 8 mm de flèche¹ quelle que soit la position du miroir.

III.3 Le foyer mobile (aussi appelé chariot focal)

Le foyer mobile (10 m x 10 m x 10 m, 40 tonnes) (figure III.5) est porteur et transporteur de l'antenne focale, qui collecte le faisceau du rayonnement émis par la radiosource observée. Il se déplace selon un arc de cercle (concentrique au miroir sphérique) de 90 mètres de long et de 280 mètres de rayon. Par son déplacement, le foyer mobile compense le mouvement de rotation de la Terre durant l'observation d'une radiosource. Le chariot mobile, fabriqué par Giat Industries, fût mis en service fin de l'an 2000.

¹ Au sens mécanique du terme



Figure III.5 : foyer mobile

Le foyer mobile est un empilage de trois structures métalliques bien distinctes que l'on appellera "châssis" (figure III.6). Le châssis X porte le châssis Y. Ce dernier porte le châssis Z. Sur celui-ci est arrimée la charge utile, autrement dit l'antenne focale et les 2 récepteurs radiométriques à très hautes fréquences.

L'antenne focale est mue selon trois axes orthogonaux (figure III.7). L'axe X est le déplacement horizontal du foyer mobile, dans son ensemble, le long du chemin de roulement de 90 mètres. L'axe Y est également horizontal mais perpendiculaire à l'axe X. L'antenne focale se déplace selon cet axe sur 300 mm de course. Enfin, l'antenne est animée d'un mouvement vertical de 1 mètre d'amplitude. Cet axe de déplacement est l'axe Z.

Pour mouvoir l'antenne selon ces trois axes, des organes de puissance fonctionnant sous pression hydraulique ont été préférés aux moteurs électriques, ceci pour respecter les contraintes extrêmes de compatibilité électromagnétique.

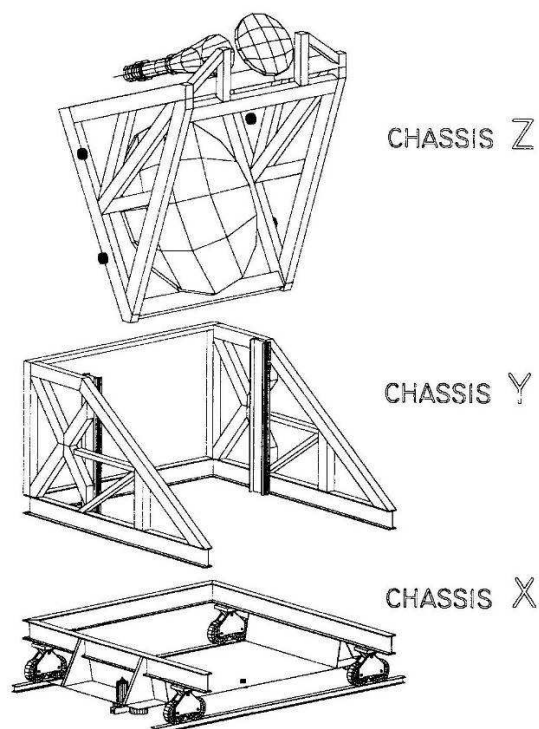


Figure III.6 : schéma d'empilage des 3 châssis

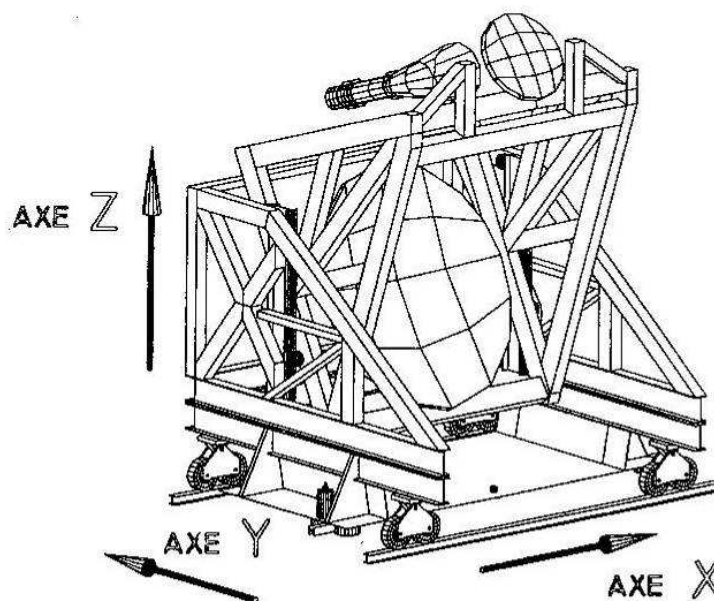


Figure III.7 : les 3 axes orthogonaux de déplacement du foyer

III.3.1 Le mouvement principal d'axe X

Ce mouvement est assuré par deux moteurs hydrauliques de 33 cm^3 à pistons radiaux (7 pistons en étoile), qui tournent à 1100 tr/min à vitesse maximale. Une servovalve, qui débite en fonction de son signal électrique de commande, module la vitesse du moteur. Celle-ci est divisée par 45 au moyen d'un réducteur à jeu mécanique réduit, qui met la roue d'entraînement en rotation. Le foyer mobile se déplace selon une plage de vitesse allant de 2.5

mm/s à 500 mm/s. La plus petite vitesse de poursuite qui puisse être obtenue, est de 2.5 mm/s tandis que 500 mm/s est une vitesse de ralliement (déplacements hors poursuite). Les vitesses de poursuite (durant l'observation d'une radiosource) les plus usitées avoisinent les 10 mm/s. L'asservissement positionne le foyer tout au long de la poursuite avec une précision de l'ordre du millimètre.

Le déplacement de l'ensemble du foyer mobile est contrôlé par un codeur de type incrémental. La lecture du codeur est réinitialisé au long des 90 mètres de déplacement, par des points de référence implantés tous les 6 mètres.

Dans le cadre de cette étude, nous nous sommes restreints à l'étude suivant le mouvement principal d'axe X. Ce mouvement sera modélisé dans la suite de chapitre. Le modèle obtenu est la base de la méthode de diagnostic qui sera présentée dans le chapitre IV.



Figure III.8 : voie focale avec points de référence tous les 6 mètres

III.3.2 Le déplacement d'axe Y

Ce mouvement est assuré par un moteur hydraulique de 33 cm³ identique à ceux qui équipent l'axe X. Il entraîne un vérin à vis mieux adapté qu'un vérin hydraulique pour des déplacements de faible amplitude. Ce mouvement n'est pas lié à celui des radiosources. Il permet d'optimiser la qualité d'acquisition du signal. Le contrôle du déplacement selon cet axe est assuré par un codeur incrémental entraîné par la vis du vérin. Le châssis Y est porté et guidé par quatre glissières à billes fixées sur le châssis X.

III.3.3 Le déplacement d'axe Z

Ce mouvement est quant à lui, assuré par deux vérins hydrauliques. Comme dans les deux cas précédents, la vitesse d'ascension ou de descente est modulée en fonction du flux d'huile admis dans les chambres de poussée des vérins. Chacun d'eux est équipé d'une servovalve qui gère le débit du fluide. En ce qui concerne le contrôle de position, ce dernier est assuré par des codeurs linéaires (à lecture absolue) intégrés dans le corps des vérins. Un vérin est maître, l'autre est son esclave. Ce dernier est fidèlement asservi au premier. Le châssis Z est guidé selon son mouvement vertical par 8 galets s'appuyant 2 à 2 sur quatre pistes de roulement.

III.4 Modélisation du déplacement longitudinal du chariot mobile

Dans ce paragraphe, nous allons présenter la modélisation du déplacement longitudinal du chariot mobile, mouvement principal de l'instrument qui permet la compensation de la rotation de la Terre. Ce mouvement est réalisé à l'aide d'organes hydrauliques (servovalves, moteurs à pistons radiaux) de manière à minimiser les problèmes de compatibilité électromagnétique qui peuvent perturber les observations radioélectriques. Ces travaux ont été publiés dans [Delouche *et al.*, 2007].

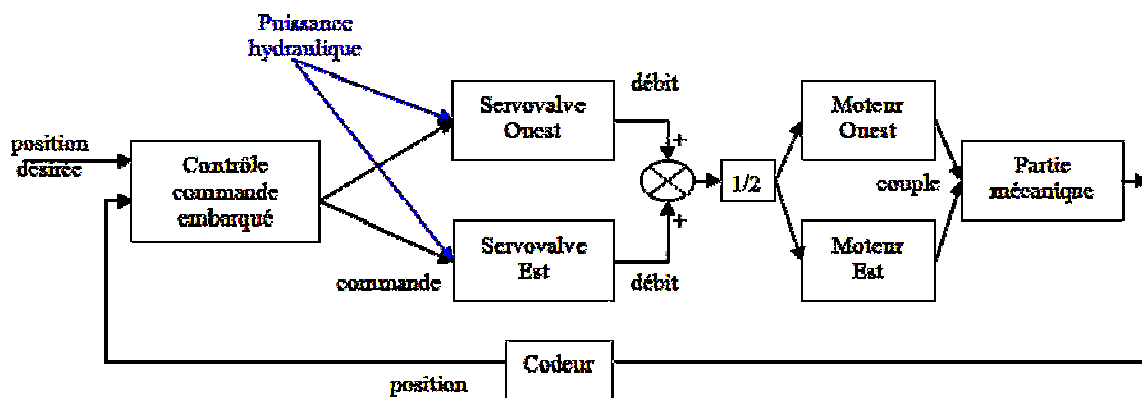


Figure III.9 : schéma fonctionnel du déplacement longitudinal

La figure III.9 présente le schéma fonctionnel du déplacement longitudinal du chariot mobile. Par conception, le mouvement est assuré par une action conjointe de deux servovalves et deux moteurs hydrauliques répartis de part et d'autre du chariot mobile. Une conduite hydraulique relie les sorties des deux servovalves afin que les moteurs soient entraînés par un débit moyen. L'utilisateur fournit la position et l'instant où doit se trouver le chariot mobile au contrôle commande embarqué. Ce dernier détermine le profil du déplacement. La boucle de régulation est assurée par un régulateur RST, réalisée toutes les 0.04 secondes.

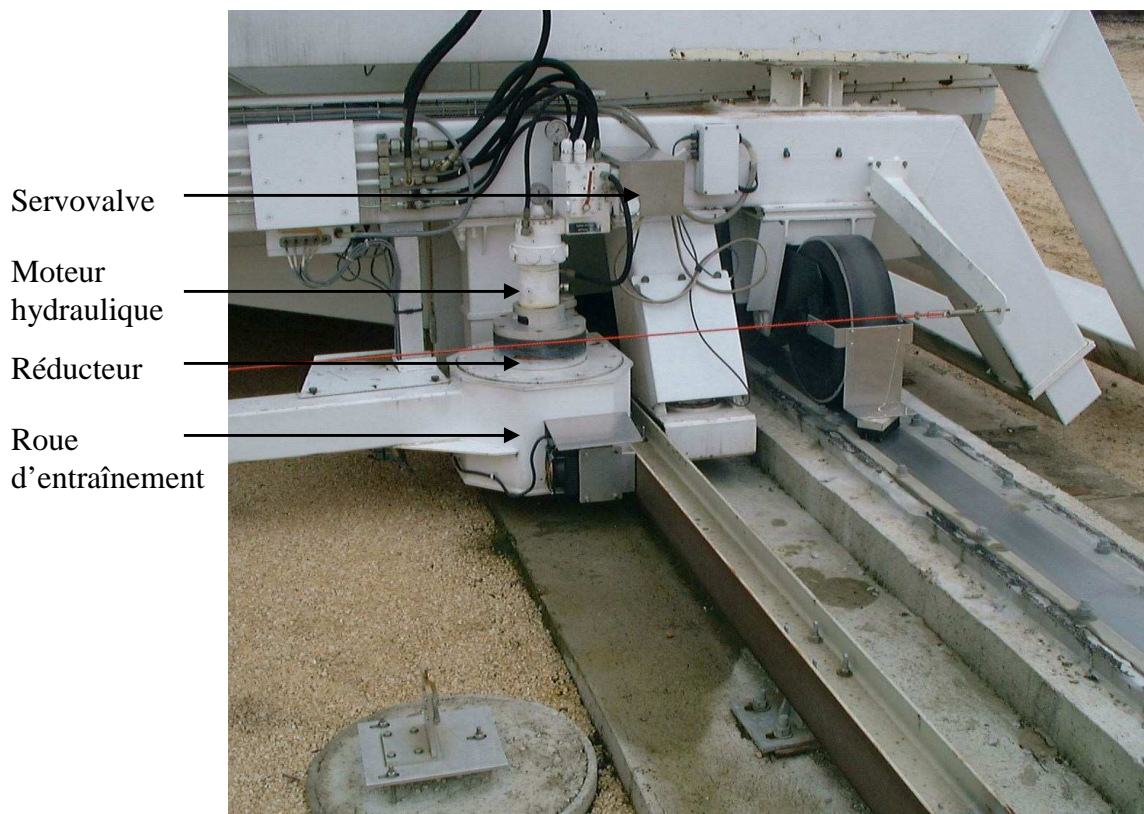


Figure III.10 : le groupe propulseur situé à l'ouest du chariot

La figure III.10 illustre le groupe propulseur situé à l'ouest du chariot. Nous nous intéressons ici à la recherche du modèle reliant la tension délivrée par le contrôle commande embarqué et la position du chariot donnée par le codeur.

La grande difficulté rencontrée lors de la recherche du modèle est due à l'absence d'un document constructeur présentant la boucle de régulation mise en place. Pour obtenir ces informations, il nous a été nécessaire de parcourir le listing informatique au format texte (192 pages) afin de trouver la structure de régulation (RST) et la fréquence de travail du contrôle commande embarqué (25Hz). Les documents disponibles sont un document de pré-étude de la boucle de régulation, où est présentée une régulation PID, antérieur à la construction du chariot mobile (1996) et un cahier de recette, rédigé après la mise en route du chariot mobile en 2000. Ces documents ont été remis aux personnes en charge de l'instrument. Le document de

pré-étude, la lecture d'articles parus dans les Techniques de l'Ingénieur [Guillon, 1991] [Martin, 1999], de livres tel que [Faisandier, 2001] et les documents techniques des organes, nous ont permis d'établir un modèle de comportement dynamique de chaque organe.

III.4.1 Les servovalves

La servovalve est une servovalve de marque Rexroth [Rexroth, 2005], type 4WRSE 10 V50-3X/G24K0/A1V, elle permet de délivrer un débit de 50 litres par minute sous une tension de commande de 10 V. Cette servovalve est adaptée pour la réalisation d'asservissement en position ou en vitesse. En effet, elle présente une constante de temps (temps de réponse et delay) d'environ 20 ms et un faible hystérésis (< 0.05 %). Cette très faible valeur, nous a amené à négliger cette caractéristique dans la modélisation.

La servovalve peut être assimilée à un filtre passe bas du 2^{ème} ordre (fréquence de coupure : $F_c = 50\text{Hz}$, facteur d'amortissement : $\zeta = 0,7$). Ce choix est confirmé par la visualisation des courbes caractéristiques de la servovalve dans la documentation technique [Rexroth, 2005] dont sont extraites les figures III.11 et III.12. L'équation différentielle de la servovalve s'écrit :

$$S_3 \times \frac{d^2 Q}{dt^2}(t) + S_2 \times \frac{dQ}{dt}(t) + S_1 \times Q(t) = K_S \times U_1(t) \quad (\text{III.1})$$

avec $Q(t)$ le débit de sortie (m^3/s) de la servovalve et $U_1(t)$ la commande électrique (V).

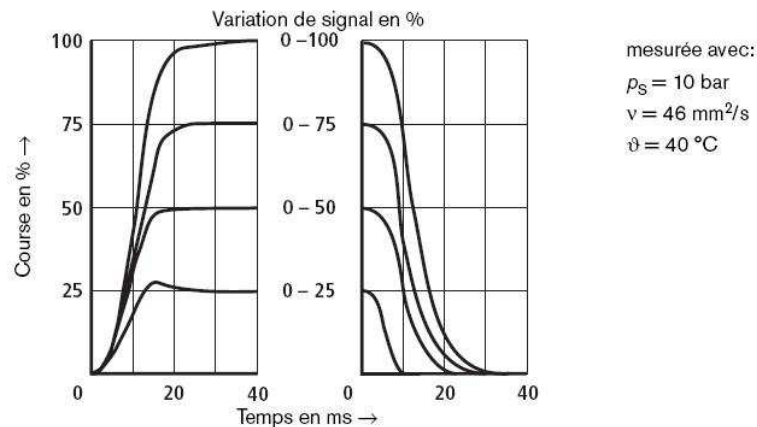


Figure III.11 : réponse indicielle de la servovalve sur signaux électriques d'entrée en échelon

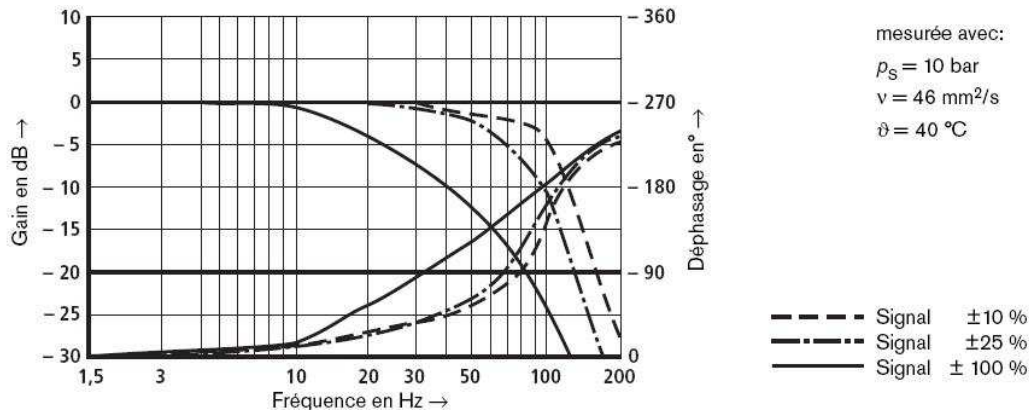


Figure III.12 : courbes caractéristiques de réponse en fréquence de la servovalve

Les deux servovalves (notées Ouest et Est) sont identiques, nous trouvons alors les coefficients notés (S_{1i}, K_{SO}) et (S_{2i}, K_{SE}) qui désignent respectivement ceux de la servovalve Ouest et ceux de la servovalve Est. Nous tenons à distinguer les deux servovalves afin de tenir compte de leur vieillissement. Les valeurs numériques des différents coefficients seront précisées lors de la présentation du modèle global.

III.4.2 Les moteurs hydrauliques

Les moteurs hydrauliques utilisés pour réaliser ce déplacement sont des moteurs hydrauliques de 33 cm³ à pistons radiaux (7 pistons en étoile) de marque Düsterloh (KM 20/7) ayant pour plage de vitesse de 10 à 1500 tr/min. Ces moteurs permettent d'avoir un couple constant élevé pour toute la gamme de vitesse. Ces différentes caractéristiques leur permettent d'assurer de très bonnes performances en asservissement.

L'équation régissant la relation entre les différents débits et la pression est :

$$\frac{dP}{dt}(t) = \frac{2\beta}{V_0} (Q(t) - Q_t(t) - Q_f(t) - Q_{lin}(t)) \quad (\text{III.2})$$

où $Q_f(t) = K_f \cdot P(t)$

$$Q_{lin}(t) = K_{pq} \cdot P(t)$$

$$Q_t(t) = \frac{\text{Cylindrée}}{2\pi} \cdot \frac{d\theta}{dt}(t)$$

et $C_m(t) = K_{mot} \cdot P(t)$

avec P la variation de pression entre l'entrée et la sortie du moteur (Pa), Q le débit de consigne issu de la servovalve (m³/s), Q_f le débit de fuite (m³/s), Q_{lin} le terme de linéarisation assimilable à de l'amortissement (m³/s), C_m le couple moteur (N.m) et θ position angulaire du chariot (rad).

L'équation (III.2) peut s'écrire :

$$\begin{aligned} \frac{dP}{dt}(t) &= A \cdot \left(Q(t) - \frac{\text{Cylindrée}}{2\pi} \cdot \frac{d\theta}{dt}(t) - (K_f + K_{pq}) * P(t) \right) \\ C_m(t) &= K_{mot} \cdot P(t) \end{aligned} \quad (\text{III.3})$$

Le chariot présente également deux moteurs qui pour les mêmes raisons que celles des servovalves, seront désignés par Ouest et Est.

III.4.3 Équations de la mécanique

Avant la mise en mouvement du chariot mobile, nous observons une augmentation de la variation de pression des moteurs hydrauliques qui traduit la présence de phénomène(s) non linéaire(s). Nous avons choisi un modèle non linéaire afin de mieux prendre en compte ce(s) phénomène(s).

Les équations de la mécanique représentant la dynamique d'ensemble du chariot mobile ainsi que la prise en compte des frottements secs (nous avons choisi de les modéliser selon la loi de Coulomb, [Canudas de Wit, 1999]) entre la roue d'entraînement et le rail de guidage s'écrivent :

$$\begin{aligned} J \frac{d^2\theta}{dt^2}(t) + f \frac{d\theta}{dt}(t) &= C_m(t) - C_r(t) \\ C_r(t) &= K_{fro} \cdot \arctan\left(\alpha * \frac{d\theta}{dt}(t)\right) \end{aligned} \quad (\text{III.4})$$

avec J l'inertie (kg/m²), θ la position angulaire de la roue d'entraînement (rad), f le frottement visqueux (Nm/rad.s⁻¹), C_m le couple moteur (N.m) et C_r les frottements secs (N.m).

III.4.4 Les mesures

La régulation du déplacement longitudinal du chariot mobile est réalisée en utilisant la mesure de la position du chariot. Dans cette configuration, seule une détection d'un éventuel défaut peut être réalisée. N'ayant pas d'information intermédiaire (mesures) entre la commande et la mesure de la position, nous ne sommes pas en mesure de réaliser la localisation du ou des défauts pouvant affecter le système et préciser quel est l'organe ou le groupe d'organes affectés par ce défaut. De plus, les performances de la méthode de diagnostic dépend du niveau de complexité du modèle. Dans ces conditions, l'ajout de mesures au système est ou doit être envisageable. La configuration du chariot mobile permet de réaliser la mesure des débits de sorties des servovalves ainsi que les pressions amont et aval des moteurs hydrauliques. L'instrumentation de ces nouveaux capteurs (débits, différences de pression et posi-

tion) sera détaillée au chapitre suivant. Dans cette configuration, nous considérons que le modèle global a cinq mesures.

III.4.5 Modèle global continu

Après avoir détaillé chacun des composants nécessaires à la réalisation du déplacement longitudinal du chariot mobile, nous allons aborder le modèle global. Pour cela, nous allons écrire le modèle sous sa forme de représentation d'état en temps continu puis en temps discret.

Les équations (III.1), (III.3) et (III.4) décrivant les phénomènes physiques mis en jeu lors du mouvement longitudinal peuvent s'écrire sous la forme d'équation d'état en posant :

- x_1 : débit de sortie de la servovalve ouest (m^3/s),
- x_2 : dérivée du débit de sortie de la servovalve ouest (m^3/s^2),
- x_3 : débit de sortie de la servovalve est (m^3/s),
- x_4 : dérivée du débit de sortie de la servovalve est (m^3/s^2),
- x_5 : différence de pression du moteur ouest (Pa),
- x_6 : différence de pression du moteur est (Pa),
- x_7 : vitesse angulaire du chariot (rad/s),
- x_8 : position du chariot (m),
- u : commande des servovalves (V) (le contrôle commande embarqué envoie la même commande aux deux servovalves),
- y_1 : mesure du débit de la servovalve ouest (m^3/s),
- y_2 : mesure du débit de la servovalve est (m^3/s),
- y_3 : mesure de la différence de pression du moteur ouest (Pa),
- y_4 : mesure de la différence de pression du moteur est (Pa),
- y_5 : mesure du déplacement longitudinal du chariot (m).

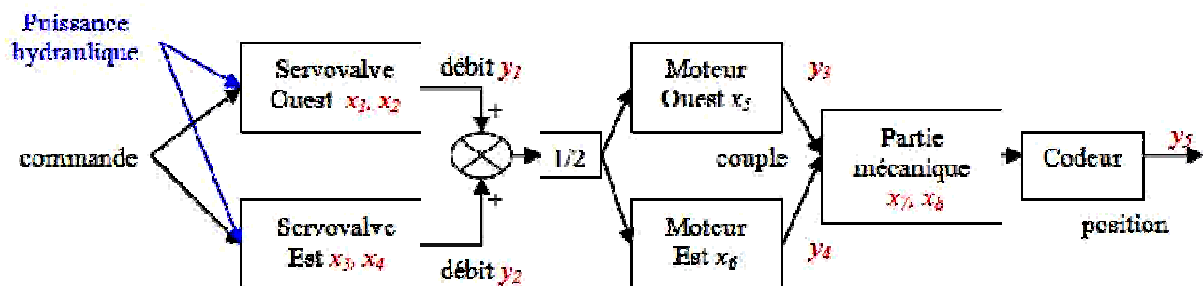


Figure III.13 : schéma fonctionnel du modèle avec les états et les mesures

La figure III.13 illustre le schéma fonctionnel du modèle du déplacement longitudinal en présentant les différents états du système en correspondances avec les organes ainsi que les différentes mesures.

Nous obtenons alors le modèle suivant :

$$\begin{aligned}
 \frac{dx_1}{dt}(t) &= x_2(t) \\
 \frac{dx_2}{dt}(t) &= -\frac{S_{11}}{S_{13}}x_1(t) - \frac{S_{12}}{S_{13}}x_2(t) + \frac{K_{SO}}{S_{13}}u(t) \\
 \frac{dx_3}{dt}(t) &= x_4(t) \\
 \frac{dx_4}{dt}(t) &= -\frac{S_{21}}{S_{23}}x_3(t) - \frac{S_{22}}{S_{23}}x_4(t) + \frac{K_{SE}}{S_{13}}u(t) \\
 \frac{dx_5}{dt}(t) &= \frac{A}{2}(x_1(t) + x_3(t)) - A.(K_{fo} + K_{pqo}).x_5(t) - A.cyl \cdot x_7(t) \\
 \frac{dx_6}{dt}(t) &= \frac{A}{2}(x_1(t) + x_3(t)) - A.(K_{fE} + K_{pqE}).x_6(t) - A.cyl \cdot x_7(t) \\
 \frac{dx_7}{dt}(t) &= \frac{K_{moto} \cdot K_{red}}{J}x_5(t) + \frac{K_{motE} \cdot K_{red}}{J}x_6(t) - \frac{f}{J}x_7(t) - \frac{K_{fro}}{J}\arctan(\alpha \cdot x_7(t)) \\
 \frac{dx_8}{dt}(t) &= \frac{1}{2.\pi}x_7(t)
 \end{aligned} \tag{III.5}$$

$$\begin{aligned}
 y_1(t) &= x_1(t) \\
 y_2(t) &= x_3(t) \\
 y_3(t) &= x_5(t) \\
 y_4(t) &= x_6(t) \\
 y_5(t) &= x_8(t)
 \end{aligned}$$

avec $K_{SO} = K_{SE} = 0.05/600 \text{ m}^3/\text{s/V}$; $S_{11} = S_{21} = 1$; $S_{12} = S_{22} = 4.45.10^{-3}$; $S_{13} = S_{23} = 10^{-5}$; $K_{fo} = K_{fE} = 3.10^{-12} \text{ m}^3/\text{s}$; $K_{pqo} = K_{pqE} = 9,9.10^{-12} \text{ m}^3/\text{s}$; $cyl = 33.10^{-6}/(2.\pi.45) \text{ m}^3/\text{s}$; $f = 400 \text{ Nm/rad.s}^{-1}$; $J = 1400 \text{ kg/m}^2$; $K_{fro} = 1600$; $A = 2.\beta/V0 = 1,4.10^{12} \text{ N/m}^2/\text{m}^3$; $K_{moto} = K_{motE} = 0,48.10^{-5} \text{ N/Pa}$; $K_{red} = 45$ et $\alpha = 300$.

L'ensemble de coefficients sont issus des différentes documentations techniques.

Le modèle (III.5) représentant le déplacement longitudinal du chariot mobile, peut être écrit sous une forme condensée :

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

où f représente la non linéarité (la fonction arctangente).

III.4.5.1 Stabilité

En absence de commande, le chariot mobile est à l'arrêt pour toute position sur la voie focale, c'est-à-dire $x_i = 0$ pour $i = 1$ à 7 et $-45 \leq x_8 \leq 45$. L'ensemble de ces positions sont des points d'équilibre. Nous sommes en présence d'une structure bien particulière, l'état x_8 n'influence par les autres équations du modèle. Nous remarquons que le vecteur $[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ x_8]^T$ représente le sous espace invariant De Lasalle du modèle. L'étude de la stabilité peut revenir à l'étude des sept premières équations du modèle. Ceci a pour effet de réduire le nombre de points d'équilibres à un seul : $x_i = 0, i = 1, \dots, 7$. Nous étudions alors l'approximation linéaire de la dynamique de la restriction de modèle au point d'équilibre (la fonction $\arctan(\alpha \cdot x_7)$ est équivalente à $\alpha \cdot x_7$ en zéro) qui s'écrit :

$$\frac{d\tilde{x}_r}{dt}(t) = A_7 \tilde{x}_r(t)$$

$$A_7 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{S_{11}}{S_{13}} & -\frac{S_{12}}{S_{13}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{S_{21}}{S_{23}} & -\frac{S_{22}}{S_{23}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{A}{2} & 0 & \frac{A}{2} & 0 & -A.(K_{fo} + K_{pqo}) & 0 & 0 & -A.cyl \\ \frac{A}{2} & 0 & \frac{A}{2} & 0 & 0 & -A.(K_{fE} + K_{pqE}) & 0 & -A.cyl \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{K_{moto} \cdot K_{red}}{J} & \frac{K_{motE} \cdot K_{red}}{J} & -\frac{f}{J} & -\frac{K_{fro}}{J} \alpha \end{bmatrix}$$

Les valeurs propres de la matrice A_7 sont à parties réelles négatives alors nous pouvons conclure que le point d'équilibre est un point d'équilibre asymptotiquement stable. Nous pouvons donc conclure que l'ensemble points d'équilibre du modèle III.5 sont asymptotiques stables. Nous retrouvons bien le comportement réel du chariot mobile.

III.4.5.2 Commandabilité

Pour étudier la commandabilité du modèle, nous allons écrire la linéarisation de ce modèle en ces points d'équilibre en considérant cette fois-ci le modèle complet (8 états). La fonction $\arctan(\alpha \cdot x_7)$ est équivalente à $\alpha \cdot x_7$ en zéro. Nous obtenons alors le modèle linéaire suivant :

$$\frac{d\tilde{x}}{dt}(t) = A_S \tilde{x}(t) + B_S u(t)$$

$$A_S = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{S_{11}}{S_{13}} & -\frac{S_{12}}{S_{13}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{S_{21}}{S_{23}} & -\frac{S_{22}}{S_{23}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{A}{2} & 0 & \frac{A}{2} & 0 & -A.(K_{fo} + K_{pqo}) & 0 & -A.cyl & 0 \\ \frac{A}{2} & 0 & \frac{A}{2} & 0 & 0 & -A.(K_{fE} + K_{pqE}) & -A.cyl & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{K_{moto} \cdot K_{red}}{J} & \frac{K_{motE} \cdot K_{red}}{J} & -\frac{f}{J} - \frac{K_{fro}}{J} \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2.\pi} & 0 \end{bmatrix}$$

$$B_S = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{K_{SO}}{S_{13}} \\ 0 \\ \frac{K_{SE}}{S_{13}} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Soit $C_O = [B_S \quad A_S B_S \quad A_S^2 B_S \quad A_S^3 B_S \quad A_S^4 B_S \quad A_S^5 B_S \quad A_S^6 B_S \quad A_S^7 B_S]$, la matrice de commandabilité du système linéarisé. Le rang de la matrice C_O est égal à huit, nombre d'états du modèle, alors la paire (A_S, B_S) est commandable. Nous pouvons donc conclure que le modèle non linéaire (III.5) est localement commandable.

III.4.5.3 Observabilité

Nous avons abordé au chapitre II, la notion d'observabilité pour les systèmes non linéaires en temps discret. La condition de rang est analogue pour les systèmes continus de la forme :

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

la condition de rang s'écrit alors :

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, \exists i \in \mathbb{N} \text{ tel que } \text{rang} \left(\frac{d}{dx} \begin{bmatrix} h(x) \\ h \circ f(x, u) \\ \vdots \\ h \circ f^{i-1}(x, u) \end{bmatrix} \right) = n \text{ où } n \text{ est la dimension de l'état.}$$

Nous obtenons alors pour notre modèle ($i = 2$) :

$$\text{rang} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{A}{2} & 0 & \frac{A}{2} & 0 & -A \cdot (K_{fo} + K_{pqo}) & 0 & -A \cdot cyl & 0 & 0 \\ \frac{A}{2} & 0 & \frac{A}{2} & 0 & 0 & -A \cdot (K_{fE} + K_{pqE}) & -A \cdot cyl & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2\pi} & 0 & 0 \end{pmatrix} = 8$$

Le rang de la matrice d'observabilité est égal à huit (le nombre d'état), nous pouvons conclure que le système est observable au sens du rang, indépendamment de l'état x du système.

III.4.6 Modèle global discret

La méthode de diagnostic sera intégré dans le contrôle commande embarqué du chariot mobile. Pour cela, nous avons fait le choix de travailler sur un modèle temps discret plutôt que de continuer sur un modèle en temps continu puis de discrétiser le résultat final pour l'implémentation. Nous utilisons l'approximation d'Euler $\frac{dx}{dt}(t) = \frac{x(k+1) - x(k)}{Te}$ ($Te = 0.004$ s : période d'échantillonnage, 10 fois plus rapide que le contrôle commande afin d'assurer la stabilité du modèle que nous étudierons dans la suite du manuscrit et la précision de l'approximation) pour discrétiser le modèle continu. La formulation en temps discret du modèle (III.5) est donc la suivante :

$$\begin{aligned}
 x_1(k+1) &= x_1(k) + Te \cdot x_2(k) \\
 x_2(k+1) &= -\frac{S_{11}}{S_{13}} Te \cdot x_1(k) + \left(1 - \frac{S_{12}}{S_{13}} Te\right) \cdot x_2(k) + \frac{K_{SO}}{S_{13}} Te \cdot u(k) \\
 x_3(k+1) &= x_3(k) + Te \cdot x_4(k) \\
 x_4(k+1) &= -\frac{S_{21}}{S_{23}} Te \cdot x_3(k) + \left(1 - \frac{S_{22}}{S_{23}} Te\right) \cdot x_4(k) + \frac{K_{SE}}{S_{13}} Te \cdot u(k) \\
 x_5(k+1) &= \frac{A}{2} Te \cdot (x_1(k) + x_3(k)) + (1 - A \cdot Te \cdot (K_{fo} + K_{pqo})) \cdot x_5(k) - A \cdot cyl \cdot Te \cdot x_7(k) \\
 x_6(k+1) &= \frac{A}{2} Te \cdot (x_1(k) + x_3(k)) + (1 - A \cdot Te \cdot (K_{fE} + K_{pqE})) \cdot x_6(k) - A \cdot cyl \cdot Te \cdot x_7(k) \\
 x_7(k+1) &= \frac{K_{moto} \cdot K_{red}}{J} Te \cdot x_5(k) + \frac{K_{motE} \cdot K_{red}}{J} Te \cdot x_6(k) + (1 - \frac{f}{J} Te) \cdot x_7(k) \\
 &\quad - \frac{K_{fro}}{J} Te \cdot \arctan(\alpha \cdot x_7(k)) \\
 x_8(k+1) &= x_8(k) + \frac{1}{2 \cdot \pi} Te \cdot x_7(k)
 \end{aligned} \tag{III.6}$$

$$\begin{aligned}
 y_1(k) &= x_1(k) \\
 y_2(k) &= x_3(k) \\
 y_3(k) &= x_5(k) \\
 y_4(k) &= x_6(k) \\
 y_5(k) &= x_8(k)
 \end{aligned}$$

Nous retrouvons une forme équivalente au cas continu, à savoir :

$$\begin{aligned}
 x(k+1) &= A_d \cdot x(k) + f(x(k)) + B_d \cdot u(k) \\
 y(k) &= C \cdot x(k)
 \end{aligned}$$

III.4.6.1 Validité de la discrétisation

La figure III.14 présente l'évolution de la commande et des sorties utilisées pour évaluer les erreurs réalisées par la discrétisation. Cette simulation représente un déplacement correspondant à une phase de ralliement de l'instrument. Cette simulation correspond aux sollicitations maximales du chariot mobile. La figure III.15 montre un zoom sur l'évolution de la sortie y_1 obtenue par le modèle continu (trait continu) et le modèle discret (croix).

La figure III.16 présente les erreurs sur les sorties du système entre la simulation du modèle continu et son homologue en temps discret. A première vue, les résultats de discrétisation semblent mauvais plus particulièrement pour les mesures de pressions (y_3 et y_4). Nous devons être vigilants aux unités utilisées pour ces grandeurs qui sont données dans le système

international c'est-à-dire des débits (y_1 et y_2) en m^3/s , des pressions (y_3 et y_4) en Pa et une position y_5 en m.

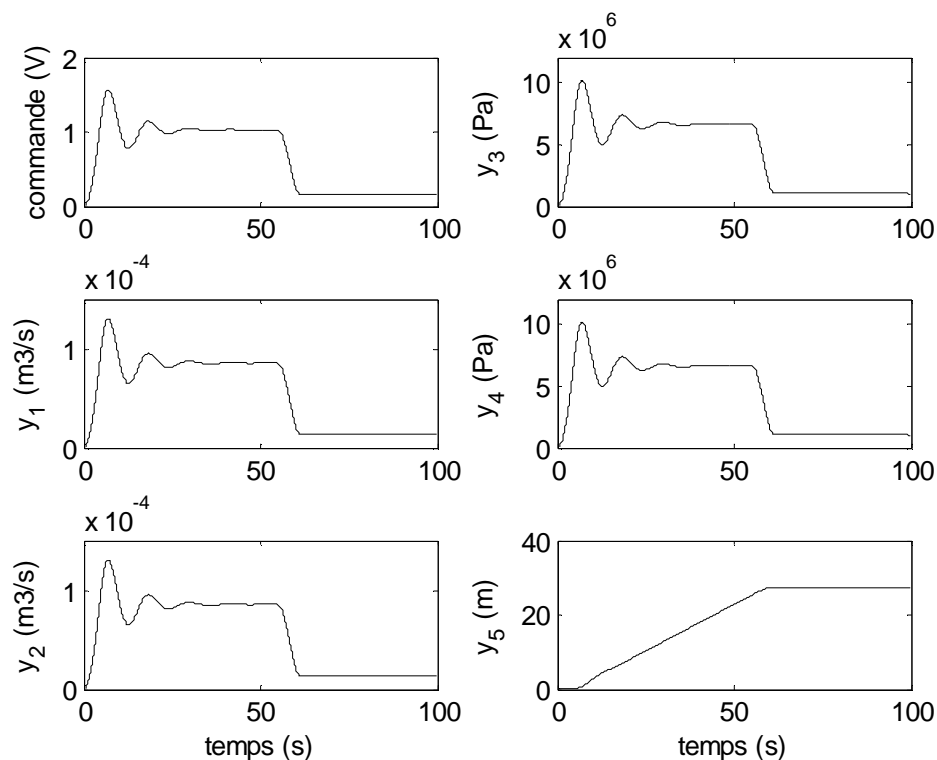


Figure III.14 : évolution de la commande et des sorties du modèle

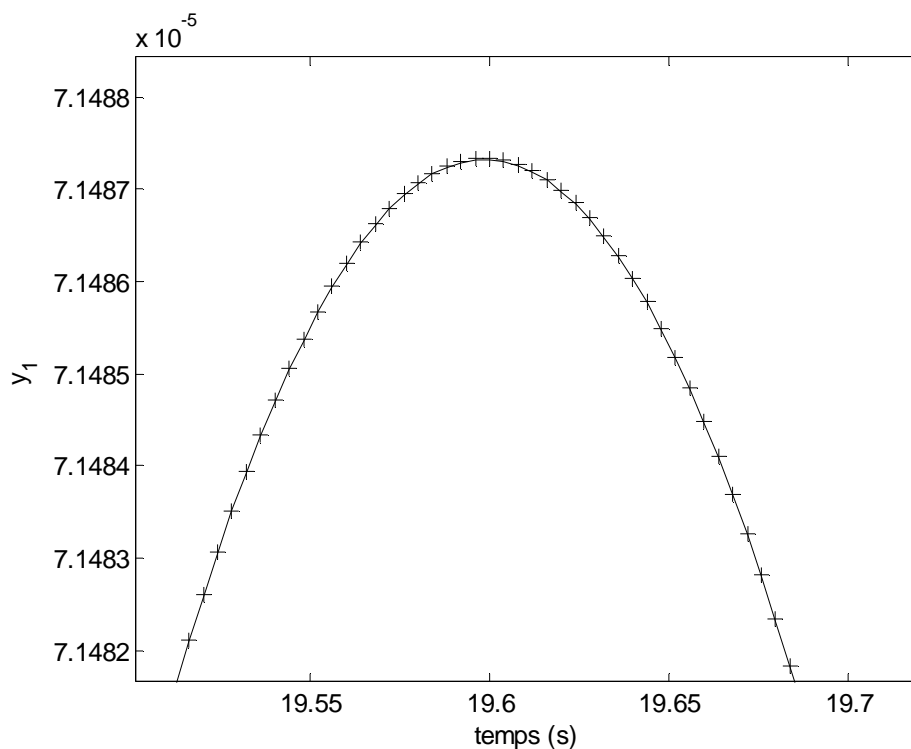


Figure III.15 : zoom sur l'évolution de y_1 obtenue par le modèle continu (trait continu) et le modèle discret (+)

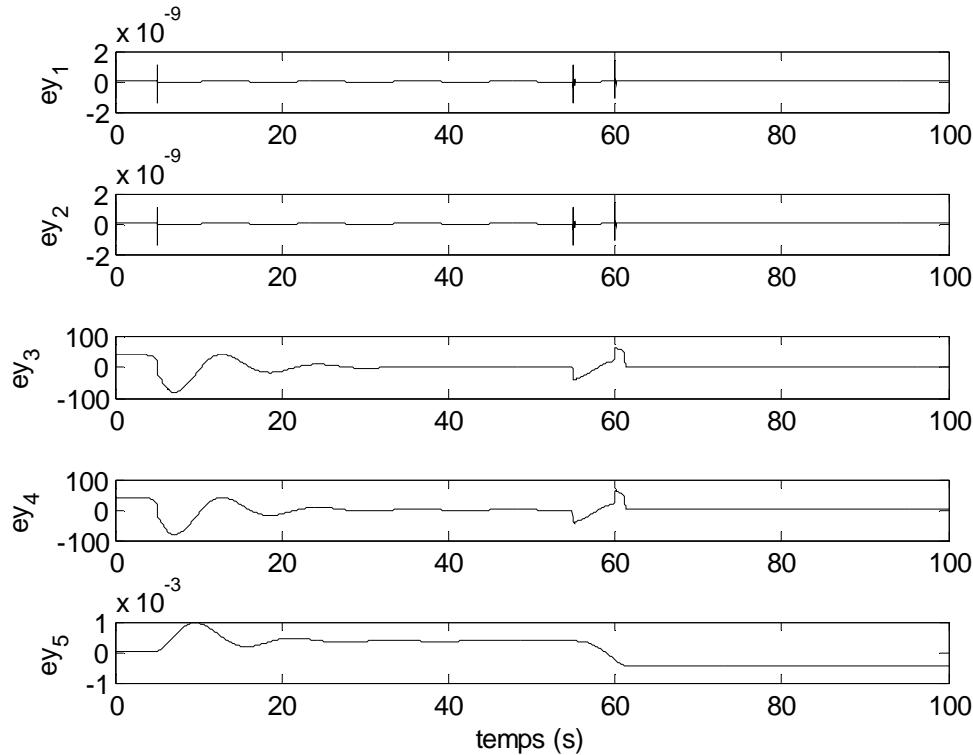


Figure III.16 : erreur (S.I) sur les sorties entre les deux modèles

Pour quantifier ces erreurs, nous nous intéressons à la précision des capteurs utilisés. Concernant l'information des débits, nous avons une mesure de 10V pour un débit de 50 l/min soit $8.34 \cdot 10^{-4} \text{ m}^3/\text{s}$. L'erreur maximale de y_1 ou y_2 est de $1.5 \cdot 10^{-9} \text{ m}^3/\text{s}$ soit une tension de 0.017 mV. Les capteurs utilisés pour mesurer la pression délivrent une tension de 10 V pour une pression de $200 \cdot 10^5 \text{ Pa}$. L'erreur maximale de y_2 ou y_4 est de 81.1 Pa soit une tension de 0.04 mV, tension très inférieure à la résolution du capteur. L'asservissement du chariot mobile est donné pour une précision du mm. L'erreur maximale de y_5 est de 0.97 mm pour une sollicitation maximale. Toutes ces erreurs sont inférieures à la précision des capteurs (y_1 , y_2 , y_3 et y_4) et de la précision l'asservissement pour y_5 . En conclusion, nous pouvons considérer que le modèle en temps discret III.6 est correct.

Nous allons maintenant vérifier que la discrétisation du modèle continu n'a pas modifié ses propriétés : stabilité, commandabilité et observabilité.

III.4.6.2 Stabilité

La recherche de points d'équilibre dans le cas d'un système en temps discret s'obtient lorsque nous avons la condition $x(k+1) = x(k)$. Nous retrouvons alors les mêmes points d'équilibre que précédemment. Comme pour le cas continu, nous nous restreignons à l'étude de la stabilité dans l'espace restreint aux sept premières équations. L'étude de la stabilité peut

revenir à l'étude des sept premières équations du modèle. Ceci a pour effet de réduire le nombre de points d'équilibre à un seul : $x_i = 0$, $i = 1, \dots, 7$. Nous étudions alors l'approximation linéaire de la dynamique de la restriction de modèle au point d'équilibre, qui s'écrit :

$$\tilde{x}_r(k+1) = A_r \tilde{x}_r(k)$$

$$A_r = \begin{bmatrix} 1 & Te & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{S_{11}}{S_{13}}Te & 1 - Te\frac{S_{12}}{S_{13}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & Te & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{S_{21}}{S_{23}}Te & 1 - Te\frac{S_{22}}{S_{23}} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{A}{2}Te & 0 & \frac{A}{2}Te & 0 & 1 - A \cdot Te \cdot (K_{fo} + K_{pqo}) & 0 & -A \cdot Te \cdot cyl \\ \frac{A}{2}Te & 0 & \frac{A}{2}Te & 0 & 0 & 1 - A \cdot Te \cdot (K_{fE} + K_{pqE}) & -A \cdot Te \cdot cyl \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{K_{moto} \cdot K_{red}}{J}Te & \frac{K_{motE} \cdot K_{red}}{J}Te & 1 - \frac{f}{J}Te - Te\frac{K_{fro}}{J}\alpha \end{bmatrix}$$

Les valeurs propres de la matrice A_r sont contenu dans le cercle unité alors nous pouvons conclure que le point d'équilibre est un point d'équilibre asymptotiquement stable. Nous pouvons donc conclure que tous les points d'équilibre du modèle discret (III.6) sont asymptotiques stables.

III.4.6.3 Commandabilité

Pour étudier la commandabilité du modèle, nous allons écrire la linéarisation de ce modèle en ces points d'équilibre. La fonction $\arctan(x_7)$ est équivalente à x_7 en zéro. Nous obtenons alors le modèle linéaire suivant :

$$\tilde{x}(k+1) = A_D \tilde{x}(k) + B_D u(k)$$

$$A_D = \begin{bmatrix} 1 & Te & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{S_{11}}{S_{13}}Te & 1 - \frac{S_{12}}{S_{13}}Te & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & Te & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{S_{21}}{S_{23}}Te & 1 - \frac{S_{22}}{S_{23}}Te & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{A}{2}Te & 0 & \frac{A}{2}Te & 0 & 1 - A \cdot Te \cdot (K_{fo} + K_{pqo}) & 0 & -A \cdot Te \cdot cyl & 0 \\ \frac{A}{2}Te & 0 & \frac{A}{2}Te & 0 & 0 & 1 - A \cdot Te \cdot (K_{fE} + K_{pqE}) & -A \cdot Te \cdot cyl & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{K_{moto} \cdot K_{red}}{J}Te & \frac{K_{motE} \cdot K_{red}}{J}Te & 1 - \frac{f}{J}Te - \frac{K_{fro}}{J}\alpha Te & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2\pi}Te & 1 \end{bmatrix}$$

$$B_D = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{K_{SO}}{S_{13}} Te \\ 0 \\ \frac{K_{SE}}{S_{13}} Te \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Soit $C_O = [B_D \ A_D B_D \ A_D^2 B_D \ A_D^3 B_D \ A_D^4 B_D \ A_D^5 B_D \ A_D^6 B_D \ A_D^7 B_D]$, la matrice de commandabilité du système linéarisé. Le rang de la matrice C_O est égal à huit, nombre d'états du modèle, alors la paire (A_D, B_D) est commandable. Nous pouvons donc conclure que le modèle non linéaire est localement commandable.

III.4.6.4 Observabilité

Dans le cas du modèle discret III.6, la matrice d'observabilité est définie comme suit :

$$\Omega = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & Te & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & Te & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{A}{2} Te & 0 & \frac{A}{2} Te & 0 & 1 - A \cdot Te \cdot (K_{fo} + K_{pqo}) & 0 & -A \cdot Te \cdot cyl & 0 \\ \frac{A}{2} Te & 0 & \frac{A}{2} Te & 0 & 0 & 1 - A \cdot Te \cdot (K_{fE} + K_{pqE}) & -A \cdot Te \cdot cyl & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2\pi} Te & 1 \end{bmatrix}$$

Le rang de la matrice d'observabilité est égal à huit (le nombre d'état) en prenant deux sorties consécutives dans le temps $y(k)$ et $y(k+1)$, nous pouvons conclure que le modèle discret est observable au sens du rang, indépendamment de l'état x du système.

Nous avons vu précédemment que la discrétisation du modèle continu par la méthode d'Euler est correcte et permet de conserver la stabilité, la commandabilité et l'observabilité. Nous pouvons conclure que le modèle non linéaire de simulation en temps discret est satisfaisant.

III.5 Instrumentation

III.5.1 Le contrôle commande embarqué

Le contrôle commande embarqué, cœur du chariot mobile, est une véritable boîte noire pour les personnes en charge de l'instrument. C'est le système qui gère tous les fonctions nécessaires au positionnement du chariot mobile ainsi que les mouvements liés aux sources observés. Le contrôle commande est géré par une carte à base de 68000 de Motorola sous OS 9 (système multitâches et temps réel), logé dans un rack VME. Il est également constitué de cartes d'acquisition analogiques et numériques, carte d'axe Maccon et d'un module de génération de pente.

III.5.2 Intégration de la méthode de diagnostic

Nous avons abordé précédemment, la nécessité de la mise en place de nouveaux capteurs aussi bien pour valider le modèle que pour accroître les performances de la méthode de diagnostic. Nous nous sommes alors posé les questions suivantes :

- Comment assurer l'acquisition de nouvelles mesures sachant que nous devons être synchrones avec la commande et la position du chariot ?
- Comment récupérer la commande et la position sans les perturber ?

Pour répondre à ces questions et permettre aux personnes en charge de la maintenance du Radiotélescope de Nançay, de mieux comprendre cette boîte noire, nous avons envisagé d'ajouter de nouvelles fonctionnalité au logiciel de contrôle commande embarqué, cette solution s'est révélé être réalisable après l'intervention de la société CIO informatique basée à Saint Etienne. Leur mission était de passer l'application native OS 9 sous un environnement de développement Hawk ainsi que la mise en route d'un châssis de développement afin de permettre à la personne en charge des développements informatiques du Radiotélescope, l'ajout d'une carte d'acquisition analogique pour les nouveaux capteurs, d'un module mémoire et d'un port réseau Ethernet. La société a rencontré de nombreuses difficultés lors du portage de l'application, après avoir régler différents problèmes, ils ont été capable de reproduire la configuration actuelle (choix de compilateur, option de compilation ...). Le manque des BSPs (Board Support Packages), propre à chaque carte microprocesseur, nécessaire à toute modification, a engendré beaucoup de retard pour CIO informatique. Pour la réalisation complète de leur prestation, il leur aura fallu 1 an. Le choix d'évolution du contrôle commande embarqué consiste à garder le programme originel dans des EPROMs, modifier les

options de démarrage afin de lancer d'éventuelles programmes supplémentaires contenus dans le module mémoire (acquisition des données, gestion du module Ethernet).

La personne en charge des développements informatiques du Radiotélescope n'a pu consacrer du temps au développement des programmes nécessaires à la mise en place de la méthode de diagnostic c'est-à-dire l'acquisition des nouveaux capteurs, la lecture en mémoire de la position du chariot mobile et la commande envoyée aux servovalves. Le module Ethernet doit permettre l'envoi de toutes ces données à une autre machine qui réalisera le cœur de la méthode de diagnostic. Cette architecture, choisie par les personnes en charge du Radiotélescope, a été motivée par les contraintes temps réel du contrôle commande embarqué.

III.5.3 Installations des capteurs

III.5.3.1 Mesures du débit des servovalves

La mesure du débit de la servovalve ne nécessite pas l'ouverture de la conduite hydraulique. De par sa conception, la servovalve permet d'avoir l'information sur la position du tiroir de distribution via l'amplificateur de pilotage intégré (connecteur F, figure III.17). Cette mesure permet alors de déterminer le débit délivré par la servovalve. La prise d'origine ne présente pas de câblage au niveau des connecteurs C et F. Le remplacement de cette prise par une entièrement câblée permet d'avoir à disposition l'information relative au débit de la servovalve. L'utilisation de fils non usités permet de ramener l'information dans la cabine blindée où se trouve le contrôle commande embarqué.

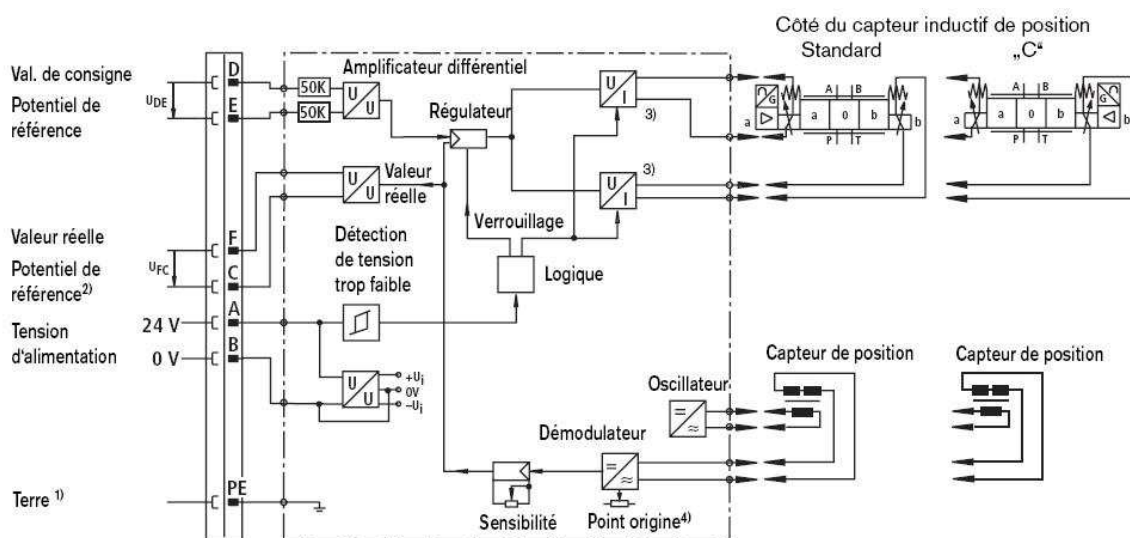


Figure III.17 : amplificateur de pilotage intégré de la servovalve

III.5.3.2 Mesures des pressions des moteurs hydrauliques

Les moteurs hydrauliques présentent des points de mesures de pression à côté des manomètres visible sur la figure IV.18. Ces derniers, nous permettent d'installer des capteurs de pression. L'information de ces derniers est remontée au même endroit que celle des servovalves. Le bornier où sont connectés tous les fils nécessaires aux mesures doit à terme être relié à la carte d'acquisition analogique afin que le contrôle commande embarqué effectue l'acquisition des données nécessaires à la méthode de diagnostic.



Figure III.18 : moteur hydraulique

Comme nous l'avons vu précédemment, les modifications du contrôle commande embarqué n'ayant pas pu être réalisées durant la période de la thèse, une autre solution a dû être développée pour l'acquisition des signaux.

III.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le Radiotélescope de Nançay et plus particulièrement le déplacement longitudinal du foyer mobile. Nous avons concentré nos efforts sur les moyens mis en œuvre pour réaliser le déplacement du foyer mobile, mouvement qui permet la compensation de la rotation de la Terre.

Le chariot mobile a été réalisé par le Giat Industrie, cette externalisation de cette construction a engendré une moins bonne connaissance de l'instrument pour les personnes en charge de sa maintenance de son fonctionnement. Dans ces conditions et du fait de la non

existence d'un document de travail présentant la boucle de régulation dans son intégralité, cela a impliqué un travail de compréhension du système plus importante que prévu. L'obtention du modèle fait suite à une longue recherche bibliographique (livres, cours, articles ...). Nous avons pu effectuer une validation structurelle du modèle. En effet, la connaissance des paramètres de ce modèle ne pourra être obtenue seulement après une phase d'identification.

Le contrôle commande embarqué, cœur du processus, a été présenté. Ce dernier doit participer à la mise en œuvre de la méthode de diagnostic en réalisant l'acquisition des données. Nous avons abordé les modifications à apporter au contrôle commande afin de pouvoir réaliser l'acquisition des nouvelles mesures. L'installation des capteurs nécessaire à ces mesures a également été présentée. Ces modifications seront utiles pour réaliser la validation du modèle et également pour la mise en œuvre sur le long terme de la méthode de diagnostic.

Dans le chapitre suivant, une présentation détaillée de la faisabilité du diagnostic ainsi que la présentation d'une solution temporaire pour l'acquisition des données seront présentées.

Chapitre IV

Application du diagnostic au Radiotélescope

IV.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons modélisé le déplacement longitudinal du chariot mobile et nous avons présenté l'instrumentation permettant l'installation de la méthode de diagnostic. Cette phase n'étant pas réalisée à ce jour, nous commencerons dans ce chapitre par présenter le développement d'une solution provisoire afin de réaliser une validation partielle du modèle en utilisant l'XPC Target de Matlab. Dans la suite, nous diagnostiquerons le déplacement longitudinal du chariot mobile à partir de deux méthodes. La première présentera les résultats obtenus à l'aide de relations de redondances analytiques. La deuxième méthode, basée sur l'observateur de Gauss Newton permettra d'estimer les états et certains paramètres du système en vue du diagnostic. Des résultats de simulation illustreront les résultats de ces deux méthodes.

IV.2 Solution alternative pour l'acquisition des données

Nous avons abordé au chapitre III, les modifications à effectuer au contrôle commande embarqué pour réaliser l'acquisition de manière synchrone de toutes les données nécessaires à mise en œuvre d'une méthode de diagnostic. Nous avons évoqué les difficultés à rendre possible cette évolution par la société CIO informatique qui a mis plus d'un an à effectuer cette prestation. De plus, la personne en charge des développements informatiques du Radiotélescope n'a pas pu consacrer de temps au développement des programmes nécessaires à la méthode de diagnostic. Dans ces conditions, nous avons décidé de développer une solution alternative afin de réaliser les acquisitions nécessaires à la validation du modèle.

La première solution envisagée était de se substituer complètement au contrôle commande en générant la commande envoyée aux servovalves et en mesurant directement la posi-

tion du chariot. Nous avons très vite abandonné cette solution du fait que l'on pouvait prévoir la réaction du contrôle commande en l'absence de la position du chariot. Ce dernier gérant tous les arrêts d'urgence, nous ne pouvons nous permettre de mettre en panne le Radiotélescope. Nous avons donc décidé de réaliser les mesures en parallèle du contrôle commande. Avant de mettre en place la solution alternative, nous devons répondre à plusieurs questions :

- Comment allons nous récupérer le signal de commande délivré par le contrôle commande sans perturber le signal ?
- Comment pouvons nous obtenir la position du chariot sans perturber le contrôle commande ?
- Comment détecter le passage d'un point de référence de façon transparente pour le contrôle commande ?

La solution alternative est présentée par la figure IV.1 dont nous allons détailler les différentes fonctions

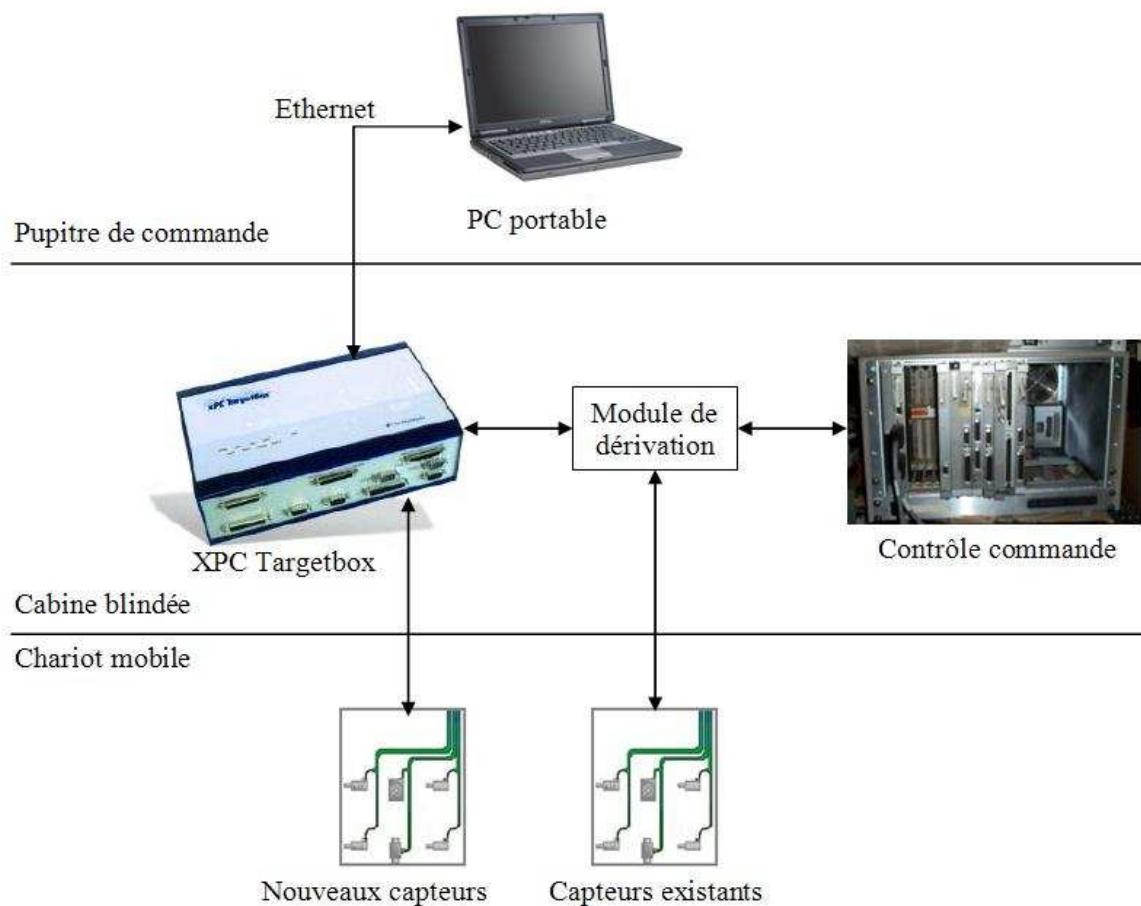


Figure IV.1 : Installation de la solution alternative

IV.2.1 XPC Targetbox

Il s'agit d'un PC industriel développé par [Mathworks, 2009] destiné au prototypage rapide des applications temps réel. Il possède une architecture matérielle compacte et assez variée en termes de possibilités d'entrées/sorties et de ports de communication ce qui le rend très pratique pour les applications embarquées.

Sur le plan logiciel, la plateforme XPC Targetbox dispose de son propre noyau temps réel et est adaptée aux applications développées dans l'environnement Matlab/Simulink et les boîtes à outils Real Time Workshop et XPC Target de Mathworks.

Les applications développées peuvent s'exécuter en temps réel et de façon autonome une fois transférées vers le support de stockage de la XPC Target par la liaison Ethernet avec un PC maître.

Seules les entrées (analogiques et numériques) de la XPC Target sont utilisées dans le cadre de cette thèse afin d'acquérir les signaux des capteurs nécessaires à la validation du modèle.

IV.2.2 Module de dérivation

Le contrôle commande embarqué réalise l'asservissement du déplacement longitudinal du chariot à partir de la mesure de la position et la position souhaitée. Pour réaliser la validation du modèle, nous avons besoin de mesurer la position du chariot et la tension délivrée par le contrôle commande, sans perturber ces dernières.

Pour mesurer en parallèle la tension délivrée aux servovalves, la mise en place d'un amplificateur opérationnel de gain unité et de grande impédance d'entrée ($10^{12} \Omega$) permet de mesurer cette tension sans la perturber.

La position du chariot mobile est mesurée par un codeur incrémental. Les signaux provenant de ce dernier sont en TTL. Nous pouvons sans problème mesurer directement ces signaux sans les perturber. Nous nous sommes également intéressés à l'information délivrée par la fourche optique lors d'un passage d'un point de référence. Cette information est utile pour corroborer la position du chariot donnée par le codeur. Pour effectuer la mesure du "top" de la fourche optique, nous avons également mis en place un amplificateur d'isolement identique à la mesure de la commande.

Les nouveaux capteurs, n'étant pas utilisés par le contrôle commande, sont directement reliés aux cartes d'acquisition de la XPC Targetbox. La figure IV.2 illustre le schéma fonctionnel du déplacement longitudinal du chariot mobile lors d'un déplacement obtenu via

son joystick. Le tableau IV. 1 présente l'ensemble des mesures à réaliser par la XPC Target-box.

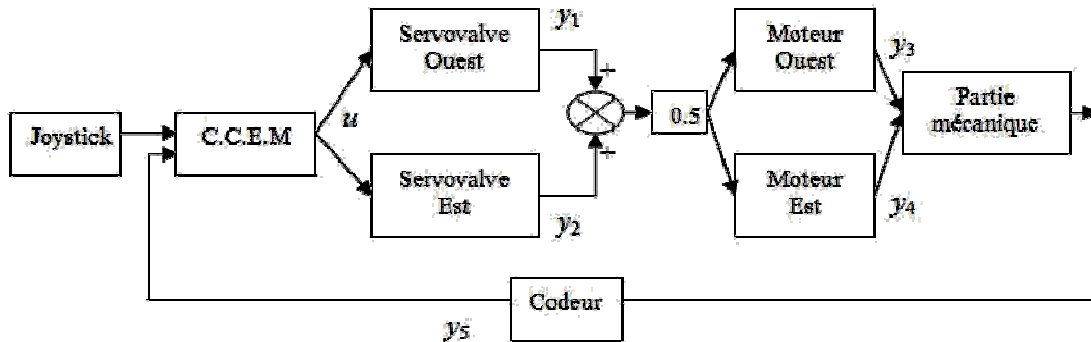


Figure IV.2 : schéma fonctionnel

Mesures	Signal
Commande u	± 10 V
Débit de servovalve Ouest y_1	± 10 V
Débit de servovalve Est y_2	± 10 V
Différence de pression du moteur Ouest y_3	± 10 V
Différence de pression du moteur Est y_4	± 10 V
Position : codeur y_5	6 voies TTL
Fourche Optique	TTL

Tableau IV.1 : mesures à effectuer par la XPC Targetbox pour la validation du modèle

IV.2.3 PC portable

Le PC portable nous a permis de superviser le fonctionnement de la XPC Targetbox en temps réel. La boîte à outils XPC Target dans l'environnement Matlab/Simulink (7.0.1 release 14) permet au PC (Windows XP pro, processeur Intel T2300 1.66GHz, 1Go de RAM) de communiquer avec la cible XPC Targetbox grâce à la liaison Ethernet. Ainsi, il est possible de superviser le fonctionnement en temps réel, de transférer les applications à exécuter sur la cible, de lancer ou d'arrêter l'application mais également la récupération des données effectuées par celle-ci afin de les enregistrer. Ces données peuvent être stockées sur le disque dur du PC portable pour être traitées ultérieurement.

IV.2.4 Acquisition des données

Comme nous l'avons évoqué précédemment, nous ne sommes pas en mesure d'appliquer directement la commande aux servovalves. Pour réaliser les campagnes de mesu-

res, nous allons déplacer le chariot mobile grâce à la commande générée par son joystick. Les différents déplacements réalisés ont permis de solliciter le système sous différentes configurations de vitesses, d'accélération et de sens de déplacement (ouest et est).

Pour réaliser la validation du modèle, nous avons d'abord besoin de mettre en forme les données. Pour connaître le déplacement du chariot mobile, nous avons échantillonné les signaux TTL toutes les 0.1 ms. La réalisation d'un compteur/décompteur permet de connaître la valeur du déplacement. L'information de la fourche optique (top tous les 6m) permet de confirmer la bonne mesure du déplacement longitudinal du chariot mobile. Les autres mesures (débit des servovalves, variations de pressions aux bornes des moteurs hydraulique et la commande) sont échantillonnées toutes les 2 ms soit 20 fois plus rapide que la période de la régulation. Ces mesures correspondantes à y_1 , y_2 , y_3 , y_4 et u sont brutes et nécessitent la mise en place d'un filtre anti-repliement de type moyenne mobile [Landau, 1998] défini de la façon suivante :

$$y_i(k) = \frac{1}{20} \sum_{j=k-20+1}^k y_i(j)$$

IV.2.5 Recherche des paramètres réels du modèle

Lors de la présentation du déplacement longitudinal du chariot mobile au chapitre III, nous avons présenté chaque organe séparément avant d'arriver au modèle global. Nous avons choisi de réaliser une validation organe par organe. Nous avons rencontré des problèmes lors de la validation des moteurs hydrauliques que nous évoquerons par la suite. Ne les ayant pas résolus, nous ne sommes pas en mesure de présenter une validation complète du modèle.

IV.2.5.1 Servovalves

Avant de pouvoir appliquer l'algorithme des moindres carrés, nous devons réécrire les équations des servovalves sous la forme entrée/sortie. Nous présentons ici la formulation pour la servovalve Ouest. La représentation d'état en temps discret des servovalves est la suivante :

$$\begin{aligned} x_1(k+1) &= x_1(k) + Te \cdot x_2(k) \\ x_2(k+1) &= -\frac{S_{11}}{S_{13}} Te \cdot x_1(k) + \left(1 - \frac{S_{12}}{S_{13}} Te\right) \cdot x_2(k) + \frac{K_{SO}}{S_{13}} Te \cdot u(k) \\ y_1(k) &= x_1(k) \end{aligned}$$

La relation entrée/sortie pour la servovalve s'écrit :

$$y_1(k+1) = \left(2 - Te \frac{S_{12}}{S_{13}}\right) \cdot y_1(k) - \left(1 - Te \frac{S_{12}}{S_{13}} + \frac{S_{11}}{S_{13}} Te^2\right) \cdot y_1(k-1) + \frac{K_{SO}}{S_{13}} Te^2 \cdot u(k-1)$$

En posant $a_1 = \frac{S_{12}}{S_{13}}$, $a_2 = \frac{S_{11}}{S_{13}}$ et $b = \frac{K_{SO}}{S_{13}}$, nous obtenons :

$$y_1(k+1) = (2 - Te \cdot a_1) \cdot y_1(k) - (1 - Te \cdot a_1 + Te^2 \cdot a_2) \cdot y_1(k-1) + b \cdot Te^2 \cdot u(k-1) \\ = \theta_1 \cdot y_1(k) + \theta_2 \cdot y_1(k-1) + \theta_3 \cdot u(k)$$

La recherche des paramètres θ_1 , θ_2 et θ_3 nous permet d'obtenir les coefficients a_1 , a_2 et a_3 qui caractérisent la servovalve (propriétés physiques) et sont indépendants de la période d'échantillonnage choisie pour réaliser l'acquisition des mesures nécessaires à l'identification.

Lors de la campagne d'acquisition, nous avons enregistré 8 fichiers différents. Nous avons réalisé l'identification des paramètres sur un fichier et confronté ces résultats aux autres fichiers. La grande difficulté que nous avons rencontrée lors de la phase d'identification est le choix de la fenêtre temporelle permettant de trouver les paramètres θ_1 , θ_2 et θ_3 les plus proches de la réalité. En effet, la présence du bruit de mesure peut engendrer un biais dans l'estimation des paramètres par l'algorithme des moindres carrés.

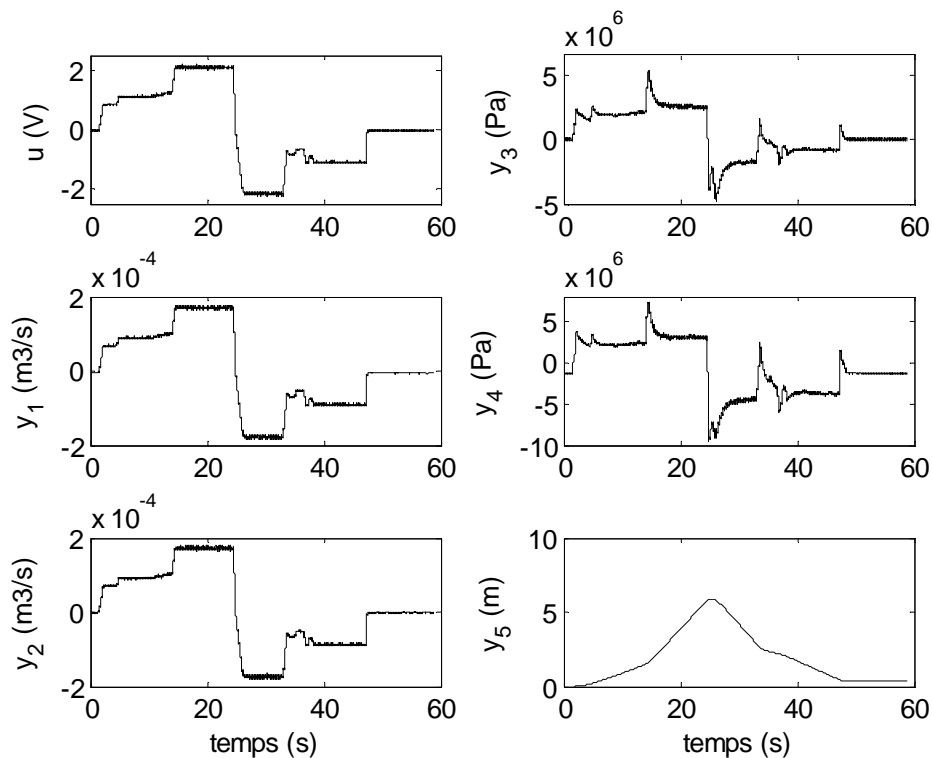


Figure IV.3 : évolution de la commande et des sorties du système en vue de l'identification

La figure IV.3 présente l'évolution de la commande et des sorties du système obtenues lors d'une acquisition. Ce fichier représente l'étendu des possibilités de déplacement du chariot mobile réalisable à l'aide du joystick. Nous commençons par un déplacement vers l'est du chariot mobile en atteignant la vitesse maximale (palier au environ de la 20^{ième} seconde). Nous

passons brutalement à un déplacement dans l'autre sens également à vitesse maximale. Nous retournons à l'arrêt en effectuant différents paliers de vitesse.

L'identification des paramètres des servovalves a été réalisée sur une phase de transition (dynamique) correspondant à la mise en mouvement du chariot mobile jusqu'au premier palier (vitesse constante) entre la première seconde et la deuxième seconde (figure IV.3). Pour les paramètres a_1 , a_2 et a_3 des servovalves Ouest et Est, nous obtenons respectivement $[37098 \ 217 \ 36199]$ et $[13681 \ 107 \ 13565]$. Les valeurs obtenues des paramètres a_1 , a_2 et a_3 montrent que nous devons bien considérer que les servovalves sont différentes bien que de même type.

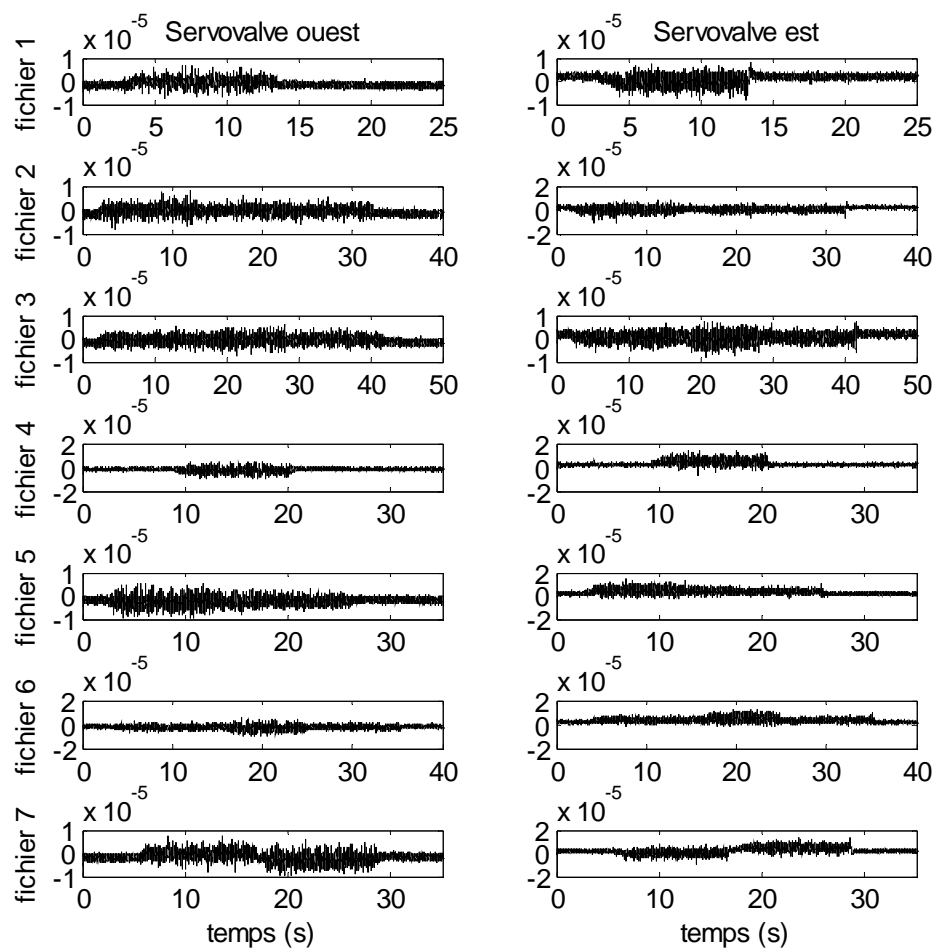


Figure IV.4 : erreur de reconstruction la sortie des servovalves

Lors de la campagne de mesures, nous avons obtenu 8 fichiers différents. Nous avons choisi un fichier pour déterminer les paramètres des servovalves et utiliser les 7 autres pour valider les paramètres obtenus. La figure IV.4 montre l'erreur entre la mesure des servovalves et leur estimées obtenues par simulation du modèle des servovalves comprenant les paramètres obtenus par identification pour chacun des 7 fichiers. Pour quantifier la validation des paramètres, nous avons calculé l'erreur relative pour chaque servovalve et chaque fichier. Le

maximum de l'erreur relative est de 5.5 % pour la servovalve Ouest et de 7.9 % pour la servovalve Est. Les fichiers d'acquisition sont relativement bruités comme l'illustre la figure IV. 5 qui présente un zoom sur une mesure de y_1 . Nous pouvons donc considérer que le modèle des servovalves est correct.

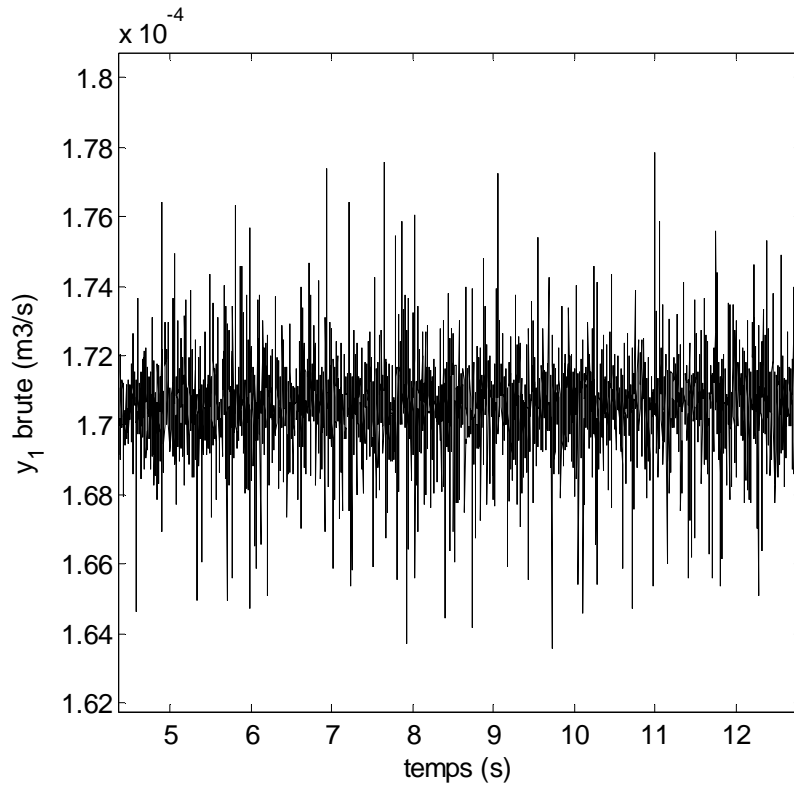


Figure IV.5 : zoom sur la mesure brute de y_1

IV.2.5.2 Moteurs hydrauliques

Dans ce paragraphe, nous allons aborder la validation partielle des moteurs hydrauliques et évoquer les problèmes rencontrés sans pouvoir y répondre. Nous rappelons l'équation d'un des moteurs hydrauliques :

$$x_5(k+1) = \frac{A}{2} Te \cdot (x_1(k) + x_3(k)) + (1 - A \cdot Te \cdot (K_{fo} + K_{pqo})) \cdot x_5(k) - A \cdot cyl \cdot Te \cdot x_7(k)$$

en remarquant que :

$$y_8(k+1) = y_8(k) + \frac{1}{2\pi} Te \cdot x_7(k)$$

L'équation du moteur peut s'écrire sous la forme entrée/sortie où $(y_1 + y_2)/2$ représente l'entrée du moteur :

$$y_3(k+1) = (1 - A \cdot Te \cdot (K_{fo} + K_{pqo})) \cdot y_3(k) + A \cdot Te \cdot \left(\frac{y_1(k) + y_2(k)}{2} \right) - A \cdot cyl \cdot 2\pi \cdot (y_5(k+1) - y_5(k))$$

$$= \theta_4 \cdot y_3(k) + \theta_5 \cdot \left(\frac{y_1(k) + y_2(k)}{2} \right) + \theta_6 \cdot (y_5(k+1) - y_5(k))$$

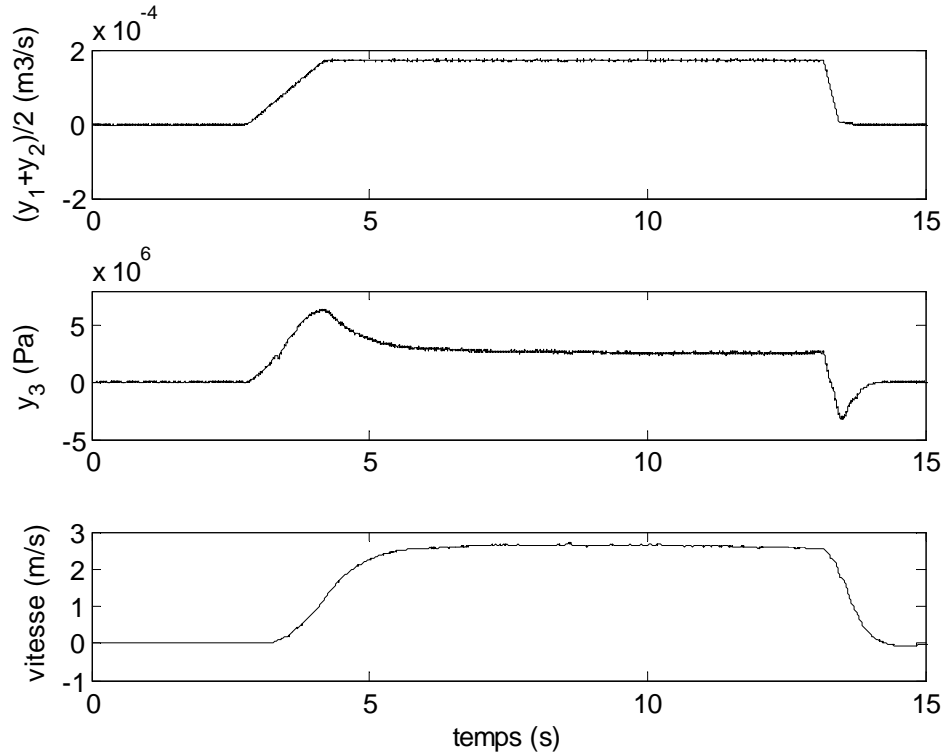


Figure IV.6 : évolution des mesures pour la validation du moteur

La figure IV.6 représente l'évolution de la différence de pression y_3 aux bornes du moteur, du débit moyen des servovalves $(y_1 + y_2)/2$ et la vitesse du chariot mobile.

Lors de la réalisation de l'identification des paramètres θ_4 , θ_5 et θ_6 , nous avons déterminé les paramètres pour une seule configuration donnée (amplitude du débit). Dès que nous testons ces paramètres pour une autre valeur de débit moyen, nous n'obtenons pas de bon résultat. Lorsque nous sommes en présence d'un régime stationnaire, nous avons cherché le coefficient de proportionnalité entre le débit moyen des servovalves et la variation de pression aux bornes du moteur. Ce coefficient s'est relevé différent pour chaque configuration de débit. De ce fait, nous sommes en présence d'un phénomène non linéaire que nous n'avons pas pu identifier. La figure IV.7 représente l'évolution de la différence de pression du moteur hydraulique en fonction du débit moyen provenant des servovalves pour chacun des fichiers. Pour mieux mettre en évidence le phénomène, nous avons réalisé ces courbes en utilisant leur mesure en tension. Nous constatons sur cette figure que pour chaque valeur de débit, nous avons plusieurs valeurs correspondantes pour la pression et inversement. Nous sommes en présence de cycle limite (hystérésis). De plus, le modèle est très sensible aux variations de ces

paramètres ce qui est problématique. Dans ces conditions, nous ne pouvons valider les moteurs hydrauliques.

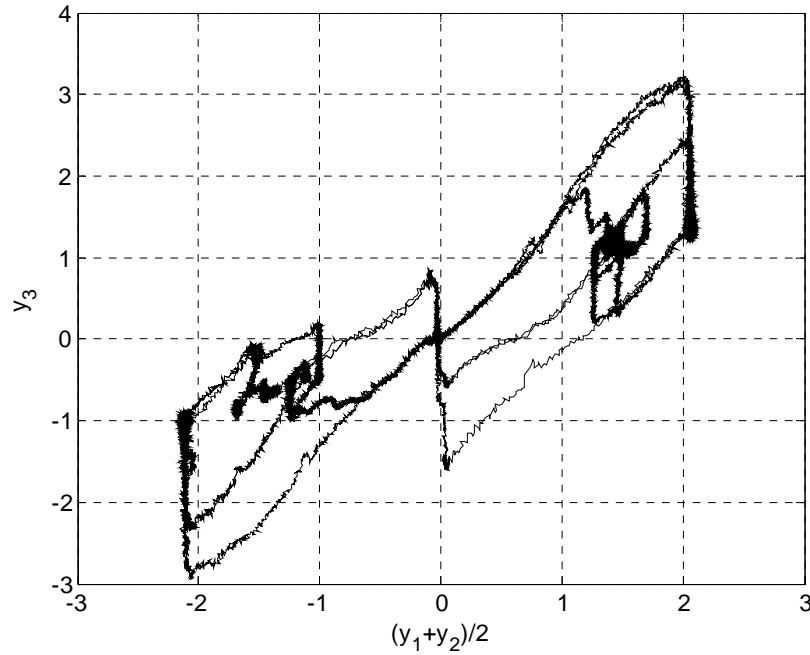


Figure IV.7 : cycle limite mis en évidence aux moteurs hydrauliques

IV.3 Relations de Redondances Analytiques

Dans ce paragraphe, nous allons nous intéresser à la faisabilité du diagnostic du déplacement longitudinal du chariot mobile. Pour cela, nous utilisons le modèle non linéaire en temps discret (III.6) présenté au chapitre III. Nous rappelons ici les équations du système :

$$x_1(k+1) = x_1(k) + Te \cdot x_2(k)$$

$$x_2(k+1) = -\frac{S_{11}}{S_{13}} Te \cdot x_1(k) + \left(1 - \frac{S_{12}}{S_{13}} Te\right) \cdot x_2(k) + \frac{K_{SO}}{S_{13}} Te \cdot u(k)$$

$$x_3(k+1) = x_3(k) + Te \cdot x_4(k)$$

$$x_4(k+1) = -\frac{S_{21}}{S_{23}} Te \cdot x_3(k) + \left(1 - \frac{S_{22}}{S_{23}} Te\right) \cdot x_4(k) + \frac{K_{SE}}{S_{13}} Te \cdot u(k)$$

$$x_5(k+1) = \frac{A}{2} Te \cdot (x_1(k) + x_3(k)) + (1 - A \cdot Te \cdot (K_{fo} + K_{pqo})) \cdot x_5(k) - A \cdot cyl \cdot Te \cdot x_7(k)$$

$$x_6(k+1) = \frac{A}{2} Te \cdot (x_1(k) + x_3(k)) + (1 - A \cdot Te \cdot (K_{fE} + K_{pqE})) \cdot x_6(k) - A \cdot cyl \cdot Te \cdot x_7(k)$$

$$x_7(k+1) = \frac{K_{moto} \cdot K_{red}}{J} Te \cdot x_5(k) + \frac{K_{motE} \cdot K_{red}}{J} Te \cdot x_6(k) + \left(1 - \frac{f}{J} Te\right) \cdot x_7(k)$$

$$- \frac{K_{fro}}{J} Te \cdot \arctan(\alpha \cdot x_7(k))$$

$$x_8(k+1) = x_8(k) + \frac{1}{2 \cdot \pi} Te \cdot x_7(k)$$

$$\begin{aligned}
 y_1(k) &= x_1(k) \\
 y_2(k) &= x_3(k) \\
 y_3(k) &= x_5(k) \\
 y_4(k) &= x_6(k) \\
 y_5(k) &= x_8(k)
 \end{aligned}$$

IV.3.1 Génération des résidus

Nous avons vu précédemment (cf : chapitre I) qu'une procédure de diagnostic comprend deux étapes principales : la détection et l'isolation. Le bon déroulement de ces deux étapes va être conditionné par le choix des résidus. Une des performances attendues d'un résidu est qu'il soit calculable (ne dépendant que des commandes et des mesures), sensible aux défauts et le plus insensible possible aux perturbations. De plus, l'isolabilité des défauts dépend de la structure des résidus permettant d'avoir une signature différente pour chaque défaut, mais aussi le nombre des résidus. En effet, le nombre des résidus doit permettre de générer plus de signatures différentes que de défauts. La construction des résidus va se faire en utilisant des redondances analytiques. La construction de ces résidus doit être réalisée de telle façon que, dans un cas sans défaut, les résidus aient une valeur moyenne nulle.

Le principe de cette méthode est de transformer, voire de réécrire les équations du modèle de manière à obtenir des relations liant que des grandeurs connues. Tous les résultats présentés dans la suite sont issus de la simulation dans le cas déterministe. Pour notre système étudié, nous pouvons écrire cinq relations dans lesquelles nous ne faisons apparaître que les mesures. En absence de défaut, les résidus doivent être nuls. Nous éliminons ainsi les variables non mesurées (x_2 , x_4 et x_7). Nous obtenons alors :

$$r_1(k) = y_1(k) - \left(2 - Te \frac{S_{12}}{S_{13}}\right) \cdot y_1(k-1) + \left(1 - Te \frac{S_{12}}{S_{13}} + \frac{S_{11}}{S_{13}} Te^2\right) \cdot y_1(k-2) - \frac{K_{SO}}{S_{13}} Te^2 \cdot u(k-2)$$

$$r_2(k) = y_2(k) - \left(2 - Te \frac{S_{22}}{S_{23}}\right) \cdot y_2(k-1) + \left(1 - Te \frac{S_{22}}{S_{23}} + \frac{S_{21}}{S_{23}} Te^2\right) \cdot y_2(k-2) - \frac{K_{SE}}{S_{13}} Te^2 \cdot u(k-2)$$

$$\begin{aligned}
 r_3(k) &= y_3(k) - \frac{A}{2} Te \cdot y_1(k-1) - \frac{A}{2} Te \cdot y_2(k-1) - \left(1 - A \cdot Te \cdot (K_{fo} + K_{pqo})\right) \cdot y_3(k-1) \\
 &\quad + A \cdot cyl \cdot 2\pi \cdot (y_5(k) - y_5(k-1))
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 r_4(k) &= y_4(k) - \frac{A}{2} Te \cdot y_1(k-1) - \frac{A}{2} Te \cdot y_2(k-1) - \left(1 - A \cdot Te \cdot (K_{fE} + K_{pqE})\right) \cdot y_3(k-1) \\
 &\quad + A \cdot cyl \cdot 2\pi \cdot (y_5(k) - y_5(k-1))
 \end{aligned}$$

$$r_5(k) = \frac{2\pi}{Te} (y_5(k) - y_5(k-1)) - \frac{Kmoto \cdot Kred}{J} Te \cdot y_3(k-2) - \frac{Kmote \cdot Kred}{J} Te \cdot y_4(k-2) - \frac{2\pi}{te} \left(1 - \frac{f}{J} Te\right) \cdot (y_5(k-1) - y_5(k-2)) + \frac{kfro}{J} Te \cdot \arctan\left(\alpha \frac{2\pi}{Te} (y_5(k-1) - y_5(k-2))\right)$$

IV.3.2 Détection de défaut

Nous nous intéressons maintenant, à la détection et à la localisation des défauts. La phase de détection est réalisée par le fait que certains résidus diffèrent de zéro en présence de défauts. La phase de localisation quant à elle sera menée grâce à la signature des défauts. Pour cela, écrivons la table théorique de signature des défauts. Cette table permet de synthétiser à quels défauts sont sensibles les résidus. Ainsi l'écriture du résidu r_1 , par exemple, montre qu'il dépend de la mesure y_1 et de la commande u . Dans la ligne de r_1 nous indiquons par une croix cette relation de dépendance entre r_1 , y_1 et u . Cette réflexion conduite sur les autres résidus nous permet de dresser l'ensemble de la table de signature des défauts.

	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	u
r_1	X					X
r_2		X				X
r_3	X	X	X		X	
r_4	X	X		X	X	
r_5			X	X	X	

Tableau IV.2 : table de signature théorique des défauts

Nous constatons que les colonnes de la table (tableau IV.2) de signature théorique des défauts sont rigoureusement différentes entre elles. Nous sommes en présence d'une structure isolante donc capable de localiser le défaut : capteur ou actionneur.

Au travers de résultats de simulation, nous allons nous intéresser à la détection de défaut capteur pouvant affecter le système. Pour cela, nous prenons le cas d'un biais de mesure affectant la sortie y_1 de la forme : $y_1 = x_1 + \delta$ où $\delta = 0.01 \cdot \max(y_1)$ représente le biais présent entre la 40^{ième} seconde et la 60^{ième} seconde.

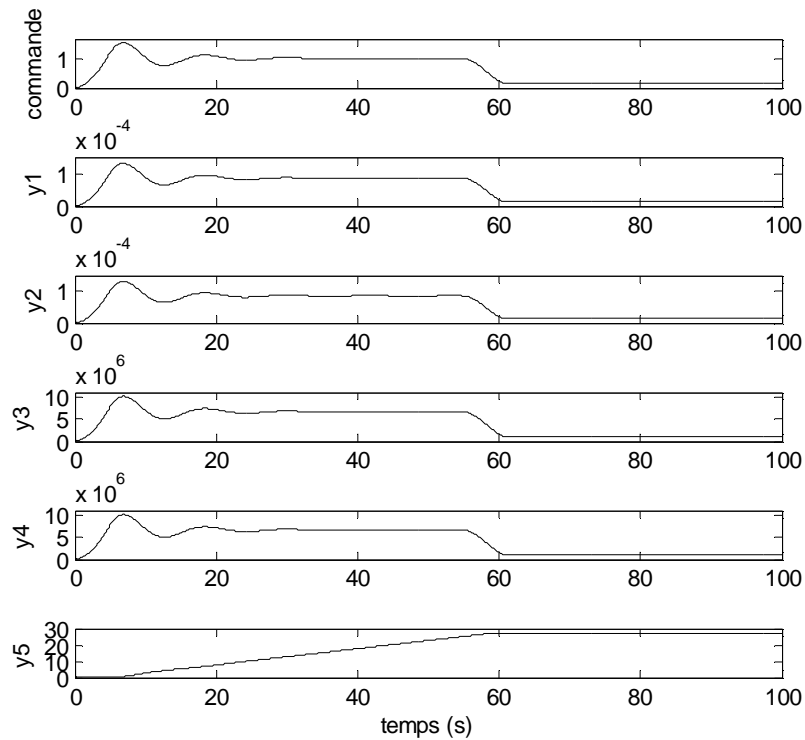


Figure IV.8 : évolution des sorties du système en présence d'un défaut capteur sur y_1

La figure IV.8 présente l'évolution des sorties du système en présence d'un défaut capteur affectant y_1 . L'analyse de cette figure ne nous permet pas de conclure sur la présence d'un éventuel défaut.

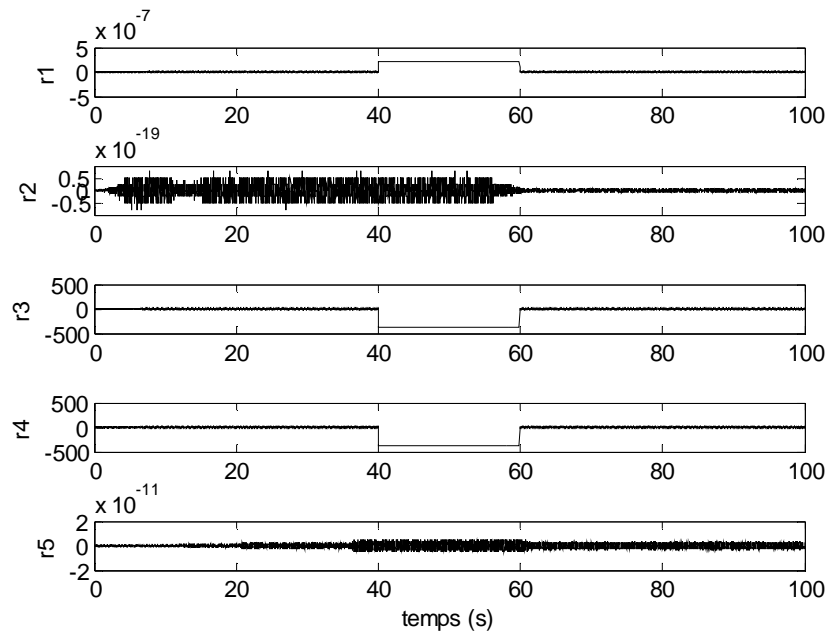


Figure IV.9 : résidus en présence d'un défaut capteur sur y_1

La figure IV.9 montre l'évolution des résidus en présence d'un défaut capteur affectant y_1 . Nous pouvons dire que les résidus r_1 , r_3 et r_4 montrent la présence d'un défaut affectant le système entre la 40^{ième} seconde et la 60^{ième} seconde. Les deux autres résidus r_2 et r_5 ne

sont pas sensibles au défaut. Le vecteur signature pratique est donc $[X, 0, X, X, 0]^T$. La lecture de la table théorique de signature des défauts, nous permet de conclure que la mesure du débit de sortie de la servovalve Ouest (y_1) présente un défaut. Lorsque nous sommes en présence de résidus présentant de faible variation, l'utilisation d'une moyenne glissante permet une meilleure détection comme l'illustre la figure IV.10 pour le résidu r_1 où la moyenne est calculée sur 50 mesures consécutives.

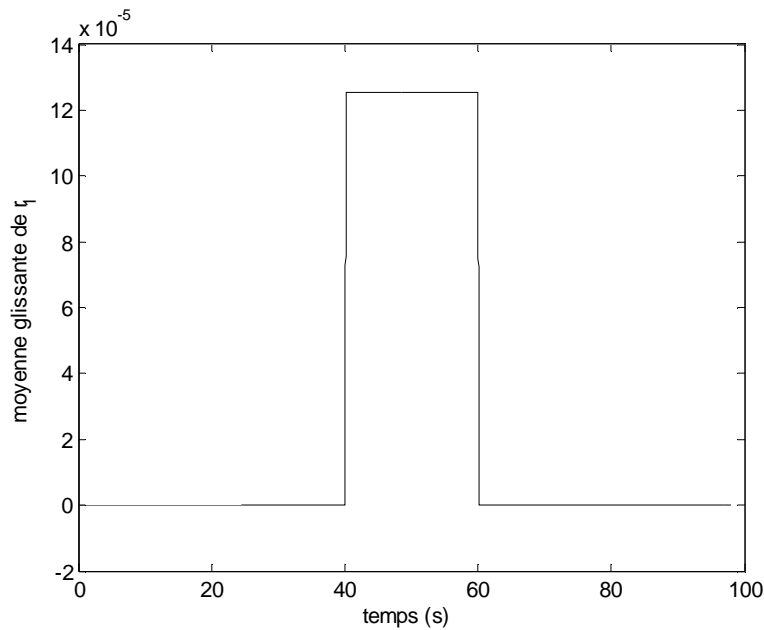


Figure IV.10 : moyenne glissante du résidu r_1 en présence d'un défaut sur y_1

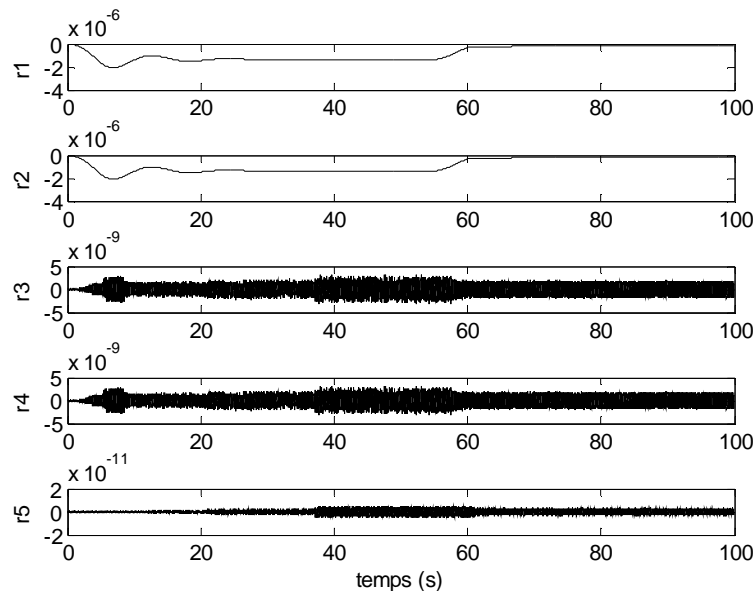


Figure IV.11 : résidus en présence d'un changement de paramètres

Nous remarquons sur la figure IV.11, que les résidus r_1 et r_2 sont sensibles à un défaut. Les trois autres résidus r_3 , r_4 et r_5 ne sont pas sensibles au défaut. La signature du défaut est

donc $[X, X, 0, 0, 0]^T$. La table théorique de signature de défaut nous indique que nous sommes en présence d'un défaut actionneur. Pourtant, il n'en est rien, en simulation, nous avons modifié d'un pour cent deux paramètres $\left(\frac{S_{12}}{S_{13}} \text{ et } \frac{S_{22}}{S_{23}} \right)$ afin d'illustrer les limites de la méthode pour notre système.

L'utilisation des relations de redondances analytiques (RRA), sous l'hypothèse forte d'avoir un modèle exact, a permis de mettre en évidence la faisabilité du diagnostic sur notre système. Nous avons également abordé l'influence d'une modification d'un ou plusieurs paramètres du système, pouvant représenter le vieillissement d'un des composants du Radiotélescope, qui est alors considéré comme un défaut et crée de fausses alarmes, néfaste à l'utilisation et à la maintenance de l'instrument.

Pour tenir compte de la variation de certains paramètres (déterminés par le retour sur expériences), l'utilisation d'un observateur non linéaire peut être une des solutions envisageables pour estimer ces paramètres à surveiller. Dans la suite de ce manuscrit, nous allons aborder une méthode de diagnostic utilisant un observateur de Gauss-Newton.

IV.4 Diagnostic utilisant l'observateur de Gauss-Newton

Dans le chapitre II, nous avons réalisé une comparaison entre l'observateur de Ciccarella *et al.*, son extension multi-sorties et respectivement l'observateur de Newton et l'observateur de Gauss-Newton. Dans le cas multi-sorties, ce qui est le cas de notre système, l'observateur de Gauss-Newton a présenté de meilleures performances. La méthode de diagnostic reposera sur cet observateur basé sur le modèle (III.6) non linéaire en temps discret développé au chapitre III et rappelé au début du paragraphe portant sur les relations de redondances analytiques, vues précédemment.

IV.4.1 Génération de résidus

La génération de résidus va être réalisée par le calcul de l'écart entre les mesures $y(k)$ du système et les estimés $\hat{y}(k)$ obtenues par l'observateur. Les résidus s'écrivent :

$$r_i(k) = y_i(k) - \hat{y}_i(k)$$

Afin de localiser les défauts, nous utilisons un banc d'observateurs [Frank, 1986] dont le principe est illustré par la figure IV.12. Chaque observateur est construit à partir d'une sélection \bar{y}_i des sorties y . Ce principe s'applique sous la condition que chaque sélection \bar{y}_i assure l'observabilité du processus.

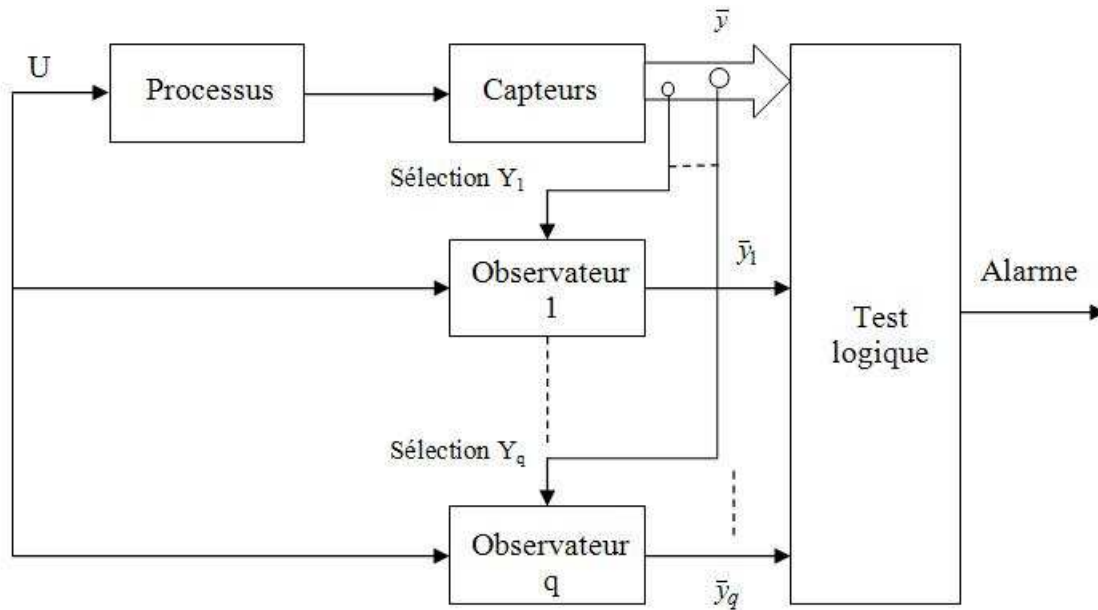


Figure IV.12 : schéma général du banc d'observateurs

IV.4.2 Modèle augmenté

Nous avons vu au paragraphe précédent la nécessité de suivre certains paramètres du modèle. Nous considérons que les paramètres sont connus et constants. Le retour sur expérience montre que les paramètres K_{SO} , K_{SE} et K_{RED} sont particulièrement significatif pour la maintenance. Afin de surveiller l'évolution de ces paramètres, nous allons les intégrer au modèle en les considérant constants. Pour cela, il est nécessaire d'augmenter l'état de notre modèle et en choisissant un nouveau vecteur d'état $X = [x_1 \ \cdots \ x_8 \ x_9 \ x_{10} \ x_{11}]^T$ où x_i pour $i = 1, \dots, 8$ sont les états du système et x_9 , x_{10} et x_{11} représentent respectivement les paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}}Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}}Te$ et K_{RED} . Nous obtenons alors le nouveau modèle, base de l'observateur, décrit par les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
 x_1(k+1) &= x_1(k) + Te \cdot x_2(k) \\
 x_2(k+1) &= -\frac{S_{11}}{S_{13}} Te \cdot x_1(k) + \left(1 - \frac{S_{12}}{S_{13}} Te\right) \cdot x_2(k) + x_9(k) \cdot u(k) \\
 x_3(k+1) &= x_3(k) + Te \cdot x_4(k) \\
 x_4(k+1) &= -\frac{S_{21}}{S_{23}} Te \cdot x_3(k) + \left(1 - \frac{S_{22}}{S_{23}} Te\right) \cdot x_4(k) + x_{10}(k) \cdot u(k) \\
 x_5(k+1) &= \frac{A}{2} Te \cdot (x_1(k) + x_3(k)) + (1 - A \cdot Te \cdot (K_{fo} + K_{pqo})) \cdot x_5(k) - A \cdot cyl \cdot Te \cdot x_7(k) \\
 x_6(k+1) &= \frac{A}{2} Te \cdot (x_1(k) + x_3(k)) + (1 - A \cdot Te \cdot (K_{fE} + K_{pqE})) \cdot x_6(k) - A \cdot cyl \cdot Te \cdot x_7(k) \\
 x_7(k+1) &= \frac{K_{moto} \cdot Te}{J} x_{11}(k) \cdot x_5(k) + \frac{K_{motE} \cdot Te}{J} x_{11}(k) \cdot x_6(k) + (1 - \frac{f}{J} Te) \cdot x_7(k) \\
 &\quad - \frac{K_{fro}}{J} Te \cdot \arctan(\alpha \cdot x_7(k)) \\
 x_8(k+1) &= x_8(k) + \frac{1}{2\pi} Te \cdot x_7(k) \\
 x_9(k+1) &= x_9(k) \\
 x_{10}(k+1) &= x_{10}(k) \\
 x_{11}(k+1) &= x_{11}(k) \\
 y_1(k) &= x_1(k) \\
 y_2(k) &= x_3(k) \\
 y_3(k) &= x_5(k) \\
 y_4(k) &= x_6(k) \\
 y_5(k) &= x_8(k)
 \end{aligned} \tag{IV.1}$$

Le système (IV.1) peut être écrit de manière condensé sous la forme non linéaire suivante :

$$\begin{aligned}
 X(k+1) &= f(X(k), u(k)) \\
 y(k) &= C \cdot X(k)
 \end{aligned}$$

Pour mettre en place le banc d'observateurs utilisant le modèle (IV.1), il est nécessaire d'étudier l'observabilité de ce modèle sous différentes configurations des mesures. L'étude de l'observabilité montre que le système n'est pas observable si nous ne prenons pas en compte la mesure de la position du chariot à savoir y_5 . Seules les configurations données dans le tableau IV.3 assurent l'observabilité.

Observateur \ Mesures	Mesures				
	y ₁	y ₂	y ₃	y ₄	y ₅
Observateur 1		X	X	X	X
Observateur 2	X		X	X	X
Observateur 3	X	X		X	X
Observateur 4	X	X	X		X
Observateur 5	X	X	X	X	X

Tableau IV.3 : observateurs considérés pour le banc d'observateurs

IV.4.3 Convergence de l'observateur

Avant d'aborder proprement dit le diagnostic, nous devons nous assurer que l'observateur converge vers les "bons" états du système. Nous présentons seulement les résultats obtenus par l'observateur 5. Les équations régissant l'observateur de Gauss-Newton à une itération sont rappelées :

$$\hat{X}(k+1) = f(\hat{X}(k), u(k)) + [\Omega(f(\hat{X}(k), u(k)), U_{[k+1;k+L]})]^\dagger \cdot (Y_{[k+1;k+L+1]} - H(f(\hat{X}(k), u(k)), U_{[k;k+L]}))$$

Au chapitre II, nous avons établi que l'observateur de Gauss Newton à une itération était un cas particulier de l'extension de l'observateur de Ciccarella. Nous avons vu que la longueur de la fenêtre de correction avait une influence sur la vitesse de convergence. Dans le cadre de notre système, la condition d'observabilité implique que la valeur minimale de L est $L = 2$. Dans la suite de ce chapitre, nous avons choisi de prendre $L = 5$, ce qui correspond à prendre 6 mesures temporelles consécutives pour reconstruire l'état. Pour vérifier la convergence de l'observateur, nous avons fait le choix d'initialisé l'observateur avec $\hat{X}(0) = [1 \ 5 \ 1 \ 3 \ 400 \ 300 \ -10 \ 1 \ 24 \ 24 \ 54]$ sachant que les conditions initiales du système sont nulles et les coefficients $\frac{K_{SO}}{S_{13}} Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}} Te$ et K_{RED} sont égaux respectivement à 20, 20 et 45. Dans toute la suite de ce chapitre, le système est simulé dans les mêmes conditions. La figure IV.13 présente l'évolution de la commande et des sorties du système.

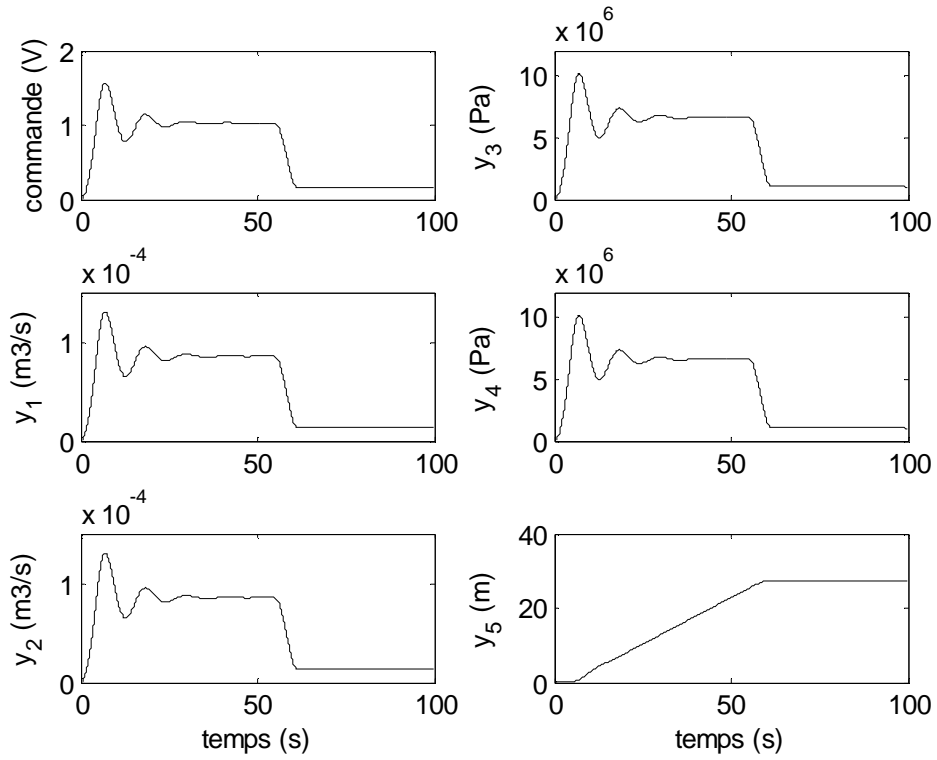


Figure IV.13 : évolution de la commande et des sorties du système

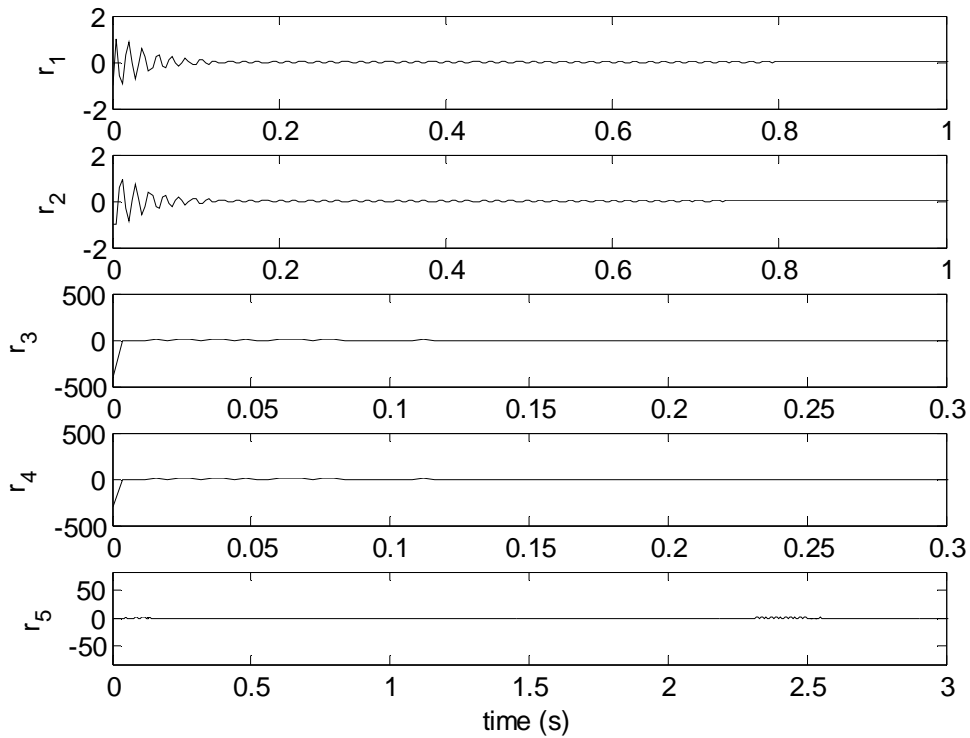


Figure IV.14 : résidus représentant l'erreur d'estimation des sorties

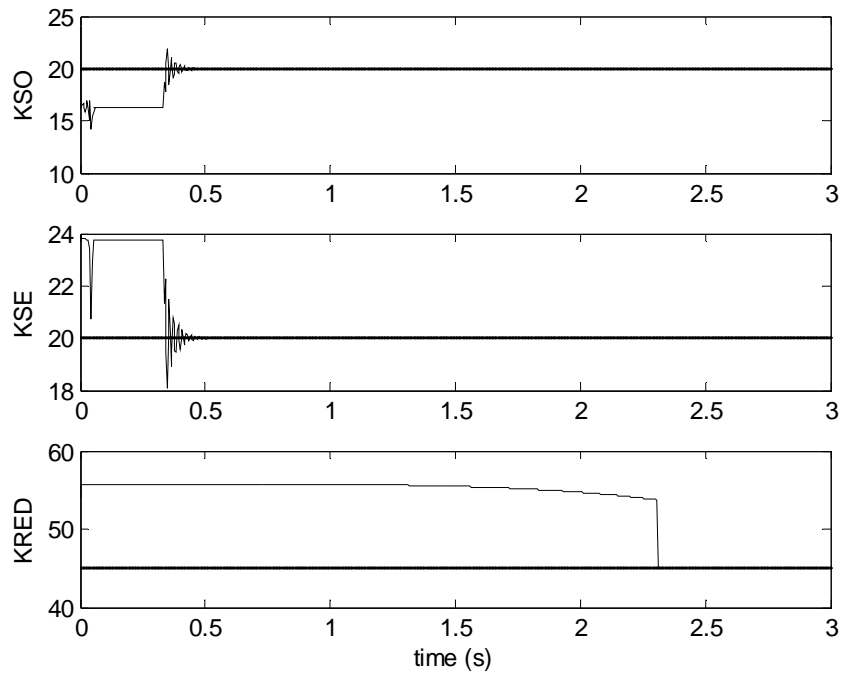


Figure IV.15 : estimation des paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}} Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}} Te$ et K_{RED} ($L = 5$)

La figure IV.14 présente les erreurs d'estimation des sorties du système et la figure IV.15 présente l'estimation des paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}} Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}} Te$ et K_{RED} . Nous constatons que l'observateur estime correctement les sorties et les paramètres du système au bout de 2.5 secondes. Ce temps de convergence dépend de la taille de la fenêtre considérée pour la reconstruction des états du système comme l'illustre la figure IV.16 obtenue pour $L = 2$. Dans ce cas, le coefficient K_{RED} est correctement estimé au bout d'environ 5 secondes pour $L = 2$ contre la moitié pour $L = 5$.

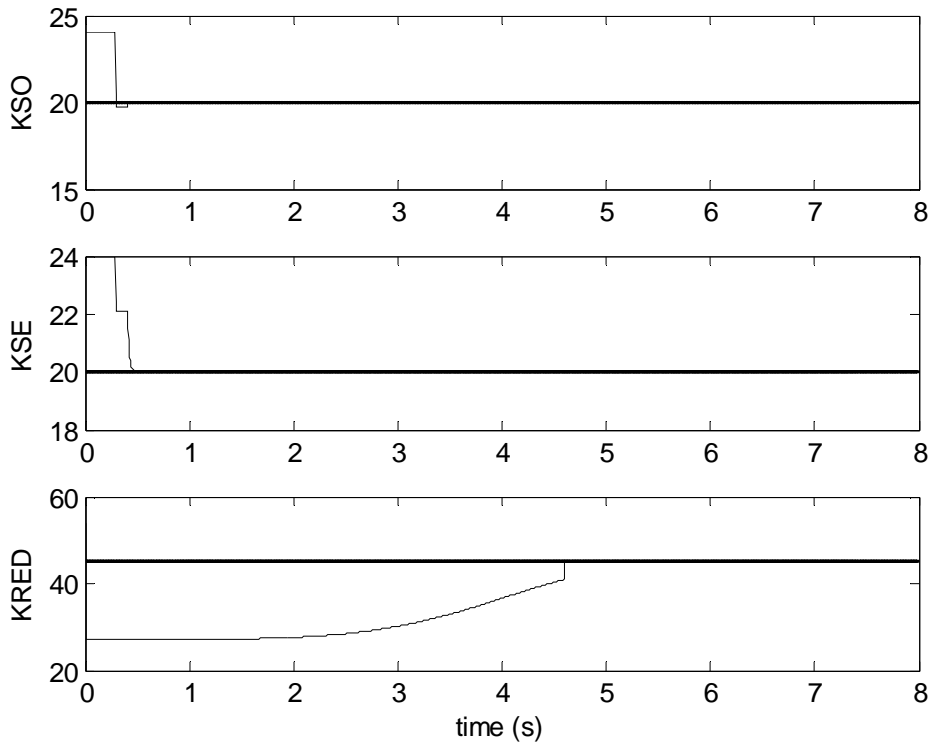


Figure IV.16 : estimation des paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}}Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}}Te$ et K_{RED} ($L = 2$)

IV.4.4 Détection de défaut

Dans le paragraphe précédent, nous nous sommes intéressés à la convergence de l'observateur. Maintenant, pour illustrer les performances de l'observateur pour détecter les éventuels défauts pouvant affecter le système, nous choisissons de l'initialiser sur les "bonnes" valeurs c'est-à-dire $\hat{X}(0) = X(0)$ et $L = 5$. Les figures qui vont être présentées sont obtenues pour les mêmes conditions de simulation du système que précédemment (figure IV.13). Nous allons nous intéresser à un défaut capteur et un changement de paramètres afin d'illustrer la méthode.

IV.4.4.1 Défaut capteur

Nous allons nous intéresser à la détection de défaut capteur pouvant affecter le système. Pour cela, nous prenons le cas d'un biais de mesure affectant la sortie y_1 de la forme : $y_1 = x_1 + \delta$ où $\delta = 0.01 \cdot \max(y_1)$ représente le biais présent entre la 8^{ième} seconde et la 12^{ième} seconde.

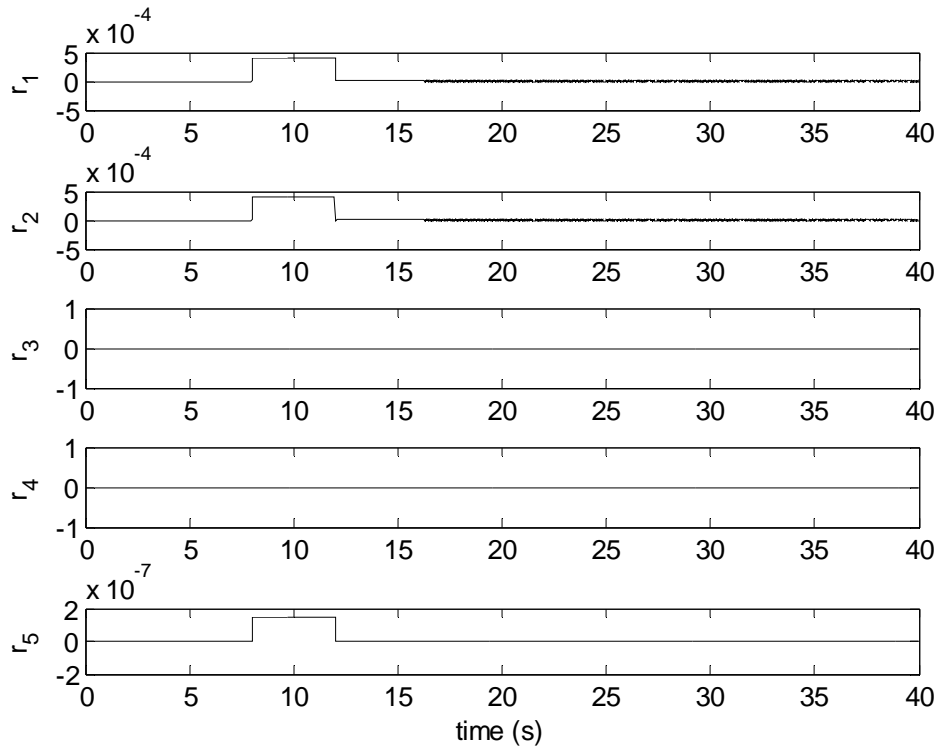


Figure IV.17 : résidus obtenus par l'observateur 5 en présence d'un défaut sur y_1

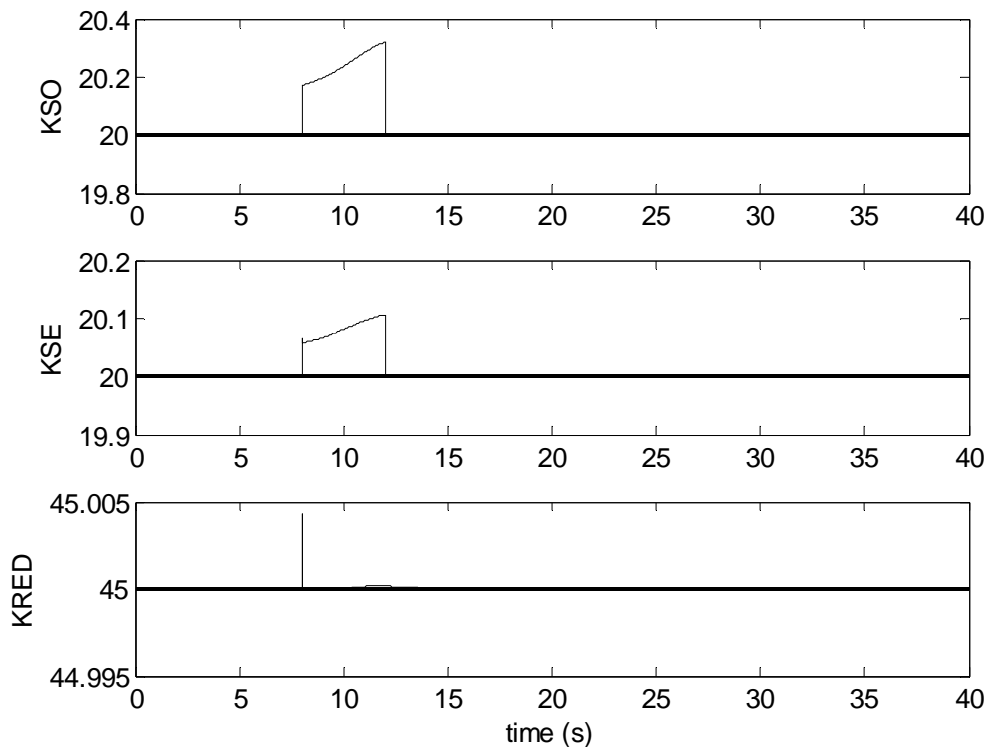


Figure IV.18 : estimation des paramètres par l'observateur 5 en présence d'un défaut sur y_1

Les figures IV.17 et IV.18 présentent respectivement les résidus et l'estimation des paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}} Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}} Te$ et K_{RED} obtenus à partir de l'observateur 5. L'estimation des sorties

est obtenue par reconstruction des états du système à partir de toutes les mesures disponibles. Nous constatons sur la figure IV.17 que les résidus r_1 , r_2 et r_5 sont sensibles à la présence d'un défaut entre la 8^{ième} seconde et la 12^{ième} seconde. Nous notons également que la présence de ce défaut influence l'estimation des paramètres comme l'illustre la figure IV.18. Lorsque le défaut est présent, nous remarquons que la valeur de l'estimation varie de manière peu significative (au maximum de 1 % pour $\frac{K_{SO}}{S_{13}}Te$) pour considérer que nous sommes en présence d'une variation de paramètre reflétant par exemple le vieillissement d'un composant. L'observateur 5 est bien sensible au défaut, nous sommes en mesure de déterminer les temps d'apparition et de disparition du défaut sans pouvoir le localiser. Pour cela, nous allons étudier l'observateur 1.

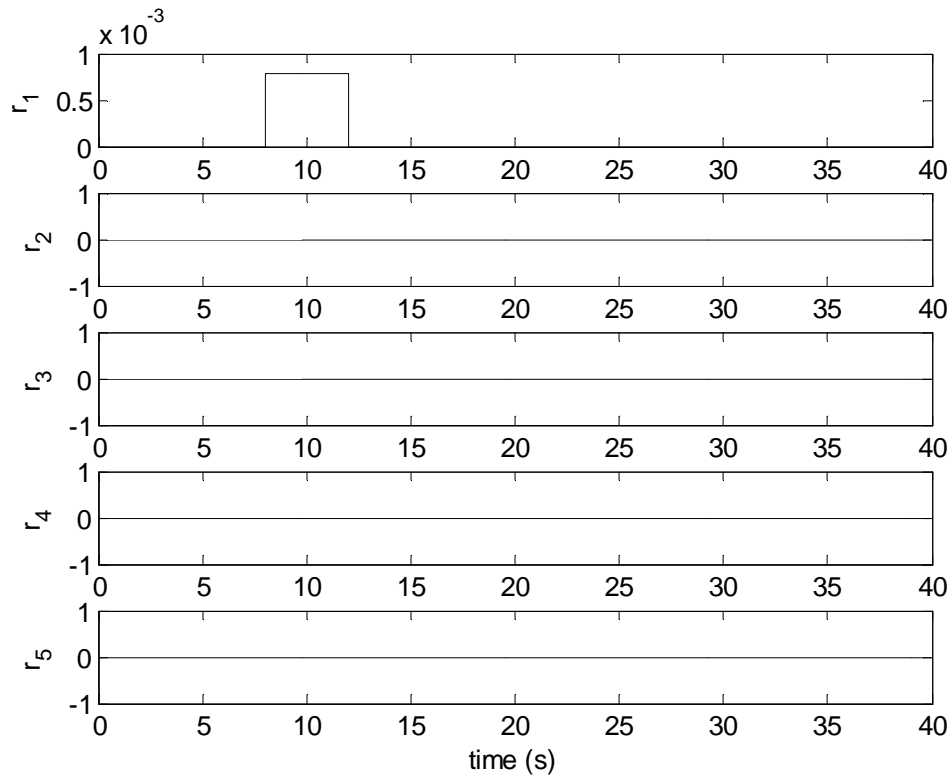


Figure IV.19 : résidus obtenus par l'observateur 1 en présence d'un défaut sur y_1

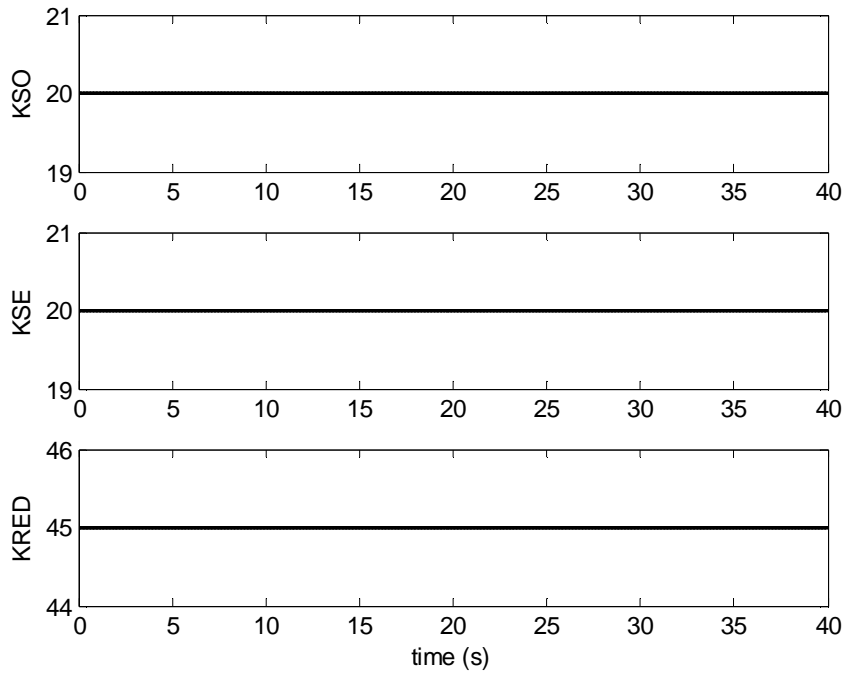


Figure IV.20 : estimation des paramètres par l'observateur 1 en présence d'un défaut sur y_1

Les figures IV.19 et IV.20 présentent respectivement les résidus et l'estimation des paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}}Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}}Te$ et K_{RED} obtenus à partir de l'observateur 1. L'estimation des sorties est obtenue par reconstruction des états du système à partir de y_2, y_3, y_4 et y_5 . Nous constatons sur la figure IV.19 que seul le résidu r_1 est sensible à la présence d'un défaut entre la 8^{ième} seconde et la 12^{ième} seconde. Nous remarquons sur la figure IV.20 que l'estimation des paramètres n'est pas sensible au défaut. L'observateur 1 n'utilise pas la mesure y_1 , pour estimer les états et les paramètres du système. C'est la raison pour laquelle il est insensible au défaut affectant y_1 et permet donc la localisation des défauts affectant cette mesure.

De la même façon, les observateurs 2, 3 et 4 permettent de détecter respectivement les défauts affectant les mesures y_2, y_3 et y_4 et l'ensemble des observateurs étant sensibles à un défaut capteur affectant y_5 permet la localisation de ce défaut. Le banc d'observateur permet alors la détection et la localisation des défauts pouvant affecter les mesures du système.

IV.4.4.2 Suivi de paramètres

Nous nous intéressons maintenant au suivi des paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}}Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}}Te$ et K_{RED} .

Le suivi de ces derniers va nous permettre de suivre le vieillissement du système au cours du temps. Les résultats de simulation sont obtenus dans les mêmes conditions avec l'observateur

5. Nous considérons maintenant que les paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}} Te$ et $\frac{K_{SE}}{S_{23}} Te$ dérivent entre la 20^{ième} seconde et la 36^{ième} seconde passant d'une valeur de 20 à respectivement 4 et 36.

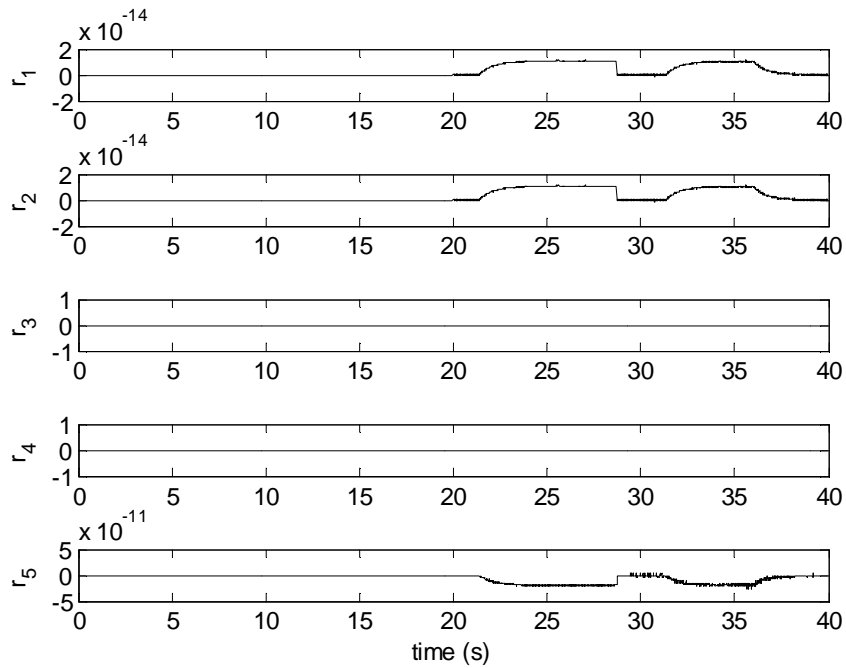


Figure IV.21 : résidus obtenus par l'observateur 5 (variation de $\frac{K_{SO}}{S_{13}} Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}} Te$)

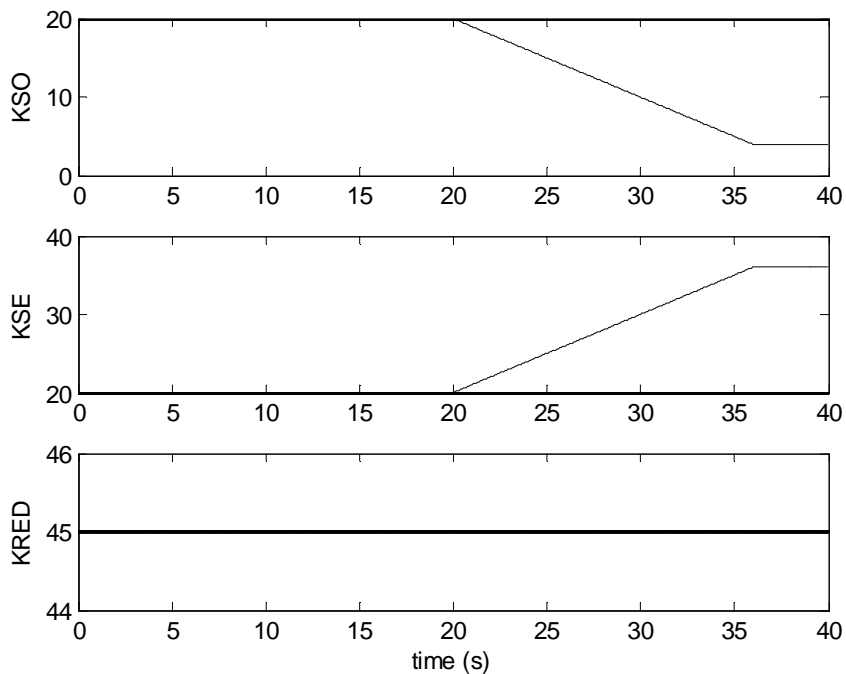


Figure IV.22 : estimation des paramètres par l'observateur 5 (variation de $\frac{K_{SO}}{S_{13}} Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}} Te$)

La figure IV.21 et IV.22 montrent respectivement les résidus et l'estimation des paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}}Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}}Te$ et K_{RED} obtenus par l'observateur 5. Nous constatons que les résidus sont peu sensibles à la variation des paramètres en comparaison des amplitudes des résidus dans le cas d'un défaut capteur. L'observateur estime correctement la valeur des paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}}Te$ et $\frac{K_{SE}}{S_{23}}Te$ entre la 20^{ième} seconde et la 36^{ième} seconde.

L'estimation des paramètres peut également être utilisée pour réaliser la détection d'un défaut actionneur. En effet, dans le modèle, les paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}}Te$ et $\frac{K_{SE}}{S_{23}}Te$ multiplie la commande respectivement dans les équations régissant $x_2(k)$ et $x_4(k)$. La détection d'un défaut actionneur sera réalisée lorsque l'observateur estimera de manière identique les paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}}Te$ et $\frac{K_{SE}}{S_{23}}Te$. Pour illustrer ces propos, considérons que nous multiplions par 1.05 la commande u entre la 20^{ième} seconde et la 36^{ième} seconde.

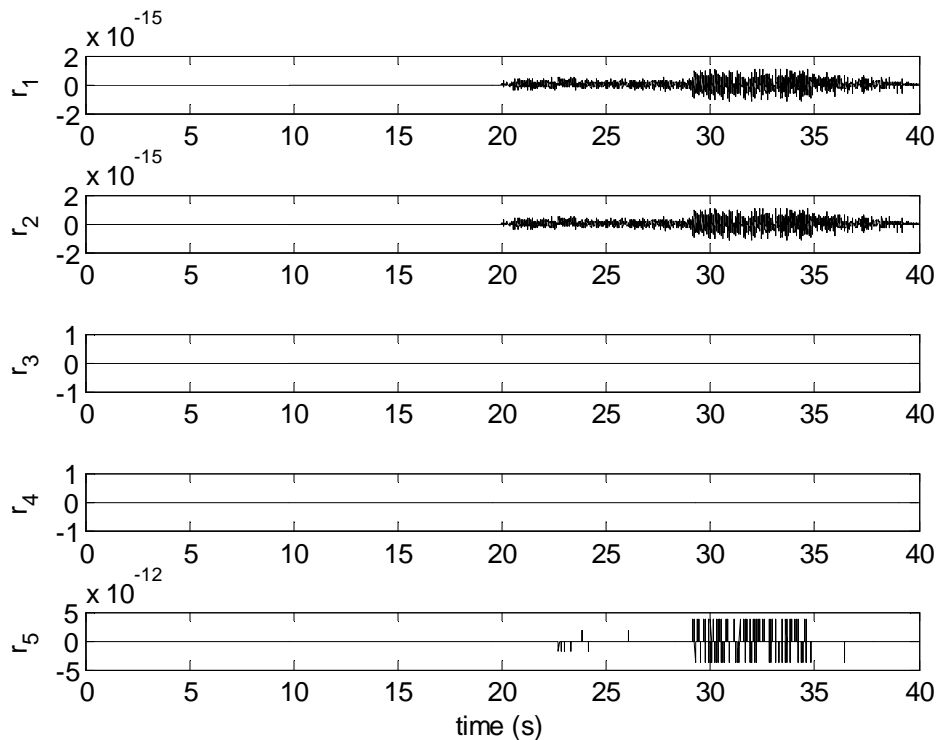


Figure IV.23 : résidus obtenus par l'observateur 5 en présence d'un défaut actionneur

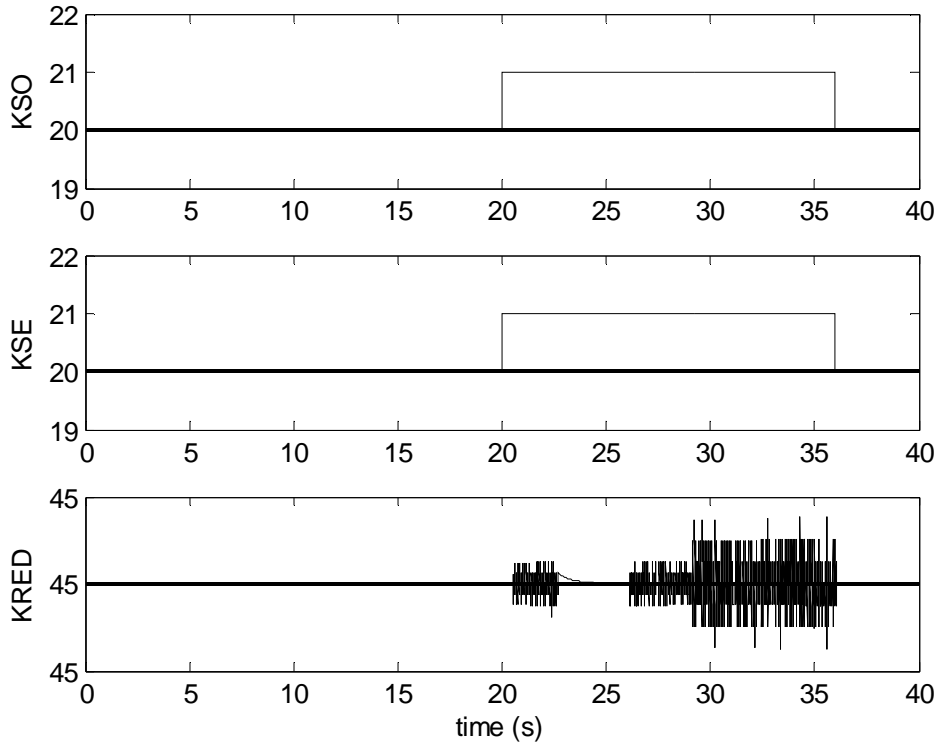


Figure IV.24 : paramètres estimés par l'observateur 5 en présence d'un défaut actionneur

Les figure IV.23 et IV.24 présentent les résidus et l'estimation des paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}}Te$, $\frac{K_{SE}}{S_{23}}Te$ et K_{RED} obtenus par l'observateur 5. Nous constatons sur la figure IV.23 que les résidus ne sont pas sensibles à un défaut actionneur. La figure IV.24 permet de dire que nous sommes en présence d'un défaut actionneur. En effet, les paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}}Te$ et $\frac{K_{SE}}{S_{23}}Te$ ont la même estimation. Dans la pratique, en absence de défaut actionneur, nous avons quasiment la certitude de ne pas avoir la même valeur pour ces deux paramètres (disparité dans la fabrication, vieillissement ...). Pour réaliser dans ce cas la détection d'un défaut actionneur, nous devons calculer le ratio entre la valeur avant le changement et celle après le changement pour chacun des paramètres $\frac{K_{SO}}{S_{13}}Te$ et $\frac{K_{SE}}{S_{23}}Te$. Si le ratio est identique, nous sommes en présence d'un défaut actionneur.

IV.4.5 Sensibilité pratique des résidus

Dans ce paragraphe, nous allons aborder de manière pratique la sensibilité des résidus obtenus par l'observateur 5 en présence d'incertitude de modèle. Nous considérons que les erreurs des coefficients du modèle sont de 1 % et 10 %.

Coefficient du modèle		Moyenne				
		r_1 (m ³ /s)	r_2 (m ³ /s)	r_3 (Pa)	r_4 (Pa)	r_5 (m)
Aucune erreur		0	0	0	0	0
$\frac{S_{11}}{S_{13}}$	1 %	0	0	0	0	0
	10 %	0	0	0	0	0
$\frac{S_{12}}{S_{13}}$	1 %	0	0	0	0	0
	10 %	0	0	0	0	0
$\frac{K_{SO}}{S_{13}}$	1 %	0	0	0	0	0
	10 %	0	0	0	0	0
$\frac{S_{21}}{S_{23}}$	1 %	0	0	0	0	0
	10 %	0	0	0	0	0
$\frac{S_{22}}{S_{23}}$	1 %	0	0	0	0	0
	10 %	0	0	0	0	0
$\frac{K_{SE}}{S_{23}}$	1 %	0	0	0	0	0
	10 %	0	0	0	0	0
$\frac{A}{2}$	1 %	9.16	-9.16	0	0	$2.3 \cdot 10^{-3}$
	10 %	9	9	0	0	$2.6 \cdot 10^{-3}$
$K_f + K_{pq}$	1 %	$2.3 \cdot 10^{-4}$	$2.3 \cdot 10^{-4}$	$1.3 \cdot 10^6$	$1.3 \cdot 10^6$	0
	10 %	$2.1 \cdot 10^{-3}$	$2.1 \cdot 10^{-3}$	$1.2 \cdot 10^7$	$-1.2 \cdot 10^7$	0
A_{cyl}	1 %	0	0	0	0	0
	10 %	0	0	0	0	0
$\frac{K_{mot} \cdot K_{RED}}{J}$	1 %	0	0	0	0	0
	10 %	0	0	0	0	0
$\frac{f}{J}$	1 %	0	0	0	0	0
	10 %	0	0	0	0	0
$\frac{K_{fro}}{J}$	1 %	0	0	0	0	0
	10 %	0	0	0	0	0

Tableau IV.4 : sensibilité des résidus aux incertitudes de modèle en simulation

Le tableau IV.4 condense les résultats sous forme de moyenne des résidus en fonction des variations de chaque paramètre du modèle. Dans la plupart des cas, les résidus sont peu sensibles à la variation des coefficients. Nous remarquons que la moindre variation des para-

mètres $\frac{A}{2}$ et $K_f + K_{pq}$ (moteurs hydrauliques) engendre une forte sensibilité des résidus pouvant amener des fausses détections.

IV.4.6 Seuil de détection des défauts

Dans ce chapitre, nous avons abordé la détection de défauts capteurs et actionneurs afin de montrer la faisabilité de la méthode de diagnostic basée sur un observateur de Gauss-Newton à une itération dans le cas déterministe.

Dans la pratique, la mise en place de seuil de détection est une phase très importante pour la génération d'alarmes en vue de la maintenance. En effet, ce seuil doit être choisi de telle façon de détecter un maximum de défauts sans générer de fausses alarmes, néfaste au bon fonctionnement de l'instrument.

Nous avons vu précédemment que les résidus sont très faibles en absence de défaut ($< 10^{-15}$) et de l'ordre de 10^{-3} pour des défauts petits. Lorsque nous sommes en présence de bruit de mesures, ces valeurs sont totalement fausses et nécessitent la mise en place de tests statistiques (CUSUM et l'algorithme du GLR [Basseville et Nikiforov, 1993] ; [Blanke, 2003] par exemple) afin de détecter la présence d'éventuels défauts. Dans ces conditions, la détection de défauts de faible amplitude n'est s'en doute pas réalisable.

Pour notre application, une étude de la sensibilité devra être réalisée afin de déterminer les seuils de détection, en tenant compte des bruits de mesures, des variations des paramètres du modèle. Cette étude ne pourra être réalisée uniquement après détermination des coefficients et de la structure du modèle. Par la suite, des tests de ces seuils devront être réalisés afin de bien "calibrer" la méthode de diagnostic afin de générer le moins de fausses alarmes et réaliser le plus possible de détection de défaut. Le choix des seuils de détection est le paramètre le plus important pour quantifier les performances de la méthode de diagnostic.

IV.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une solution alternative pour l'acquisition des données nécessaire à la validation du modèle qui s'est révélé difficile. En effet, nous avons seulement validé les servovalves. L'identification des paramètres des moteurs hydrauliques à permis de mettre en exergue l'existence d'un comportement non linéaire qui n'a pas encore été identifié.

La seconde partie du chapitre a été consacrée à la faisabilité du diagnostic du système. Nous avons abordé dans un premier temps les relations de redondances analytiques qui ont

permis de montrer la possibilité du diagnostic du déplacement longitudinal du chariot mobile. La seconde méthode a porté sur l'utilisation d'un observateur non linéaire de Gauss Newton qui réalise l'estimation des sorties et de certains paramètres utiles pour la maintenance. L'utilisation d'un banc d'observateur a permis de montrer la détection et la localisation d'un défaut capteur. Le suivi des paramètres permet de suivre l'évolution du système au cours du temps (vieillessement) mais également la détection d'un défaut actionneur. L'étude de la sensibilité pratique a permis de montrer l'influence des erreurs de modèle sur les résidus. Nous avons vu que certaines variations (1 %) engendrent une forte sensibilité des résidus. Tous les résultats de simulations ont été présentés dans le cas déterministe, le dernier paragraphe évoque le réglage des seuils des résidus pour détecter un maximum de défaut sans créer de fausses alarmes.

Conclusions et perspectives

L'attrait pour le Radiotélescope ne s'est pas démenti au cours de ces dernières années. En effet, les astronomes n'ont cessé de demander du temps d'observation, jusqu'à 350 % sur certains créneaux horaires. Au cours de cette même période, les personnes en charge de l'instrument ont subi une réduction de personnel qui a eu pour effet de laisser l'instrument sans surveillance humaine pendant huit heures par jour. De plus, l'instrument présente l'un des plus forts taux d'immobilisation tout en étant en phase d'observation pour 75 % de son temps (l'un des meilleurs instruments). Les responsables scientifiques du Radiotélescope Décimétrique de Nançay souhaitent pérenniser son fonctionnement jusqu'à son remplacement à l'horizon 2020. La maintenance actuelle relève de l'empirisme et se limite aux entretiens périodiques ainsi qu'aux remplacements des organes défectueux qui peuvent entraîner des arrêts de plusieurs semaines de l'instrument. Dans ce contexte, la mise en place d'une aide à la décision pour la politique de maintenance est une nécessité. Pour répondre à cette problématique, nous avons développé dans le cadre de cette thèse une méthode de diagnostic à base de modèle.

Dans le premier chapitre, nous avons abordé, sans être exhaustif, un état de l'art sur le diagnostic à base de modèle et nous sommes intéressé à quelques applications récentes afin d'avoir une idée des techniques utilisées. L'analyse de ces dernières ne nous a pas permis d'obtenir un critère objectif permettant de dire, pour tel type d'application, telle méthode de diagnostic. Le développement ces dernières années des observateurs non linéaires, la culture de notre équipe pour les observateurs à mémoire finie [Kratz *et al.*, 1994] ; [Kratz et Aubry, 2003] ; [Graton *et al.*, 2005] ; [Graton *et al.*, 2007] a orienté nos travaux vers l'extension de l'observateur non linéaire de Ciccarella *et al.* [Ciccarella *et al.*, 1995] au cas des systèmes multi-sorties.

Le deuxième chapitre a été consacré aux observateurs non linéaires à mémoire finie. Après avoir présenté la classe des systèmes considérés, nous avons abordé les différentes notions d'observabilités non linéaires. La présentation des observateurs newtoniens et de

l'observateur de Ciccarella a été réalisée avant de développer l'extension de ce dernier au cas des systèmes multi-sorties. La démonstration de la convergence a été faite et les performances de cet observateur ont été illustrées à travers un exemple. Pour finir ce chapitre, nous avons réalisé une comparaison pratique entre les observateurs newtoniens et les observateurs de Ciccarella. Contrairement aux propos des auteurs, ces derniers se sont révélés être au mieux aussi performant que les observateurs newtoniens.

Le chapitre III a été consacré à la modélisation du déplacement longitudinal du chariot mobile du Radiotélescope de Nançay. Dans un premier temps, nous avons présenté le principe de fonctionnement de ce dernier avant d'aborder le cœur de l'étude à savoir le déplacement longitudinal du chariot mobile. Nous avons d'abord présenté le contrôle commande embarqué devant être modifié pour accueillir le module d'acquisition des capteurs nécessaires à la méthode de diagnostic. Ensuite, nous avons abordé la modélisation de chaque organe participant à la boucle de régulation afin d'obtenir un modèle non linéaire à temps continu. Nous avons étudié les propriétés de ce dernier à savoir la stabilité, la commandabilité et l'observabilité. Nous avons fait le choix de discrétiser le modèle par la méthode d'Euler. Nous avons également vérifié que la discrétisation était correcte et ne faisait pas perdre ses propriétés énoncées précédemment.

Le dernier chapitre présente la faisabilité du diagnostic. Nous avons vu une solution alternative pour réaliser l'acquisition des données nécessaires à la validation du modèle. Cette dernière bien que partielle a été abordée ainsi que les problèmes rencontrés. La seconde partie du chapitre a été consacrée à la faisabilité du diagnostic du système. Nous avons abordé dans un premier temps les relations de redondances analytiques qui ont permis de montrer la possibilité du diagnostic du déplacement longitudinal du chariot mobile. La seconde méthode a porté sur l'utilisation d'un observateur non linéaire de Gauss Newton qui réalise l'estimation des sorties et de certains paramètres utiles pour la maintenance. L'utilisation d'un banc d'observateur a permis de montrer la détection et la localisation d'un défaut capteur. Le suivi des paramètres permet de suivre l'évolution du système au cours du temps (vieillesse) mais également la détection d'un défaut actionneur. Une étude de la sensibilité pratique a permis de montrer l'influence des erreurs de modèle sur les résidus.

Les perspectives à ces travaux sont nombreuses. En premier lieu, il est nécessaire de reprendre la validation du modèle afin de pouvoir implémenter à terme la méthode de diagnostic. Nous avons mis en évidence au chapitre IV, l'existence d'un cycle limite sans pouvoir en donner plus de détail. Pour mener à bien cette validation, il est nécessaire de reprendre le

protocole d'expérimentation en tenant compte du fonctionnement contrôle commande embarqué :

- utilisation du joystick : boucle fermée ou boucle ouverte,
- meilleure connaissance du correcteur de la boucle de régulation
- comportement vis-à-vis d'une commande extérieure (gestions des arrêts d'urgence)
- possibilité d'ajouter un signal d'excitation (pour l'identification) à la commande
- ...

Pour minimiser le bruit présent sur les mesures, la mise en place d'un filtre analogique en entrées des cartes analogiques complété par un filtre numérique plus performant que celui utilisé dans ce manuscrit doivent permettre de réaliser un filtrage de bonne qualité.

La méthode des moindres carrés est une méthode sensible au bruit de mesure qui peut conduire à des biais sur l'estimation des paramètres. La mise en place d'une autre méthode d'identification plus performante est une nécessité. L'hypothèse de modéliser les frottements secs par la loi de Coulomb est trop simple et ne permet pas d'obtenir de bons résultats. Il faut tenir compte de l'effet de Stirbeck (collage et adhérence).

Dans le chapitre IV, nous avons montré la faisabilité de la méthode de diagnostic en absence de bruit de mesures. Cette configuration ne reflète pas la réalité. Il est nécessaire de reprendre cette méthodologie afin de tenir compte des bruits de mesures dans la conception de l'observateur et de déterminer les seuils de détection. Seul des essais réels permettront de bien les choisir afin de trouver le bon compromis en performance, c'est-à-dire détecter un maximum de défauts en minimisant les fausses alarmes, néfastes au bon fonctionnement de l'instrument. La perspective finale est l'application de la méthode de diagnostic à l'ensemble des mouvements du Radiotélescope.

Nous avons vu au chapitre II que les hypothèses nécessaires à la convergence de l'observateur sont très restrictives. Peut-on améliorer ces hypothèses afin de rendre l'utilisation de ces observateurs plus facile ? L'initialisation de l'observateur est au voisinage des conditions initiales : quelle est la taille de ce voisinage ? (domaine d'attraction). Comment assurer la convergence lorsque les fonctions du système ne vérifient pas les conditions de Lipchitz ?

Annexe : Algorithme de moindres carrés

Dans cette annexe, nous présentons l'algorithme des moindres carrés issu de [Landau, 1998]. Il est utilisé pour réaliser l'identification des paramètres du système. Considérons le système en temps discret suivant :

$$y(k+1) = -a \cdot y(k) + b \cdot u(k) = \theta^T \phi(k)$$

où $\theta^T = [a \quad b]$ est le vecteur des paramètres et $\phi(k) = [y(k) \quad u(k)]^T$ est le vecteur des mesures avec $u(k)$ est la commande et $y(k)$ la sortie. Le modèle de prédiction ajustable (a priori) sera décrit dans ce cas par :

$$\hat{y}(k+1) = -\hat{a}(k) \cdot y(k) + \hat{b}(k) \cdot u(k) = \hat{\theta}(k)^T \cdot \phi(k)$$

où $\hat{y}(k+1)$ représente la prédiction "a priori" dépendant des valeurs des paramètres estimés à l'instant k , et $\hat{\theta}(k)^T = [\hat{a}(k) \quad \hat{b}(k)]$ est le vecteur des paramètres estimés.

L'objectif est de trouver un algorithme d'estimation du paramètre θ qui minimise l'erreur entre la sortie du procédé et la sortie du modèle de prédiction au sens "moindres carrés" :

$$\min_{\hat{\theta}(k)} J(k) = \sum_{i=1}^k (y(i) - \hat{\theta}(k)^T \phi(i-1))^2$$

avec

$$\hat{\theta}(k)^T \phi(i-1) = -\hat{a}(k) \cdot y(i-1) + \hat{b}(k) \cdot u(i-1) = \hat{y}(i | \hat{\theta}(k))$$

C'est donc la prédiction de la sortie à l'instant i ($i \leq k$) basée sur l'estimation des paramètres à l'instant k obtenue à l'aide de k mesures. La quantité à l'intérieur de la parenthèse représente l'erreur de prédiction entre le procédé et le modèle à l'instant i , basée sur l'estimation des paramètres à l'instant k :

$$\varepsilon(i | \hat{\theta}(k)) = y(i) - \hat{\theta}(k)^T \phi(i-1)$$

Dans un premier temps, il s'agit d'estimer un paramètre θ à l'instant k pour qu'il minimise la somme des carrés des erreurs entre le procédé et le modèle de prédiction sur un horizon de k mesures. La valeur de $\hat{\theta}(k)$ qui minimise le critère s'obtient en cherchant la valeur qui annule $\partial J(k)/\partial \theta(k)$:

$$\left. \frac{\partial J(k)}{\partial \theta} \right|_{\theta = \hat{\theta}(k)} = -2 \sum_{i=1}^k (y(i) - \hat{\theta}(k)^T \phi(i-1)) \phi(i-1) = 0$$

Nous remarquons que :

$$(\hat{\theta}(k)^T \phi(i-1)) \phi(i-1) = \phi(i-1) \phi(i-1)^T \hat{\theta}(k)$$

L'équation devient donc

$$\sum_{i=1}^k (\phi(i-1) \phi(i-1)^T) \hat{\theta}(k) = \sum_{i=1}^k y(i) \phi(i-1)$$

Nous en déduisons donc

$$\hat{\theta}(k) = \sum_{i=1}^k (\phi(i-1) \phi(i-1)^T) \sum_{i=1}^k y(i) \phi(i-1)$$

Références bibliographiques

Albertini, F. et D. D'Alessandro. 2002, *Observability and forward-backward observability of discrete-time nonlinear systems*, Mathematics of Control, Signals, and Systems, vol. 15(4), pp 275 – 290.

Almasy, G. A. et T. Sztano (1975), *Checking and correction of measurements on the basis of linear system model*, Problems of Control and Information Theory, vol. 4, pp 57 – 69.

Basseville, M. (1988), *Detecting changes in signals and system: a survey*, Automatica, Vol. 24 (3), pp 309 – 326.

Basseville, M. et A. Benveniste (1986), *Detection of abrupt changes in signals and dynamic systems*, Lecture Notes in Control and Information Sciences, vol. 77, Springer-Verlag, Berlin. ISBN : 978-3-540-13551-7.

Basseville, M. et I. V. Nikiforov (1993), *Detection of Abrupt Changes: Theory and Application*, Information and System Science, Prentice Hall, New York. ISBN : 978-0131267800.

Ben-Haim, Y. (1980), *An algorithm for failure location in a complex network*, Nuclear Science and Engineering, vol. 75, pp 191 – 199.

Ben-Haim, Y. (1983), *Malfunction location in linear stochastic systems-application to nuclear power plants*, Nuclear Science and Engineering, vol. 85, pp 156 – 166.

Besançon, G. (1996), *Contributions à l'étude et à l'observation des systèmes non linéaires avec recours au calcul formel*, thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble.

Bestle, D. et M. Zeitz (1983), *Canonical form observer design for nonlinear time variable systems*, International Journal of Control, vol. 38, pp 419 – 425.

Blanke, M., M. Kinnaert, J. Lunze et M. Staroswiecki (2003), *Diagnosis and Fault Tolerant Control*, Springer Verlag. ISBN : 978-3-540-35652-3.

- Boutat, D., A. Benali, H. Hammouri et K. Busawon (2009)**, *New algorithm for observer error linearization with a diffeomorphism on the outputs*, Automatica, vol. 45(10), pp 2187 – 2193.
- Boutayeb, M. et D. Aubry (1999)**, *A Strong Tracking Extended Kalman Observer for Nonlinear Discrete-Time Systems*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 44(8), pp 1550 – 1556.
- Bornard, G., F. Celle-Couenne et G. Gilles (1993)**, *Observabilité et observateurs*, Systèmes non linéaire T1, modélisation-Estimation, pp 177 – 221, Masson.
- Broen, R. B. (1974)**, *A nonlinear voter-estimator for redundant systems*, IEEE Conference on Decision Control, pp 743 – 748.
- Calvillo Corona, L. A. (2002)**, *Quelques contributions aux observateurs non linéaires à horizon glissant*, thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble.
- Canudas de Wit, C. (1999)**, *Control of friction-driven systems*, European Control Conference.
- Chang, C. T. et J. I. Hwang (1998)**, *Simplification techniques for EKF computations in fault diagnosis - suboptimal gains*, Chemical Engineering Science, vol. 53(22), pp 3853 – 3862.
- Chen, J. et R. J. Patton (1999)**, *Robust Model-based Fault Diagnosis for Dynamic Systems*, Kluwer Academic Publishers. ISBN : 978-0792384113.
- Ciccarella, G., M. Dalla Mora et A. Germani (1993 a)**, *A Luenberger-like observer for nonlinear systems*, International Journal of Control, vol. 57(3), pp 537 – 556.
- Ciccarella, G., M. Dalla Mora et A. Germani (1993 b)**, *Observers for discrete-time nonlinear systems*, Systems & control letters, vol. 20, pp 373 – 382.
- Ciccarella, G., M. Dalla Mora et A. Germani (1995)**, *A robust observer for discrete-time nonlinear systems*, Systems & control letters, vol. 24, pp 291 – 300.
- Clark, R. N. (1979)**, *The dedicated observer approach to instrument fault detection*, IEEE Conference on Decision and Control, pp 237 – 241.
- Chow, E. Y. et A. S. Willsky (1984)**, *Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 29 (7), pp 603 – 614.

- Constantinescu, R.F., P.D. Lawrence, P.G. Hill et T.S. Brown (1995)**, *Model-based fault diagnosis of a two-stroke diesel engine*, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics.
- Darouach, M., M. Zasadzinski, et S.T. Xu (1994)**, *Full-order observers for linear systems with unknown inputs*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 39(3), pp 606 – 609.
- Delouche, D., R. Kajdan et F. Kratz (2009)**, *Nonlinear observers design for state estimation of discrete-time nonlinear systems*, European Control Conference, pp 5039 – 5044.
- Delouche, D., F. Kratz et F. Tatat (2007)**, *Modélisation et analyse du chariot mobile du Radiotélescope de Nançay*, Congrès français de mécanique.
- Desai, M. et A. Ray (1984)**, *A fault detection and isolation methodology-theory and application*, American Control Conference, pp 262 – 270.
- Dinca, L., T. Aldemir et G. Rizzoni (1999)**, *A model-based probabilistic approach for fault detection and identification with application to the diagnosis of automotive engines*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 44(11), pp 2200 – 2205.
- Dingli, Y., J. B. Gomm, D. N. Shields, D. Williams, et K. Disdell (1995)**, *Fault diagnosis for a gas-fired furnace using bilinear observer method*, American Control Conference, pp 1127 – 1131.
- Dixon, R. (2004)**, *Observe based FDIA: application to an electromechanical positioning system*, Control Engineering Practice, vol. 12, pp 1113 – 1125.
- Dubuisson, B. (2001)**, *Automatique et statistiques pour le diagnostic*, Hermès Science Publications, Paris. ISBN : 978-2746202481.
- Edwards, C., S. K. Spurgeon et R. J. Patton (2000)**, *Sliding mode observers for fault detection and isolation*, Automatica, vol. 36, pp 541 – 553.
- Fathi, Z., W. F. Ramirez, et J. Korbiez (1993)**, *Analytical and knowledge-based redundancy for fault diagnosis in process plants*, AIChE Journal, vol. 39, pp 42 – 56.
- Faisandier, J. (2001)**, *Mécanismes hydrauliques et pneumatiques*, Technique et Ingénierie, 8^{ème} édition, Dunod. ISBN : 978-2100499489.
- Fischer, D., E. Kaus et R. Isermann (2003)**, *Fault detection for an active vehicle suspension*, American Control Conference, pp 4377 – 4382.

- Fragkoulis, D. (2008)**, *Détection et localisation des défauts provenant des actionneurs et des capteurs : application sur un système non linéaire*, thèse de doctorat, Université de Toulouse III – Paul Sabatier.
- Frank, P. M. (1986)**, *Fault diagnosis in dynamic systems via state estimation - a survey*, System Fault Diagnostics, Reliability and Related Knowledge-Based Approaches, Tzafestas S., Singh M and Schmidt G. (Eds), Reidel, First European Workshop on Fault Diagnostics, Reliability and Related Knowledge-Based Approaches, vol. 1.
- Frank, P. M. (1990)**, *Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy: a survey and some new results*, Automatica, vol. 26, pp 459 – 474.
- Frank, P. M. (1994)**, *On-line fault detection in uncertain nonlinear systems using diagnostic observers: a survey*, International Journal Systems Science, vol. 25 (12), pp 2129 – 2154.
- Frank, P. M., S. X. Ding et T. Marcu (2000)**, *Model-based fault diagnosis in technical processes*, Transactions of the Institution of Measurement and Control, vol. 22 (1), pp 57 – 101.
- Frank, P. M. et J. Wünnenberg (1989)**, *Robust fault diagnosis using unknown input observer schemes*, Fault diagnosis in dynamic systems: theory and applications, R. J. Patton, P. M. Frank & R. N. Clark (Edition), Prentice Hall, New York. ISBN : 978-0133082630.
- Fukunaga, K. (1972)**, *Introduction to statistical pattern recognition*, Academic press, New York. ISBN : 0-12-269851-7.
- Gertler, J. (1991)**, *Analytical redundancy methods in fault detection and isolation; survey and synthesis*, IFAC Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, pp 9 – 21.
- Gertler, J. (1993)**, *Residual generation in model-based fault diagnosis*, Control-theory and advanced technology, vol. 9 (1), pp 259 – 285.
- Gertler, J. (1998)**, *Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems*, Marcel Dekker Inc. ISBN : 978-0824794279.
- Gertler, J., M. Costin, X. Fang, Z. Kowalczyk, M. Kunwer et R. Monajemy (1995)**, *Model based diagnosis for automotive engines - algorithm development and testing on a production vehicle*, IEEE Transactions on Control Systems Technology, vol. 3, pp 61 – 69.

- Gertler, J., M. Costin, X. Fang, R. Hira, Z. Kowalczyk et Q. Luo (1993)**, *Model based on board fault detection and diagnosis for automotive engines*, Control engineering Practice, vol. 1, pp 3 – 17.
- Gertler, J., Fang, X. et Q. Luo (1990)**, *Detection and diagnosis of plant failures: the orthogonal parity equation approach*, Control and Dynamic Systems, vol. 37, pp 159 – 216.
- Gertler, J. et R. Monajemy (1995)**, Generating directional residuals with dynamic parity relations, Automatica, vol. 31, pp 627 – 635.
- Gertler, J. et D. Singer (1990)**, *A new structural framework for parity equation-based failure detection and isolation*, Automatica vol. 26, pp 381 – 388.
- Gertler, J. et K. Yin (1996)**, *Statistical decision making for dynamic parity relations*, IFAC World Congress.
- Graton, G. (2005)**, *Diagnostic des systèmes à l'aide d'observateurs à mémoire finie. Application au Common Rail*, thèse de doctorat, Université d'Orléans.
- Graton, G., F. Kratz et J. Fantini (2007)**, *Observateurs à Mémoire finie : propriétés et application au diagnostic*, Journal Européen des Systèmes Automatisés, vol. 41(3-4), pp 471 – 503.
- Graton, G., F. Kratz, J. Fantini et P. Dupraz (2005)**, *Diagnosis using finite memory observers on an unknown input system*, IFAC World Congress.
- Grizzle, J. W. et P. E. Moraal (1990)**, *Newton, observers and nonlinear discrete-time control*, IEEE Conference on Decision and Control, p. 760–767.
- Grossman, W. (1999)**, *Enhancing Noise Robustness in Discrete-Time Nonlinear Observers*, American Control Conference, pp 3489 – 3494.
- Guillon, M. (1991)**, *Asservissements hydrauliques et électrohydrauliques*, Techniques de l'Ingénieur, B 6 071.
- Hammouri, H., P. Kabore, S. Othman et J. Biston (2002)** *Failure diagnosis and nonlinear observer. An application to a hydraulic process*, Journal of the Franklin Institute, vol. 339, pp 455 – 478.
- Hermann, R. et A. J. Krener (1977)**, *Nonlinear controllability and observability*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 22, pp 728 – 740.

- Himmelblau, D. M. (1978)**, *Fault detection and diagnosis in chemical and petrochemical processes*, Elsevier press, Amsterdam. ISBN : 9780444417473.
- Hoskins, J. C. et D. M. Himmelblau (1988)**, *Artificial neural network models of knowledge representation in chemical engineering*, Computers and Chemical Engineering, vol. 12, pp 881 – 890.
- Isermann, R. (1984)**, *Process faults detection based on modelling and estimation methods: a survey*, Automatica, vol. 20(4), pp 387 – 404.
- Isermann, R. (1989)**, *Process fault diagnosis based on dynamic models and parameter estimation methods*, Fault diagnosis in dynamic systems: theory and applications, R. J. Patton, P. M. Frank et R. N. Clark (Edition), Prentice Hall, New York. ISBN : 978-0133082630.
- Kailath, T. (1980)**, *Linear systems*, Prentice Hall, Englewood Cliffs. ISBN : 978-0135369616.
- Kavuri, S. N. et V. Venkatasubramanian (1992)**, *Combining pattern classification and assumption-based techniques for process fault diagnosis*, Computers and Chemical Engineering, vol. 16 (4), pp 299 – 312.
- Keller, H. (1987)**, *Nonlinear observer design by transformation into a generalized observer canonical form*, International Journal of Control, vol. 46, pp 1915 – 1930.
- Khan, H., S. C. Abou et N. Sepehri (2005)**, *Nonlinear observer based fault detection technique for electro-hydraulic servo-positioning systems*, Mechatronics, vol. 15, pp 1037 – 1059.
- Koppen-Seliger, B., P.M. Frank et A. Wolff (1995)**, *Residual evaluation for fault detection and isolation with RCE neural networks*, American Control Conference, pp 3264 – 3268.
- Kramer, M. A. (1987)**, *Malfunction diagnosis using quantitative models with non-boolean reasoning in expert systems*, AIChE Journal, vol. 33 (1), pp 30 – 140.
- Kramer, M. A. et R. S. H. Mah (1993)**, *Model-based monitoring*, Proceedings of the second international conference on ‘foundations of computer-aided process operations’, pp. 45 – 68.
- Kratz, F. et D. Aubry (2003)**, *Finite memory observer for state estimation of hybrid system*, 5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes, pp 687 – 691.
- Kratz, F., S. Bousghiri et G. Mourot (1994)**, *A finite memory observer approach to the design of fault detection algorithms*, American Control Conference, pp 3574 – 3576.

- Kravaris, C. et G. Savoglidis (2008)**, *Modular design of nonlinear observers for state and disturbance estimation*, Systems & control letters, vol. 57, pp 946 – 957.
- Krener, A. J. et A. Isidori (1983)**, *Linearization by output injection and nonlinear observers*, Systems & control letters, vol. 3, pp 47 – 52.
- Landau, I. D. (1998)**, *Identification des systèmes*, Hermès, Paris. ISBN : 2-86601-683-1.
- Li, L., D. H. Zhou et K. D. Liu (2005)**, *Robust fault diagnosis of nonlinear systems based on an unknown input extended Kalman observer*, IFAC World Congress.
- Luenberger, D. G. (1971)**, *An introduction to observers*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 16, pp 592 – 602
- Martin, L. (1999)**, *Pompes et moteurs*, Techniques de l'ingénieur, BM 6031.
- Massoumnia, M. A. (1986)**, *A geometric approach to the synthesis of failure detection filters*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 31, pp 839 – 846.
- Mathworks (2009)**, url : <http://www.mathworks.fr/products/xpctarget/>.
- Mechbal N. et M. Vergé (2006)**, *Active Robust Fault Estimation on a Composite Beam with Integrated Piezoceramics*, Safeprocess, pp 1187 – 1192.
- Mehra, R. K. et J. Peschon (1971)**, *An innovations approach to fault detection and diagnosis in dynamic systems*, Automatica, vol. 7, pp 637 – 640.
- Milne, R. (1987)**, *Strategies for diagnosis*, IEEE Transactions on System, Man and Cyber, vol. 17 (3), pp 333 – 339.
- Moraal, P. E. (1994)**, *Nonlinear observer design: theory and applications to automotive control*, thèse de doctorat, University of Michigan.
- Moraal, P. E. et J. W. Grizzle. (1995)**, *Observer design for nonlinear systems with discrete-time measurements*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 40(3), p. 392–404.
- Morari, M. et E. Zafiriou (1989)**, *Robust process control*, Prentice Hall, Englewood Cliffs. ISBN : 978-0137821532.
- Nijmeijer, H. (1982)**, *Observability of autonomous discrete-time nonlinear systems: a geometric approach*, International Journal of Control, vol. 36, pp 862 – 874.
- Nuninger, W. (1997)**, *Stratégie de diagnostic robuste à l'aide de la redondance analytique*, thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine.

Patton, R., P. Frank et R. Clark (1989), *Fault Diagnosis in Dynamic Systems: Theory and Applications*, Prentice Hall, New York. ISBN : 978-0133082630.

Patton, R., P. Frank et R. Clark (2000), *Issues of Fault Diagnosis for Dynamic Systems*, Springer. ISBN : 978-3-540-19968-7.

Plestan, F. (1995), *Linéarisation par injection d'Entrée-Sortie Généralisée et synthèse d'observateur*, thèse de doctorat, Ecole Centrale de Nantes.

Polak, E (1997), *Optimization: algorithms and consistent approximations*, Applied Mathematical Sciences, vol. 124, Springer, New York, ISBN 0-387-94971-2.

Potter, J. E. et M. C. Suman (1977), *Thresholdless redundancy managements with arrays of skewed instrument*, Integrity in electronic flight control systems, AGARDOGRAPH-224, pp 11 – 25.

Ragot, J., D. Maquin et F. Kratz (1993), *Analytical redundancy for systems with unknown inputs – application to fault detection*, Control Theory and Avanced technology, vol. 9(3), pp 775 – 788.

Rajaraman, S., J. Hahn et M. S. Mannan (2006), *Sensor fault diagnosis for nonlinear processes with parametric uncertainties*, Journal of Hazardous Materials, vol. 130, pp 1 – 8.

Rexroth Bosch group (2005), *Servo-distributeur à 4/3 à action directe, avec amplificateur de pilotage intégré (OBE)*, type 4WRSE, RF 29067.

Russell, E. L., L. H. Chiang et R. D. Braatz (2000), *Data-driven techniques for fault detection and diagnosis in chemical processes*, Springer, Londres. ISBN : 978-1852332587.

Sabeh, Z. (2006), *Diagnostic à base de modèle : application à un moteur diesel suralimenté à injection directe*, thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine.

Schröder, D. (1999), *Intelligent Observer and Control Design for Nonlinear Systems*, Springer. ISBN : 978-3540636397.

Schwarte, A., F. Kimmich, et R. Isermann (2003), *Model-based fault detection of a diesel engine with turbo charger - a case study*, Safeprocess.

Sontag, E.D. (1979), *On the observability of polynomial systems: finite-time problems*, SIAM journal on Control and Optimization, vol. 17, pp 139 – 151.

- Sotomayor, O. A. Z. et D. Odloak (2005)**, *Observer based fault diagnosis in chemical plants*, Chemical Engineering Journal, vol. 112, pp 93 – 108.
- Sproesser T. et G. L. Gissinger (1992)**, *A method for fault detection using parameter and state estimation*, Artificial Intelligence in Real-time Control, vol. 17, pp 241 – 246.
- Sproesser T. et G. L. Gissinger (1994)**, *Fault Detection in Closed Loop Systems using Identification Methods applied on an Inverted Pendulum*, Diagnostic et sûreté de fonctionnement, vol. 1, pp 109 – 121.
- Sultan, K. et A. Mirza (2003)**, *Inverted Pendulum Analysis, Design and Implementation*, <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/3790>.
- Vaclavek, V. (1984)**, *Gross systematic errors or biases in the balance calculations*, Papers of the Prague Institute of technology.
- Venkatasubramanian, V., R. Rengaswamy, K. Yin et S. N. Kavuri (2003 a)**, *A review of process fault detection and diagnosis Part I: Quantitative model-based methods*, Computers and Chemical Engineering, vol. 27, pp 293 – 311.
- Venkatasubramanian, V., R. Rengaswamy, K. Yin et S. N. Kavuri (2003 b)**, *A review of process fault detection and diagnosis Part II: Qualitative models and search strategies*, Computers and Chemical Engineering, vol. 27, pp 313 – 326.
- Verde, C. (2001)**, *Multi-leak detection and isolation in fluid pipelines*, Control Engineering Practice, vol. 9, pp 673 – 682.
- Viswanadham, N. et R. Srichander (1987)**, *Fault detection using unknown-input observers*, Control Theory and Advanced Technology, vol. 3, pp 91 – 101.
- Werlefors, M. et A. Medvedev (2007)**, *Design and analysis of a nonlinear observer for a hydraulic servo system*, IFAC Symposium on Nonlinear Control Systems, pp 385 – 390.
- Willsky, A. S. (1976)**, *A Survey of Design Methods for Failure Detection in Dynamic Systems*, Automatica, 12(6), pp. 601-611.
- Willsky, A. S. et H. L. Jones (1976)**, *A generalized likelihood ratio approach to the detection and estimation of jumps in linear systems*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 21, pp 108 – 112.
- Wonham, W. M. (1985)**, *Linear multivariable control: a geometric approach*, Springer Verlag. ISBN : 978-0387903545.

Yan, X. G. et C. Edwards (2007), *Nonlinear robust fault reconstruction and estimation using a sliding mode observer*, Automatica, vol. 43, pp 1605 – 1614.

Yang, S. K. (2002), *An experiment of state estimation for predictive maintenance using Kalman filter on a DC motor*, Reliability Engineering and System Safety, vol. 75, pp 103 – 111.

Yang, H. et M. Saif (1995), *Nonlinear adaptive observer design for fault detection*, American Control Conference, pp 1136 – 1139.

Yin, K. (1998), *Minimax methods for fault isolation in the directional residual approach*, Chemical Engineering Science, vol. 53, pp 2921 – 2931.

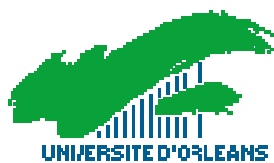
Yin, K. et J. Gertler (1995), *Fault detection and isolation in the directional residual approach*, IFAC workshop on online fault detection and supervision in the chemical and process industries, pp 194 – 199.

Young, P. (1981), *Parameter estimation for continuous time models – a survey*, Automatica vol.17(1), pp 23 – 39.

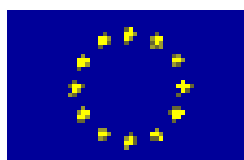
Yu, D.L. (2000), *Diagnosing simulated faults for an industrial furnace based on bilinear model*, IEEE Transactions on Control Systems Technology, vol. 8(3), pp 435 – 442.

Zasadzinski M., H. Rafaralahy, C. Mechmeche et M. Darouach (1998), *On disturbance decoupled observers for a class of bilinear systems*, Journal of dynamic systems, measurement, and control, vol. 120(3), pp. 371 – 377.

Zheng, G., D. Boutat et J.P. Barbot (2009), *Multi-output dependent observability normal form*, Nonlinear Analysis: Theory, Methods & Applications, vol. 70(1), pp 404 – 418.



Ce projet, initié par le pôle Capteurs et Automatismes dans le cadre d'une coopération entre le C.N.R.S, l'unité scientifique de Nançay et le LVR, est réalisé grâce à des Fonds Européens (FEDER, FSE), des fonds de l'état français (FRED), des fonds de la Région Centre et des fonds du Conseil Général du Cher.



David DELOUCHE

Observateur à horizon glissant pour les systèmes non linéaires : application au diagnostic du Radiotélescope de Nançay

Résumé :

L'objectif de ce travail a été de proposer une méthode de détection de défaut pour le déplacement longitudinal du chariot mobile du Radiotélescope de Nançay. L'importance de l'implémentation d'une procédure de détection des défauts a été mise en évidence grâce à la description des besoins du personnel en charge de la maintenance de cet instrument scientifique. Ce mémoire débute par un état de l'art sur différentes méthodes de diagnostic (détection et isolation des défauts), une analyse critique de ces méthodes est réalisée. Nous rappelons ensuite les notions d'observabilité avant de présenter l'observateur de Newton et l'observateur de Ciccarella. L'extension de ce dernier aux systèmes MIMO est réalisée par la suite. Une comparaison de ces différents observateurs termine le chapitre 2. Le chapitre 3 présente le Radiotélescope de Nançay et plus particulièrement la modélisation du déplacement longitudinal du chariot mobile. Une étude des propriétés du modèle est abordée par la suite. Le dernier chapitre traite de la validation partielle du modèle obtenu au chapitre précédent. Ensuite, l'utilisation des relations de redondances analytiques a permis de mettre en évidence la faisabilité du diagnostic sur l'application. L'utilisation de l'extension de l'observateur de Ciccarella pour le diagnostic permet de réaliser la détection de défaut capteur en utilisant un banc d'observateurs. Le suivi de paramètres du modèle permet de suivre l'évolution du système (vieillessement par exemple) et la détection de défaut actionneurs. Dans l'ensemble, les résultats obtenus permettent de conclure sur la bonne détection des défauts capteurs et actionneurs.

Mots clés : observateurs non linéaires à horizon glissant, modélisation, diagnostic

Moving horizon observer for non-linear system: application to the diagnostic of the Radiotelescope of Nançay

Summary:

The aim of this work was to propose a fault detection method for the longitudinal displacement of the mobile cart of the Radiotelescope of Nançay. The importance of the implementation of a procedure of detection of the defects was highlighted thanks to the description the needs of the personnel in charge of maintenance for this scientific instrument. This memory begin with a state of the art on various methods of diagnosis (detection and isolation of the default), a critical analysis of these methods is carried out. We point out then the concepts of observability before presenting the Newton observer and the Ciccarella observer. The extension of this last to systems MIMO is carried out thereafter. A comparison of these various observers finishes chapter 2. Chapter 3 presents the Radiotelescope of Nançay and more particularly the modelling of the longitudinal displacement of the mobile cart. A study of the properties of the model is approached thereafter. The final chapter covers validation partial of the model obtained in the preceding Chapter. Then, the use of analytical redundancy relations made it possible to highlight the feasibility of the diagnosis on the application. The use of the extension of the Ciccarella observer for the diagnosis makes it possible to carry out the detection of sensor fault by using a bench of observers. The follow-up of parameters of the model makes it possible to follow the evolution of the system (ageing for example) and the detection of defect actuators. As a whole, the results obtained make it possible to conclude on good detection from the sensor and actuator faults.

Keywords: moving horizon nonlinear observers, modelling, diagnosis



Institut PRISME
École Nationale Supérieure
d'Ingénieurs de Bourges
88 boulevard Lahitolle
18020 Bourges cedex

