



HAL
open science

Enrichissement d'une classification supervisée par l'ajout d'attributs issus d'observateurs d'état : application au diagnostic de défaillances d'un siège d'avion robotisé

Rabih Taleb

► To cite this version:

Rabih Taleb. Enrichissement d'une classification supervisée par l'ajout d'attributs issus d'observateurs d'état : application au diagnostic de défaillances d'un siège d'avion robotisé. Intelligence artificielle [cs.AI]. Université Paris 8 Vincennes Saint-Denis, 2017. Français. NNT : . tel-02021192

HAL Id: tel-02021192

<https://hal.science/tel-02021192>

Submitted on 15 Feb 2019

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

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

THÈSE

présentée par

Rabih TALEB

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ PARIS 8

École doctorale Sciences Sociales - ED 401

Spécialité : INFORMATIQUE

**Enrichissement d'une classification supervisée par l'ajout
d'attributs issus d'observateurs d'état : application au
diagnostic de défaillances d'un siège d'avion robotisé**

Date de soutenance : 06 Décembre 2017

Devant la commission d'examen composée de :

Rapporteurs :

François DELMOTTE
Christophe MARSALA

Professeur à l'Université d'Artois
Professeur à l'Université Pierre et Marie Curie

Directeurs de thèse :

Herman AKDAG
Kevin GUELTON

Professeur à l'Université Paris 8
MCF-HDR à l'Université de Reims Champagne-Ardenne

Examineurs :

Véronique CARRÉ-MÉNÉTRIÉR
Lynda SEDDIKI
Arab ALI-CHÉRIF

Professeur à l'Université de Reims Champagne-Ardenne
MCF à l'Université Paris 8
Professeur à l'Université Paris 8

Invité :

Sylvain PONS

Responsable innovation à Zodiac Actuation Systems

*À mes chers parents
À ma chère épouse Amel
À la prunelle de mes yeux Dina
À toute ma famille*

Remerciements

Je tiens d'abord à remercier Monsieur François Delmotte, Professeur à l'Université d'Artois et Monsieur Christophe Marsala, Professeur à l'Université Pierre et Marie Curie pour m'avoir fait l'honneur d'être rapporteurs de cette thèse.

Mes remerciements vont également à Madame Véronique Carré-Ménétrier Professeur à l'Université de Reims Champagne-Ardenne et à Monsieur Arab Ali-Chérif professeur à l'Université Paris 8 d'avoir accepté d'être examinateurs de ma thèse.

Je remercie Monsieur Herman Akdag, professeur à l'Université Paris 8, et Monsieur Kevin Guileton, maître de conférences HDR à l'Université de Reims Champagne-Ardenne, qui ont assuré la direction de cette thèse avec leurs grandes qualités tant sur le plan humain que scientifique. Je les remercie pour toutes les idées et les remarques pertinentes tout au long de ce travail.

Mes remerciements vont également à Madame Lynda Seddiki, maître de conférences à l'Université Paris 8, d'avoir encadré cette thèse. Je la remercie pour sa disponibilité, sa patience et ses judicieux conseils durant cette thèse. Je la remercie de m'avoir toujours poussé vers l'avant.

Je remercie également Monsieur Cyril De Runz, maître de conférences HDR à l'Université de Reims Champagne-Ardenne, pour son aide et ses encouragements qui ont permis à ce travail d'aboutir.

J'adresse mes remerciements à mes responsables de Zodiac Aerospace, Monsieur Loic Bouet, Directeur technique, Monsieur Loic Thoreux directeur technique adjoint et Monsieur Sylvain Pons responsable conception produit et innovation. Je les remercie d'avoir mis à ma disposition tout le nécessaire pour la réalisation de ce projet.

Je remercie tous mes collègues du LIASD, du CRESTIC et de Zodiac Aerospace qui m'ont accueilli durant ces trois années.

J'exprime mes profonds remerciements les plus sincères à mon épouse, Amel, d'avoir été toujours à mes côtés pour me soutenir, m'aider et me conseiller. Ses encouragements étaient la bouffée d'oxygène qui me ressourçait dans les moments pénibles, de solitude et de souffrance. Que cette thèse soit le témoignage de ma reconnaissance totale vis-à-vis de son immense soutien sans lequel ce projet n'aurait jamais abouti.

Enfin, autant de phrases, aussi éloquentes soient-elles, ne sauraient montrer le degré de ma vive gratitude et de ma profonde estime pour mes parents. Je leur dois tout ce que je suis aujourd'hui et ce que je serai demain.

Table des matières

Remerciements	iii
Introduction générale	1
1 Etat de l’art	7
1.1 Introduction	9
1.2 Cadre de l’étude	9
1.3 Généralités sur les sièges robotisés	10
1.3.1 Systèmes d’actionnement	14
1.3.2 Sources de dysfonctionnement du siège	18
1.4 Généralités sur le diagnostic de défaillances	19
1.4.1 Méthodes à base de données	20
1.4.2 Méthodes à base de modèles	24
1.4.3 Synthèse générale sur les méthodes de diagnostic	27
1.5 Hybridation des méthodes de diagnostic	30
1.6 Conclusion	33
2 Mise en œuvre d’une classification supervisée pour le diagnostic des défaillances d’un siège d’avion	35
2.1 Introduction	37
2.2 Cadre expérimental de la classification	37
2.3 Principe de la classification	40

2.4	Campagnes de mesures	41
2.5	Bases de données	45
2.5.1	Construction des bases de données mesurées	45
2.5.2	Validation croisée	49
2.6	Algorithmes de classification	50
2.6.1	Arbres de décision	51
2.6.2	Algorithmes à base de règles	53
2.6.3	Algorithmes bayésiens	53
2.6.4	Algorithmes à base de réseaux de neurones	54
2.7	Résultats de classification	55
2.8	Conclusion	59
3	Renforcement de la classification par des observateurs d'état	61
3.1	Introduction	63
3.2	Hybridation de méthodes pour améliorer la performance du diagnostic	64
3.3	Cadre de la validation	65
3.4	Estimation de données supplémentaires par les observateurs d'état	67
3.4.1	Observateur Linéaire	68
3.4.2	Observateur Non-Linéaire de type Takagi-Sugeno	71
3.4.3	Observateur Non-Linéaire de type Takagi-Sugeno à Entrées Inconnues	78
3.5	Conclusion	89
4	Diagnostic de défauts sur le siège d'avion complet	91
4.1	Introduction	93
4.2	Architecture cinématique globale du siège d'avion	93
4.2.1	Modélisation dynamique du siège d'avion	95
4.2.2	Modélisation décentralisée de type Takagi-Sugeno	102

4.3	Synthèse d'observateurs décentralisés incertains et perturbés de type Takagi-Sugeno	109
4.4	Résultats expérimentaux	115
4.4.1	Estimation d'état et d'entrée du siège en fonctionnement	115
4.4.2	Résultats de classification sur le siège complet	118
4.5	Conclusion	123
	Conclusion et perspectives	125
	Bibliographie	128
	Abréviations	141
	Annexes	142
A	Terminologie et motivations du diagnostic	143
A.1	Motivations pour le diagnostic de défaillances	143
A.2	Définitions pour le diagnostic	146
B	Modélisation du siège	147
B.1	Vitesses des centres de gravité des différents segments	147
B.2	Vitesses au carré des centres de gravité des différents segments du siège	148
B.3	Matrices d'incertitudes du sous-modèle de l'assise	148
B.4	Matrices d'interconnexion des sous-modèles	149
B.5	Découpage et règles du sous-modèle de l'assise	150
C	Outils mathématiques	155

Liste des tableaux

2.1	Base de données brutes	46
2.2	Base de données agrégées	48
2.3	Base de données séquentielles	49
2.4	Résultats de classification obtenus avec la base de données agrégées	57
2.5	Résultats de classification obtenus avec la base de données séquentielles ‘N-1’	57
2.6	Résultats de classification obtenus avec la base de données séquentielles ‘N-3’	58
3.1	Paramètres et valeurs numériques du modèle dynamique du dossier	66
3.2	Comparaison des résultats de classification sans données estimées et avec données estimées par l’observateur linéaire	71
3.3	Comparaison des résultats de classification entre l’observateur linéaire et l’observateur TS	78
3.4	Résultats de classification avec la base de données agrégées	85
3.5	Résultats de classification avec la base de données séquentielles ‘N – 1’	85
3.6	Résultats de classification avec la base de données séquentielles ‘N – 3’	86
4.1	Paramètres du modèle dynamique du siège	96
4.2	Termes non-linéaires contenus dans le modèle (4.31)	107
4.3	Résultats de classification appliquée au siège complet	119
B.1	Termes non-linéaires contenus dans le modèle (B.8)	151

Table des figures

1	Conséquences des accidents graves : a) USS Denver [Inman et al., 2005] b) station spatiale internationale	2
2	Conséquences des accidents graves : a) Aloha Airlines Flight 243 (vue de loin) b) Aloha Airlines Flight 243 (vue de proche)	2
1.1	a) siège de dentiste «Skema 8 Castellini» b) siège de massage et de thermothérapie «D-70 Cross Beauty» c) siège de rééducation et de podologie « Minor-S Xin Fu International»	11
1.2	a) siège de massage «DS-M13 Hengzhuo» b) siège de shampooing «HZ-32842 Hengzhuo» c) siège de pédicure et de tatouage «HZ-3709A Hengzhuo»	11
1.3	Sièges automobiles Johnson Control	12
1.4	Siège d'avion robotisé de la compagnie aérienne «Qatar Airways» : a) en position assise et b) en position allongée	13
1.5	Siège d'avion robotisé de la compagnie aérienne «Virgin America» en position intermédiaire	13
1.6	Structure d'un siège d'avion dans son espace confiné	14
1.7	Architecture du système d'actionnement	15
1.8	Electronic Control Box (ECB) fabriqué par ZAS	15
1.9	Actionneurs complets fabriqués par ZAS : a) actionneur rotatif et b) actionneur linéaire	16
1.10	Structure interne des actionneurs ZAS : a) actionneur rotatif et b) actionneur linéaire	17
1.11	Extrait d'un schéma de câblage d'un siège fabriqué par ZAS. Les traits rouges correspondent aux harnais reliant les différentes pièces	17
1.12	Distribution des différents types de défauts actionneurs [Hvass and Tesar, 2004]	19

1.13	Principales méthodes de diagnostic de défaillances	20
1.14	Schéma de principe d'un système de diagnostic à base de données	21
1.15	Schéma bloc du fonctionnement d'un système expert	21
1.16	Exemple de classification non-supervisée : association d'une instance à l'une des classes	23
1.17	Schéma bloc d'un système de diagnostic à base de modèles	24
1.18	Génération de résidus à base d'espace de parité	25
1.19	Schéma bloc d'une estimation paramétrique	25
1.20	Génération de résidus à base d'observateur	26
1.21	Domaines d'application des méthodes de diagnostic	28
1.22	Domaines de fusion des techniques de diagnostic de défaillances [Roemer et al., 2001]	31
2.1	Siège d'avion robotisé	38
2.2	Interface du logiciel 'SeatNet Advanced'	39
2.3	Acquisition à partir du logiciel 'SeatNet Advanced'	39
2.4	Flux de données dans un système de diagnostic à base de classification supervisée	41
2.5	Différentes configurations du siège d'avion : a) position assise, b) position in- termédiaire et c) position complètement allongée	42
2.6	Position et courant électrique en cas de fonctionnement normal	43
2.7	Position et courant électrique en cas de mouvement irrégulier	43
2.8	Position et courant électrique en cas de surconsommation électrique	44
2.9	Position et courant électrique en cas de glissement mécanique	44
2.10	Position et courant électrique en cas de blocage mécanique	44
2.11	Exemple de mouvement d'une montée suivi par une descente	46
2.12	Découpage de la base de données en utilisant la validation croisée	50
2.13	Exemple d'un arbre de décision	52
2.14	Exemple expliquant le fonctionnement d'un réseau bayésien	54
2.15	Structure de 'Perceptron multicouche' contenant une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie	55

2.16	Matrice de confusion	56
2.17	Exemple d'arbre de décision obtenu dans le cas de la base de données 'N-1' en utilisant l'algorithme "J48"	58
2.18	Matrice de confusion obtenue par l'algorithme "J48" dans le cas de la base de données 'N-1'	59
3.1	Schéma bloc de l'approche de diagnostic	64
3.2	Flux de données dans le système de diagnostic	65
3.3	Différents segments du siège d'avion	66
3.4	Schéma bloc d'un observateur d'état	68
3.5	Résultats obtenus par l'observateur linéaire	69
3.6	Erreur d'estimation obtenue par l'observateur linéaire	70
3.7	Comparaison des résultats obtenus par les observateurs linéaire et TS	77
3.8	Comparaison des erreurs d'estimation obtenues par les observateurs linéaire et TS	77
3.9	Comparaison des résultats obtenus par les observateurs linéaire, TS et TSEI	81
3.10	Comparaison des erreurs d'estimation obtenues par les observateurs linéaire, TS et TSEI	82
3.11	Comparaison entre la dynamique inverse et l'observateur TSEI	82
3.12	Comparaison entre la dynamique inverse et l'observateur TSEI en présence de bruit	83
3.13	Estimations par l'observateur TSEI à partir d'une série de mesures expérimentales en présence de panne	84
3.14	Matrices de confusion sans les données estimées	87
3.15	Matrices de confusion avec les données estimées	88
4.1	Chaîne cinématique du siège	94
4.2	Représentation géométrique du siège	95
4.3	Mouvement de l'assise C_2 par rapport au bâti C_1	97
4.4	Mouvement de l'assise C_2 par rapport au bâti C_1	97
4.5	Principe d'interconnexion des sous-modèles	105
4.6	Dynamique des non-linéarités de l'assise	106

4.7	Mesures de position et de courant des trois segments du siège en présence de défaillances de type ‘vibration’	116
4.8	Résultats de l’estimation des variables d’état et d’entrée ainsi que la fonction d’interconnexion du dossier	117
4.9	Résultats de l’estimation des variables d’état et d’entrée ainsi que la fonction d’interconnexion de l’assise	117
4.10	Résultats de l’estimation des variables d’état et d’entrée ainsi que la fonction d’interconnexion du repose-jambes	118
4.11	Matrices de confusion obtenues par “Random Forest” : à gauche sans estimations et à droite avec estimations	120
4.12	Matrices de confusion obtenues par “Decision Table” : à gauche sans estimations et à droite avec estimations	120
4.13	Matrices de confusion obtenues par “J48” : à gauche sans estimations et à droite avec estimations	121
4.14	Matrices de confusion obtenues par “Multilayer Perceptron” : à gauche sans estimations et à droite avec estimations	121
4.15	Matrices de confusion obtenues par “JRiP” : à gauche sans estimations et à droite avec estimations	121
4.16	Matrices de confusion obtenues par “PART” : à gauche sans estimations et à droite avec estimations	122
4.17	Matrices de confusion obtenues par “BayesNet” : à gauche sans estimations et à droite avec estimations	122
A.1	Marché du MRO par type de prestation	144
A.2	Evolution globale des coûts du MRO par branche	145
A.3	Répartition des principaux coûts par segment d’activité MRO	145

Introduction générale

*«La théorie, c'est quand on sait tout et que rien ne fonctionne.
La pratique, c'est quand tout fonctionne et que personne ne sait pourquoi.
Ici, nous avons réuni théorie et pratique... »*
Albert Einstein, 1879-1955

Au cours des dernières décennies, des exigences de plus en plus rigoureuses vis-à-vis de la compétitivité économique mondiale ont poussé les industriels à mettre en place des solutions complexes afin que leurs systèmes puissent fonctionner dans des conditions de travail les plus difficiles (haute température, pression élevée, humidité, solvants chimiques, etc.). Par conséquent, les risques de dysfonctionnement de ces systèmes industriels (procédé de production, machines, systèmes automatisés, robots, etc.) ont augmenté considérablement. Ceci a rendu nécessaire et urgent la mise en place des processus de surveillance afin de minimiser les coûts de maintenance et d'assurer la disponibilité des systèmes ainsi que la sécurité des personnes et des biens.

La maintenabilité de tels systèmes représente l'un des enjeux les plus importants dans l'industrie, notamment dans le secteur de l'aéronautique [Inman et al., 2005]. En effet, nous tendons vers une maintenance ciblée et bien programmée. Le but n'est pas seulement d'anticiper les défaillances afin d'assurer le fonctionnement des systèmes, mais de le faire de la façon la plus juste et au meilleur moment possible. L'objectif étant d'anticiper les différentes étapes d'approvisionnement des pièces de rechanges, de fabrication et de transport afin d'optimiser la gestion des stocks destinés à la maintenance [Isermann, 2011, Jardine et al., 2006]. Les figures 1 et 2 illustrent trois exemples dans lesquels une partie importante des pertes et des coûts de maintenance aurait pu être évitée si un système de détection et de diagnostic de défaillances était embarqué. Celui-ci aurait détecté les divergences de fonctionnement et alerté les équipes de maintenance afin de prendre toutes les mesures nécessaires.



FIGURE 1: Conséquences des accidents graves : a) USS Denver [Inman et al., 2005] b) station spatiale internationale

L'exemple (a) de la figure 1 montre l'explosion au niveau de l'USS Denver et l'exemple (b) montre une intervention de maintenance de la station spatiale internationale -International Space Station- (ISS) par un astronaute. Quant à la figure 2, elle montre la perte de structure (35 m^2 de fuselage) suite à une décompression explosive causée par la fatigue de la structure de l'avion Aloha Airlines Flight 243. En réponse à cet événement qui a pu soulever l'importance de la maintenance, de la fiabilité et de la sécurité des systèmes aéronautiques, la Federal Aviation Administration (FAA) a mis en place le programme 'Aging Aircraft Program' pour s'assurer que l'intégrité des avions soit maintenue tout au long de leur vie opérationnelle [Inman et al., 2005]. Ceci montre l'importance de la maintenance ainsi que des systèmes de diagnostic dans les produits industriels et plus précisément dans le secteur de l'aéronautique.



FIGURE 2: Conséquences des accidents graves : a) Aloha Airlines Flight 243 (vue de loin) b) Aloha Airlines Flight 243 (vue de proche)

Les compagnies aériennes sont aujourd'hui confrontées à une concurrence considérable dans le marché de la maintenance pour répondre aux besoins de leurs clients en termes de service, de qualité des produits fournis et bien évidemment de leur performance. Selon l'International Air

Transport Association (IATA)¹, la maintenance représente 9 % des dépenses des compagnies aériennes en 2014. Cette portion de 9 % est équivalente à environ 62 milliards de US\$ (« G\$ »), qui représente une somme considérable. Le diagnostic de défaillances représente donc la clé principale de cette course vers l'objectif de fournir un produit performant, efficace et fonctionnel à tout moment.

En tenant compte des avancées de la recherche académique, il faut considérer les exigences industrielles qui s'amplifient pour répondre aux besoins des clients et aux besoins de la vie d'aujourd'hui (plus de confort, rapidité, utilisation facile, plus d'ergonomie, etc.). L'un des défis majeurs est donc de rapprocher et d'adapter les avancées de la recherche académique à ces exigences industrielles pour répondre efficacement à l'ensemble des besoins quotidiens, d'où la nécessité des projets communs entre les deux communautés.

Ce travail de thèse s'inscrit dans le cadre d'une Convention Industrielle de Formation par la REcherche (CIFRE) qui est le fruit de la collaboration entre le Laboratoire d'Informatique Avancée de Saint-Denis (LIASD-Paris8), le Centre de Recherche en Sciences et Techniques de l'Information et de Communication (CRSTIC-URCA), et la société Zodiac Actuation Systems (ZAS). Cette dernière, faisant partie du groupe Zodiac Aerospace, est le leader mondial de l'équipement de l'aviation civile, spécialisée dans la conception et la fabrication d'actionneurs électriques pour les sièges d'avion robotisés de classe affaire et première classe. ZAS développe une gamme complète de systèmes d'actionnement pour les sièges d'avion civils et adapte, chaque année, son système d'actionnement à une dizaine de sièges d'avion différents qui sont ensuite fabriqués en grande série. Le nombre d'équipements mis en service devient de plus en plus important (plus de 300 000 produits en vol actuellement). Ce système, qui est composé de plusieurs actionneurs de types rotatifs et linéaires, doit fonctionner de façon à garantir le confort et la sécurité du passager tout en prenant en compte l'environnement confiné du siège.

L'objectif de ce travail de recherche est donc de contribuer à la mise en place de solutions innovantes de détection et de diagnostic d'anomalies (comme les pannes, les usures, les dégradations, les défauts, etc.) afin de répondre au besoin de la société ZAS relatif au diagnostic de défaillances pouvant survenir sur leurs systèmes d'actionnement des sièges d'avion.

Diverses méthodes et approches de diagnostic de défaillances ont été développées durant ces dernières années. Elles se divisent en deux grandes familles : à base de modèles [Ding, 2013, Isermann, 2011] et à bases de données [Witten et al., 2011, Liu, 2011, Jardine et al., 2006].

1. <http://www.iata.org/>

Elles ont toutes montré leur efficacité dans un domaine ou un autre, pour un système ou un autre. Or dès que l'on parle d'un système complexe qui regroupe un nombre considérable d'actionneurs, de capteurs ou encore de variables et qui doit répondre à des exigences industrielles assez élevées, ces méthodes présentent des difficultés à répondre aux attentes de diagnostic de défaillances en situations réelles [Tidiri et al., 2016, Zhang and Jiang, 2008, Venkatasubramanian et al., 2003a, Venkatasubramanian et al., 2003b, Venkatasubramanian et al., 2003c]. Ceci est dû au fait que ces systèmes sont complexes analytiquement, ce qui pénalise les méthodes à base de modèles. D'un autre côté, ces systèmes subissent des contraintes de coût, de poids et de volume. Ce qui a pour conséquence un manque de capteurs pour pouvoir utiliser uniquement les méthodes à base de données. Il est donc nécessaire de développer des stratégies innovantes qui combinent les deux domaines et qui font fonctionner plusieurs méthodes simultanément et en toute cohérence afin d'améliorer le diagnostic dans ce type de systèmes complexes [Siswanto et al., 2016, Sarkar et al., 2014, Schubert et al., 2011, Ghosh et al., 2011, Narasimhan et al., 2010, Jardine et al., 2006, Roemer et al., 2001]. L'objectif de cette thèse est de proposer une stratégie d'hybridation de méthodes. Il s'agit d'utiliser des méthodes de classification supervisée pour le diagnostic de défaillances [Soualhi, 2013, Witten et al., 2011]. Plusieurs algorithmes de classification (arbre de décision, à base de règles, etc.) sont considérés. L'hybridation a lieu au niveau de la construction de la base de données de classification. Cette dernière est, à l'origine, créée à partir des données mesurées par les différents capteurs présents sur les sièges. L'hybridation dans notre contexte se traduit par un enrichissement de cette base de données en utilisant des données estimées par des observateurs d'état généralement utilisés en tant que des méthodes de diagnostic à base de modèles [Bouibed et al., 2014a, Bouibed et al., 2014b, Ichalal et al., 2014, Du et al., 2013, Marx et al., 2007]. Le but de cette hybridation est d'augmenter la performance des algorithmes de classification afin d'améliorer le taux de classification et donc le taux de détection de défaillances. Cette approche de diagnostic de défaillances est destinée à être appliquée sur un siège réel fabriqué par ZAS. Dans un premier temps, plusieurs types d'observateurs d'état [Guelton et al., 2008, Guerra et al., 2004, Patton et al., 1998, Luenberger, 1964] (linéaire, Takagi-Sugeno et Takagi-Sugeno à entrées inconnues) sont proposés à des fins de validation de l'approche sur un sous-ensemble du siège constitué du dossier. Ensuite, une extension de l'observateur retenu (de type Takagi-Sugeno à entrées inconnues) est proposée pour l'ensemble du siège d'avion tout en prenant en compte les interconnexions entre les différentes parties du siège ainsi que les incertitudes de modélisation [Akhenak et al., 2008, Mazars et al., 2008, Akhenak et al., 2007, Nguang et al., 2007]. Ceci a permis de classifier les cas de fonctionnement du siège et d'améliorer les résultats de détection de défaillances grâce aux estimations provenant des observateurs.

Ce mémoire est organisé de la façon suivante :

Le chapitre 1 présente le cadre ainsi que les motivations de l'étude. Des généralités sur les différents types de sièges sont présentées, dont les sièges d'avion faisant l'objet de ce projet CIFRE. Ensuite, le système d'actionnement de sièges d'avion fabriqués par ZAS sera exposé tout en expliquant les différentes parties qu'il contiennent ainsi que les éventuelles défaillances pouvant survenir sur ces différentes parties. Puis, les principales méthodes de diagnostic de défaillances seront présentées. Ces méthodes se divisent en deux principales familles : à base de données et à base de modèles. Une synthèse permettant de souligner leurs avantages et inconvénients sera proposée tout en montrant l'intérêt d'une hybridation des méthodes de diagnostic dans le cas des systèmes complexes. Finalement, un focus particulier sur les travaux de la littérature concernant l'hybridation de méthodes de diagnostic sera établi.

Dans le chapitre 2, le diagnostic de défaillances à base des méthodes de la classification supervisée sera présenté [Arunesh and Kumar, 2017, Soualhi, 2013, Hassen et al., 2012, Debiolles et al., 2004]. Ces méthodes sont fondées sur l'exploitation de données récoltées sur les sièges d'avion en fonctionnement. Les campagnes de mesures sur un siège d'avion seront présentées. Puis le processus de construction des bases de données, nécessaires pour la mise en œuvre de la classification supervisée, sera exposé tout en utilisant des données mesurées sur un siège réel, mis à disposition par ZAS dans le cadre de cette thèse. Ensuite, les principaux types d'algorithmes de classification supervisée seront présentés. Finalement, les résultats de classification pour deux types de bases de données, à partir des données mesurées et utilisées sous les deux formes agrégée et séquentielle [Liu, 2011] sur la partie du dossier du siège, seront donnés.

Dans le chapitre 3, une approche d'hybridation qui consiste à renforcer la classification par l'ajout d'observateurs d'état sera proposée et appliquée sur le dossier du siège. Elle consiste à enrichir la base de données de classification, généralement provenant des mesures, par des estimations des variables d'état non-mesurables. Cet enrichissement a pour but d'augmenter le niveau de la connaissance du fonctionnement du système et donc d'améliorer la performance de la classification. Trois types d'observateurs seront utilisés. D'abord, un observateur linéaire sera utilisé afin d'investiguer sur cette approche proposée et de valider l'intérêt de l'ajout de données. Ensuite, un observateur Takagi-Sugeno (TS) sera employé afin de prendre en compte le caractère non-linéaire du système. Finalement, un observateur TS à entrées inconnues (TSEI) sera proposé dans le but d'estimer à la fois les variables d'état et à la fois l'entrée du système. Les résultats de la classification avec l'ajout des données estimées par les différents observateurs seront étudiés.

Dans le chapitre 4, une généralisation de l'approche d'hybridation sera présentée. Il s'agit de l'extension au siège complet tout en prenant en compte les interconnexions entre les différentes parties du siège ainsi que les incertitudes de modélisation. D'abord, un modèle dynamique complet du siège d'avion, obtenu grâce au formalisme de Lagrange, sera présenté. Puis une modélisation décentralisée du siège sera donnée afin de simplifier les équations tout en traitant plusieurs sous-modèles dont la somme est équivalente au modèle principal. Ensuite, la synthèse d'observateurs TSEI décentralisés incertains et perturbés sera présentée. Ces observateurs décentralisés seront utilisés pour estimer les variables non-mesurables du siège. Ces dernières seront par la suite injectées dans une base de données afin d'améliorer les résultats de la classification. Finalement, des résultats du diagnostic de défaillances sur le siège d'avion complet seront présentés.

Chapitre 1

Etat de l'art

Sommaire

1.1	Introduction	9
1.2	Cadre de l'étude	9
1.3	Généralités sur les sièges robotisés	10
1.3.1	Systèmes d'actionnement	14
1.3.2	Sources de dysfonctionnement du siège	18
1.4	Généralités sur le diagnostic de défaillances	19
1.4.1	Méthodes à base de données	20
1.4.2	Méthodes à base de modèles	24
1.4.3	Synthèse générale sur les méthodes de diagnostic	27
1.5	Hybridation des méthodes de diagnostic	30
1.6	Conclusion	33

1.1 Introduction

Ce chapitre a pour objectif de présenter les généralités ainsi que les travaux nécessaires à la compréhension de l'approche de diagnostic proposée dans le cadre de cette thèse. Celle-ci concerne le diagnostic de défaillances de sièges d'avion robotisés fabriqués par la société ZAS. Ainsi, dans un premier temps, nous présenterons le cadre de l'étude ainsi que les motivations. Ensuite nous nous intéresserons aux sièges robotisés dont les sièges d'avion faisant l'objet de notre étude et surtout leur système d'actionnement qui est composé de plusieurs actionneurs et capteurs. Les différentes sources de dysfonctionnement de tels sièges seront abordées par la suite.

Un focus particulier sera établi sur les différentes méthodes de diagnostic existantes tout en mettant en évidence leurs avantages ainsi que leurs inconvénients. Nous verrons alors, à partir d'une synthèse générale sur le diagnostic de défaillances, que chacune de ces méthodes a ses propres limitations et contraintes. Cela permettra de choisir la méthode de diagnostic la plus adaptée à notre système et qui sera exposée dans le chapitre 2.

Enfin, nous aborderons la problématique de l'hybridation des méthodes de diagnostic de défaillances. Celle-ci a pour but de présenter les différentes tentatives d'hybridation qui ont été développées au cours des dernières années et qui nous ont motivé à améliorer la performance de la méthode de diagnostic présentée dans le chapitre 2. Notre approche proposée sera donc présentée et validée sur la partie du dossier du siège dans le chapitre 3. Ensuite, elle sera étendue sur l'ensemble du siège dans le chapitre 4 où les résultats de détection de défaillances du siège seront donnés.

1.2 Cadre de l'étude

Ce travail de thèse s'intéresse au diagnostic de défaillances sur les sièges d'avion robotisés fabriqués par ZAS. Un siège est généralement entraîné par des actionneurs électriques linéaires et/ou rotatifs. Ces actionneurs servent à adapter sa structure à la morphologie ainsi qu'aux besoins du passager à travers des mouvements lisses, à vitesse convenable tout en respectant son espace confiné. De plus, lorsqu'un siège est dédié à être utilisé par un opérateur humain, il est primordial d'assurer son caractère sécuritaire. Ceci doit se faire tout en respectant un certain nombre d'exigences et de normes de l'aéronautique. Parmi ces normes nous citons : la norme logiciel 'DO178B'¹, la norme électronique 'DO254'¹, la norme de qualification 'DO160'¹ et

1. <http://www.rtca.org/>

les spécifications des avions 'CS25.1309'².

Outre les exigences de fiabilité et de sécurité ainsi que celles du confort, l'impact économique des opérations de maintenance, de réparation et de refonte des sièges –Maintenance, Repair and Overhaul– (MRO) est une préoccupation majeure pour la société ZAS. La maintenabilité des sièges est donc l'un des plus grands défis auxquels ZAS se confronte quotidiennement, et les coûts de maintenance d'un siège augmentent en fonction de sa complexité. Pour donner un ordre de grandeur, nous rappelons que plus de 300 000 produits fabriqués par ZAS sont en vol actuellement. Ces produits sont montés sur divers types de sièges dans des nombreux avions. Ces sièges occupent une grande partie de la branche 'équipements et composants' dans les données de statistiques de la PIPAME³ et l'ICF International⁴ (pour plus de détails, voir Annexe A). Cette branche a subi une augmentation continue du coût global du MRO de 6.7 G\$ en 2003 à 10.7 G\$ en 2013 (voir la figure A.2 en Annexe A). Une hausse de coût du MRO est toujours prévue dans les années à venir (13.1 G\$ en 2018). Notons que 50 % de ce coût global du MRO des équipements et des composants est occupé par le paramètre 'matière' (voir figure A.3 en Annexe A). Ceci montre l'immensité des dépenses de ZAS afin de réparer ou même remplacer les produits défectueux dans les sièges d'avion. En effet, différents problèmes peuvent les rendre indisponibles que ce soit des problèmes techniques, logistiques, humains ou autres.

Par conséquent, que ce soit du point de vue économique ou pour garantir la sécurité de l'utilisateur, il devient nécessaire d'investir dans l'élaboration de méthodes de diagnostic pour les sièges d'avion. Ceci permettra d'une part d'effectuer une maintenance ciblée et donc de réduire le temps d'intervention des opérateurs, et d'autre part d'optimiser la gestion des stocks destinés à la maintenance dans les années à venir. Dans le cadre de notre étude, un siège réel fabriqué par ZAS a été mis à notre disposition afin d'élaborer des techniques de diagnostic adéquates aux besoins de la société. Ce siège sera présenté, exploité et modélisé dans les chapitres suivants.

1.3 Généralités sur les sièges robotisés

De nos jours, différents types de sièges robotisés, de plus en plus complexes et sophistiqués, existent afin d'assurer un maximum de confort à l'utilisateur et de rendre leur utilisation plus simple et pratique. Ils sont utilisés dans divers domaines (le médical, l'esthétique, le transport,

2. <http://www.easa.europa.eu/>

3. <http://www.economie.gouv.fr/>

4. <http://www.icfi.com/>

etc). La figure 1.1 montre trois différents sièges utilisés dans les cabinets dentaires ainsi que les centres de rééducation et de massage : (a) un siège de dentiste «Skema 8» de la marque «Castellini», (b) un siège de massage et de thermothérapie «D-70 Cross Beauty» et (c) un siège de rééducation et de podologie «Minor-S Xin Fu International».

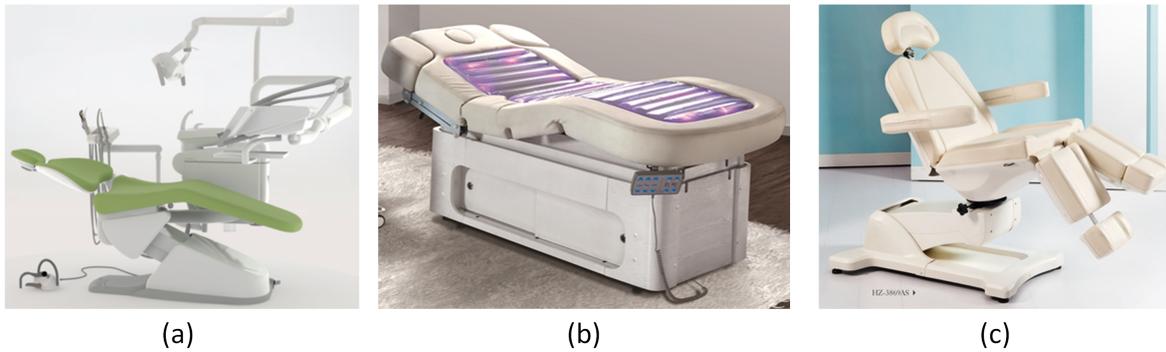


FIGURE 1.1: a) siège de dentiste «Skema 8 Castellini» b) siège de massage et de thermothérapie «D-70 Cross Beauty» c) siège de rééducation et de podologie «Minor-S Xin Fu International»

Quant à la figure 1.2, elle présente trois sièges de la marque «Hengzhuo» utilisés dans les centres de beauté et d'esthétique : (a) un siège de massage «DS-M13», (b) un siège de shampooing «HZ-32842» et (c) un siège de pédicure et de tatouage «HZ-3709A»

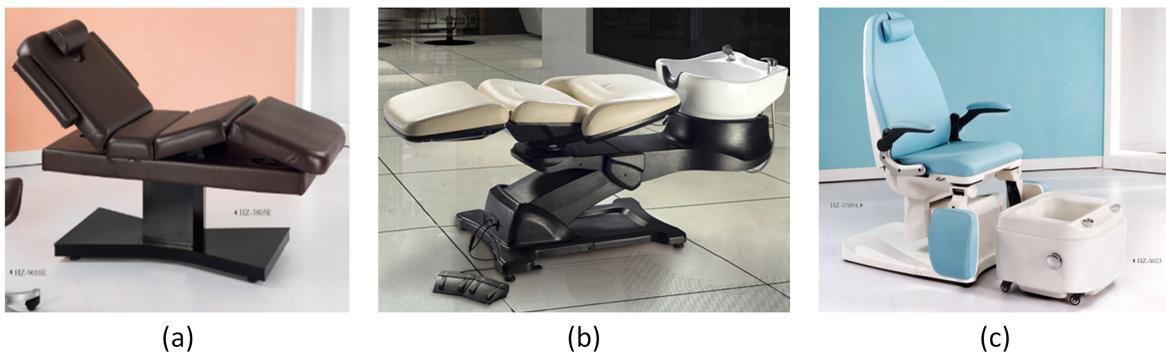


FIGURE 1.2: a) siège de massage «DS-M13 Hengzhuo» b) siège de shampooing «HZ-32842 Hengzhuo» c) siège de pédicure et de tatouage «HZ-3709A Hengzhuo»

Différents travaux sur la conception de ces types de sièges ainsi que le développement des lois de commande fiables et robustes ont été élaborés. [Métrailler et al., 2006, Schmitt and Métrailler, 2004] présentent la conception du dispositif, appelé «Motion Maker», qui est un dispositif médical destiné aux patients handicapés et hémiplegiques afin de récupérer une certaine mobilité ainsi que de l'autonomie. C'est un système robotique avec électro-stimulation pour une mobilisation active des membres inférieurs. D'autres travaux tels que ceux de [Seddiki et al., 2016, Seddiki et al., 2010, Seddiki, 2008] sur le projet «Sys-Réeduc», qui est un siège de rééducation des membres inférieurs, ont été développés au CReSTIC. Ces travaux proposent une

modélisation ainsi que des lois de commande de type Takagi-Sugeo (TS) en suivi de trajectoires. Ils sont toujours sujet d'actualité dans l'élaboration des lois de commande robustes pour ce type de dispositifs. Ces lois de commande robustes ainsi que les diverses techniques de stabilité, de robustesse et de diagnostic de défauts représentent une nécessité afin que les dispositifs fonctionnent avec la plus haute précision possible, avec un temps de réponse et d'exécution adéquat. Tout cela doit se faire avec le maximum de sécurité que l'on peut fournir à l'utilisateur car ces machines comprennent plusieurs segments motorisés qui peuvent conduire à de graves accidents. C'est pour cela que les travaux sur la sécurité de ces dispositifs ainsi que leurs utilisateurs ne cessent d'augmenter et de progresser. Parmi ces travaux, nous citons [Bouibed et al., 2014a, Bouibed et al., 2014b, Ding, 2013, Isermann, 2011, Hvass and Tesar, 2004]. D'autres travaux sur des tests d'usure accélérés ainsi que sur la maîtrise de la durée de vie ont été également développés [Bodden et al., 2007, Gokdere et al., 2005].

Quant au secteur du transport, la figure 1.3 présente la structure d'un siège d'automobile. Ce siège peut être commandé manuellement en appuyant sur les boutons à proximité de l'utilisateur ou à distance à travers une application mobile pour pouvoir adapter sa position à la morphologie de l'utilisateur avant de s'asseoir.



FIGURE 1.3: Sièges automobiles Johnson Control

Dans cette thèse, nous nous intéressons aux sièges robotisés développés dans le secteur de l'aéronautique. Ces sièges d'avions doivent répondre à des normes et exigences contraignantes. Leur domaine d'utilisation est destiné à l'intérieur des avions, c'est la raison pour laquelle ces sièges doivent assurer des mouvements sécurisés, sans bruit et dans un espace très confiné. Un exemple de siège d'avion robotisé est présenté dans la figure 1.4. La partie gauche (a) présente le siège en position assise tandis que la partie droite (b) le présente en position allongée.

Un autre siège en position intermédiaire est présenté dans la figure 1.5. Nous pouvons voir le repose-pieds ouvert sur ce modèle de siège qui est, comme les autres parties du siège, commandé pour un actionneur électrique.



FIGURE 1.4: Siège d'avion robotisé de la compagnie aérienne «Qatar Airways» : a) en position assise et b) en position allongée



FIGURE 1.5: Siège d'avion robotisé de la compagnie aérienne «Virgin America» en position intermédiaire

Ces sièges assurent plusieurs mouvements afin que l'utilisateur choisisse la position la plus convenable et la plus confortable selon sa morphologie et ses besoins. Des réglages d'inclinaison du dossier ainsi que du repose-jambes peuvent être effectués par l'utilisateur tout en adaptant l'assise par rapport à ces positions. Aussi, la hauteur du siège entier ainsi que des accoudoirs peuvent être réglables. Une tête et un repose-pieds réglables peuvent être présents sur certains modèles de sièges afin de fournir le maximum de confort à l'utilisateur.

Par ailleurs, les mouvements de ces sièges d'avion robotisés sont générés par des systèmes d'actionnement complexes. Ces derniers délivrent des mouvements précis et lisses en utilisant des actionneurs performants ainsi que des capteurs mesurant de façon continue la position de chaque segment du siège afin d'adapter la commande nécessaire. Cette dernière est envoyée à l'actionneur qui a comme mission d'atteindre la position voulue au bon moment tout en assurant

un mouvement lisse, adapté à la morphologie ainsi qu'au poids de l'utilisateur. Ces systèmes d'actionnement sont présentés dans la partie suivante.

1.3.1 Systèmes d'actionnement

Les systèmes d'actionnement de sièges sont de plus en plus complexes. Ils sont en effet composés de différents éléments hétérogènes (électronique, informatique et électromécanique). Ils sont caractérisés par une architecture modulaire qui engendre un grand nombre de configurations matérielles et logicielles (plus d'une dizaine de configurations par structure de siège). La figure 1.6 montre la structure d'un siège d'avion fabriqué par ZAS dans son espace confiné avec les différents mouvements qui peuvent être réalisés par les actionneurs.

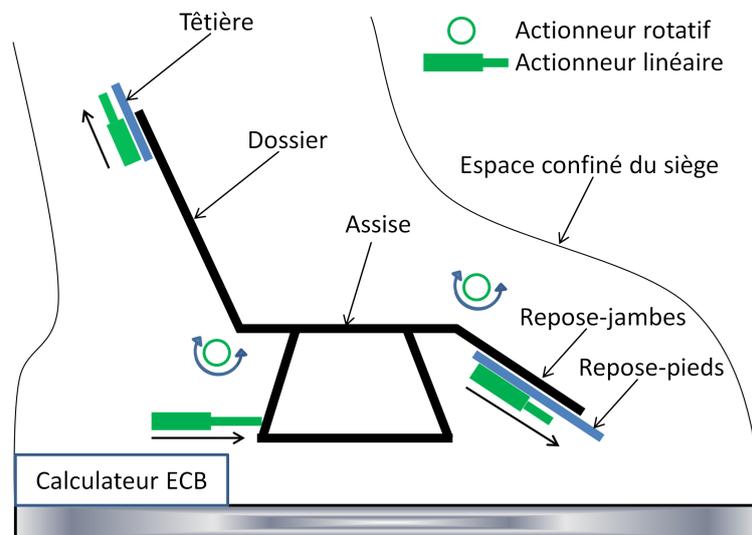


FIGURE 1.6: Structure d'un siège d'avion dans son espace confiné

La Figure 1.7 présente l'architecture d'un système d'actionnement composé de :

- Un boîtier de commande ou Electronic Control Box (ECB),
- Différents types d'actionneurs (linéaires/rotatifs),
- Différents équipements (clavier, liseuses, système de massage basé sur des ballons gonflables, etc.),
- Différents capteurs,
- Un bus de communication/Harnais.

Ces différents éléments du système d'actionnement sont présentés dans les paragraphes suivants.

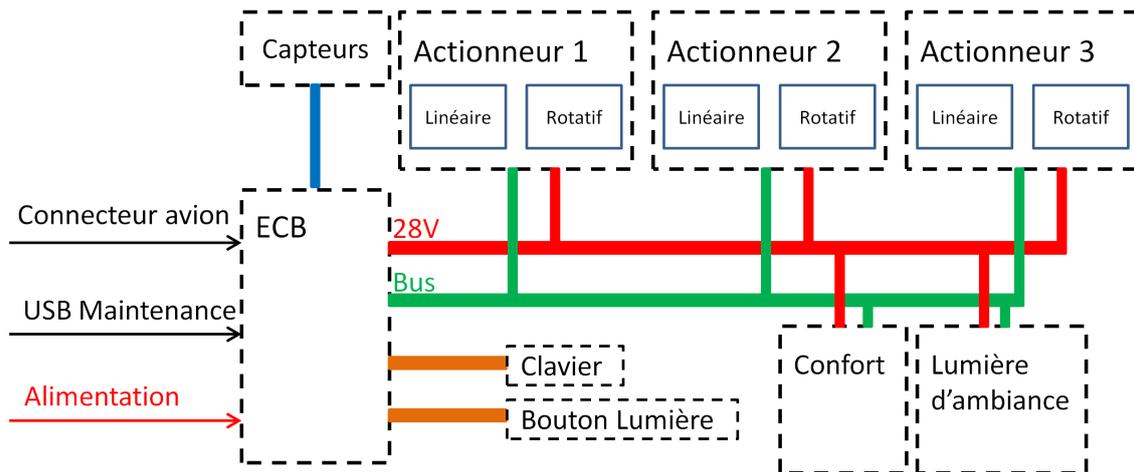


FIGURE 1.7: Architecture du système d'actionnement

1.3.1.1 Boîtier de commande

Le Boîtier de commande, présenté par la figure 1.8, est le module d'alimentation et de contrôle du système. Il est alimenté en 115 Volts alternatif et distribue cette énergie au reste du système via trois sorties pouvant délivrer jusqu'à 75 Watts. Il peut alors contrôler trois sièges à la fois. La carte électronique qui lui est incorporé permet de sauvegarder des fichiers contenant les informations nécessaires à son fonctionnement et à celui des actionneurs. Ce boîtier fournit tous les calculs nécessaires à la cinématique du siège et à la commande des différents actionneurs.



FIGURE 1.8: Electronic Control Box (ECB) fabriqué par ZAS

1.3.1.2 Actionneurs

Il existe différents types d'actionneurs : hydraulique, pneumatique, électrique, etc. Dans le cas des actionneurs hydrauliques et pneumatiques, une pompe et un réservoir d'huile ou un compresseur d'air sont nécessaires. Ceux-ci représentent une contrainte dans l'avion à cause du poids élevé de ces dispositifs. Quant aux actionneurs électriques, il suffit d'avoir une alimentation électrique, ce qui est le cas dans l'avion, pour faire fonctionner les actionneurs. Pour ces

raisons les fabricants des produits aéronautiques et spatiaux privilégient les actionneurs électriques. Ces derniers sont des modules électromécaniques constitués chacun principalement des différentes pièces suivantes :

- Un moteur à balai avec un réducteur épicycloïdal,
- Un frein à manque de courant 24 V permettant de bloquer le déplacement,
- Un train d'engrenages,
- Un système de décrabotage qui permet de déplacer l'actionneur manuellement en cas de panne,
- Une carte électronique de commande –Electronic Driving Unit– (EDU),
- Un connecteur d'alimentation,
- Un potentiomètre pour le contrôle de la course électrique,
- Un système d'anti-rotation pour garantir la position d'installation, et ne pas perdre la calibration usine.

Les deux figures 1.9 et 1.10 présentent deux types d'actionneurs, rotatif et linéaire. La figure 1.9 présente les deux actionneurs dans leur carter prêts à être montés sur le siège. Tandis que la figure 1.10 présente la structure interne de ces actionneurs avec les principales pièces qui peuvent y être présentes.

L'EDU est une carte électronique alimentée en 12V reliée à un port externe afin de recevoir les commandes de l'ECB. Elle est composée entre autre d'un micro-processeur et d'une mémoire lui permettant de stocker des fichiers de configuration et de communiquer avec l'ECB. Dans ces fichiers de configuration, on trouve tous les renseignements spécifiques à l'actionneur tel que son numéro de série, son nom et son emplacement prévu dans le système. Ceci lui confère donc un rôle unique dans le système, lui permettant d'être reconnu par l'ECB. Un autre fichier contient les données mécaniques et électriques lui permettent d'avoir le comportement voulu : déplacements possibles, alimentation, couple, conditions de fonctionnement et d'arrêt. Un actionneur ne peut pas fonctionner si ses données ne sont pas en accord avec celles attendues par l'ECB.



FIGURE 1.9: Actionneurs complets fabriqués par ZAS : a) actionneur rotatif et b) actionneur linéaire

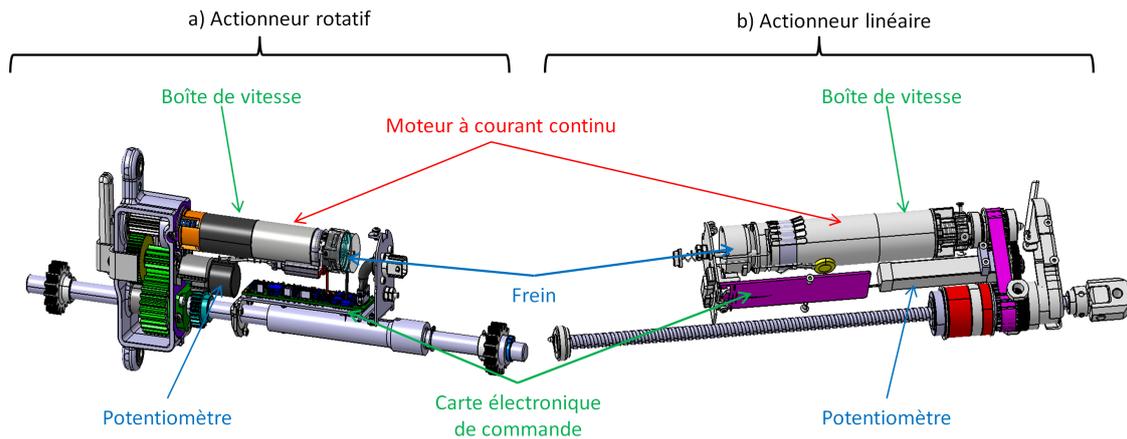


FIGURE 1.10: Structure interne des actionneurs ZAS : a) actionneur rotatif et b) actionneur linéaire

1.3.1.3 Capteurs

L'automatisation et l'autonomie des systèmes industriels requièrent une augmentation de l'utilisation des capteurs. Leur degré d'autonomie est proportionnelle au nombre de capteurs utilisés [Balaban et al., 2009b]. Or pour des questions de coût, de poids et d'encombrement, les industriels ont tendance à diminuer le nombre de capteurs utilisés, surtout dans les systèmes de l'aéronautique. En même temps ces capteurs sont nécessaires pour le bon fonctionnement des procédés. D'où la nécessité de trouver des moyens de mesures moins coûteux et plus souples afin d'assurer le bon fonctionnement. Différents types de capteurs peuvent être mis en place dans les systèmes industriels : optique, mécanique, magnétique, résistif, électrique, etc. Ils délivrent des signaux électriques représentant les mesurandes (les grandeurs que l'on veut mesurer).

1.3.1.4 Harnais

La communication se fait via des câbles que l'on appelle harnais (voir figure 1.11).

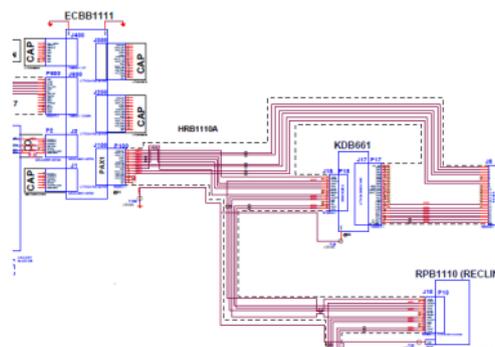


FIGURE 1.11: Extrait d'un schéma de câblage d'un siège fabriqué par ZAS. Les traits rouges correspondent aux harnais reliant les différentes pièces

Ces harnais permettent aux différentes pièces du système d'actionnement d'être alimentés et de communiquer entre elles. La communication se fait via un bus CAN. Ces harnais sont spécifiques à chaque système selon la place qu'ils y occupent et sont produit individuellement.

1.3.2 Sources de dysfonctionnement du siège

Comme vu précédemment, le système d'actionnement d'un siège d'avion possède plusieurs actionneurs, capteurs et d'autres éléments. Nombreux sont les types de défauts qui peuvent conduire au dysfonctionnement d'un siège [Balaban et al., 2009a, Balaban et al., 2009b, Derbel, 2009, Hvass and Tesar, 2004] :

- Défauts mécaniques ou de structures : ils peuvent essentiellement être dûs à une charge excessive (sur les roulement à billes par exemple), des facteurs environnementaux, des problèmes de lubrifications ou encore de fabrication,
- Défauts actionneurs : ils sont dûs à la rotation du moteur qui est parfois très rapide ce qui peut causer une hausse de la température interne du système voire de la vibration mécanique. Cette dernière peut être la source des court-circuits, des excentricités du rotor, d'une destruction des pièces mécaniques (le frein, le réducteur épicycloïdal, etc.) ou d'autres problèmes (voir figure 1.12),
- Défauts capteurs : cela peut se traduire par une absence complète de mesures ou par une mesure faussée (les différentes formes de dysfonctionnement seront présentées par la suite),
- Défauts softwares : dysfonctionnement dans l'ECB ou dans l'EDU qui peut conduire à une incompatibilité entre les commandes envoyées aux actionneurs et la demande de l'utilisateur, défauts dans les filtres numériques ou même dans les contrôleurs numériques,
- Défauts externes : coincement de doigts ou d'objets qui empêchent le système de fonctionner normalement, coupure de harnais, débranchement d'un connecteur, encrassement, etc.

Les différentes formes de dysfonctionnement des capteurs peuvent être classées en cinq catégories [Balaban et al., 2009b] définies ci-dessous :

- Biais : un décalage constant qui s'ajoute à la mesure nominale du signal du capteur. Une autre façon de décrire le biais est d'avoir une valeur de sortie du capteur tout en ayant une entrée zéro. Un biais peut se produire en raison d'un étalonnage incorrect ou de modifications physiques dans le système de capteurs. Il peut être représenté par l'équation suivante : $y(t) = x(t) + \beta$ où β est la valeur de décalage constante. Ce décalage

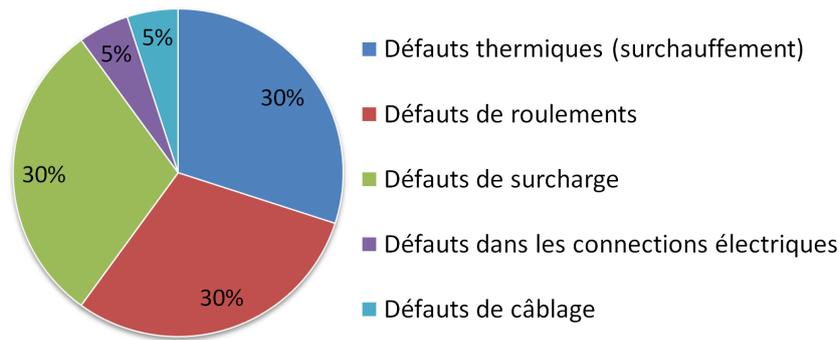


FIGURE 1.12: Distribution des différents types de défauts actionneurs [Hvass and Tesar, 2004]

peut entraîner des défaillances de dérive.

- Dérive : Un décalage variable qui s'ajoute à la mesure nominale du signal du capteur. Une défaillance de dérive peut être représentée comme $y(t) = x(t) + \delta(t)$ avec $\delta(t)$ le facteur de décalage variable dans le temps.
- Défaillance de gain ou mise à l'échelle (scaling) : Les grandeurs mesurées sont mises à l'échelle par un facteur. Cela peut être représentée par l'équation suivante : $y(t) = \alpha * x(t)$, où α est une constante de mise à l'échelle qui peut varier dans le temps.
- Bruit : le bruit de mesure est généralement un signal aléatoire qui se rajoute au signal principal.
- Coupure de mesure : la mesure provenant du capteur peut subir des coupures à fréquence variable. Cela peut être dû à une mauvaise connexion, à la vibration du système ou même à une défaillance à l'intérieur du capteur.

Vu la complexité des systèmes d'actionnement ainsi que les divers types de défauts actionneurs et capteurs qui peuvent apparaître à tout moment, le risque d'une potentielle défaillance dans de tels systèmes est élevé. Le besoin de ZAS est de minimiser ce risque tout en mettant en place un système de diagnostic d'anomalies dans leurs systèmes d'actionnement de sièges. Pour ceci, les systèmes d'actionnement peuvent fournir, à partir des différents capteurs, des séries de données mesurées. Ces données peuvent être traitées et exploitées dans le but d'anticiper les anomalies afin de déclencher le processus de maintenance avant l'occurrence d'une panne. Des nombreux travaux sur la détection et le diagnostic de défauts ont été développés. Cela sera expliqué dans la partie suivante.

1.4 Généralités sur le diagnostic de défaillances

Le concept du diagnostic a fait l'objet d'un intérêt croissant de la part de la communauté scientifique depuis quelques décennies. Il peut être expliqué par la définition des principes de rai-

sonnement d'inférence donnée par "Charles Sanders Peirce" [Peirce, 1974]. Ces derniers se divisent en trois principes : l'induction, la déduction et l'abduction. L'induction se définit par l'apprentissage et la classification d'un ensemble d'expériences et d'observations en catégories ou concepts afin de généraliser des définitions et des théories dans un domaine. La déduction consiste à déduire et/ou décider en se basant sur les théories définies suite à l'induction. Le diagnostic peut donc être illustré par ces deux principes en identifiant des classes d'apprentissage à travers des bases de données récoltées suite à l'observation d'un système et en prenant des décisions afin de classer l'état de fonctionnement du système, c'est à partir de cela qu'il peut y avoir un fait surprenant. Ce dernier peut être traduit par l'abduction qui remonte en arrière pour formuler une nouvelle hypothèse expliquant l'événement survenu. Il s'agit d'imaginer une hypothèse nouvelle pour pouvoir expliquer les raisons pour lesquelles la théorie d'arrière-plan n'est pas applicable dans ce cas, d'où la mise en place du principe de diagnostic qui porte sur des probables hypothèses pour expliquer les faits.

Dans le cadre de la surveillance des systèmes et de la sûreté de fonctionnement, les deux communautés des automaticiens et des informaticiens s'intéressent de plus en plus au diagnostic et développement des méthodes en vue de détecter, de localiser et d'identifier des défaillances pouvant survenir sur un système tel qu'une installation industrielle, un système robotique, ou un moyen de transport (avion, train, voiture, bateau, etc.) [Tidiri et al., 2016, Ding, 2013, Isermann, 2011, Zhang and Jiang, 2008, Venkatasubramanian et al., 2003a, Venkatasubramanian et al., 2003b, Venkatasubramanian et al., 2003c]. Ces méthodes se divisent en deux familles : méthodes à base de modèles et méthodes à base de données. La figure 1.13 montre les principales méthodes de diagnostic existantes :

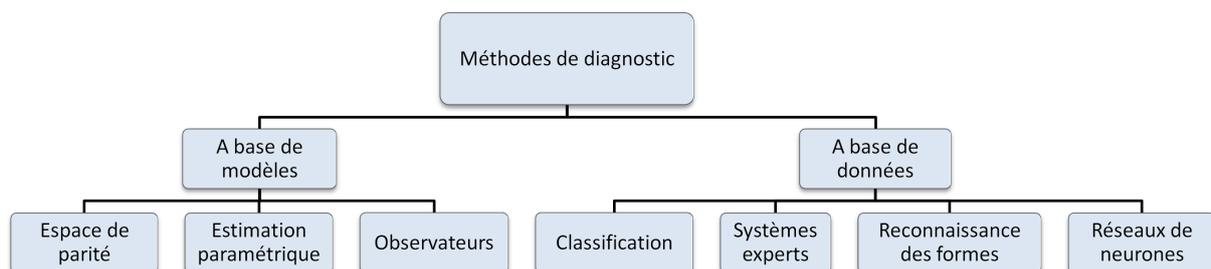


FIGURE 1.13: Principales méthodes de diagnostic de défaillances

1.4.1 Méthodes à base de données

Les méthodes de diagnostic à base de données sont utilisées quand on ne dispose pas d'une connaissance physique suffisante du procédé qui permet de le modéliser mathématiquement

[Jardine et al., 2006, Venkatasubramanian et al., 2003b]. Elles sont fondées généralement sur l'exploitation de la connaissance experte dont les industriels disposent. Celle-ci regroupe un ensemble de connaissances empiriques acquises à partir de l'observation et de l'étude de systèmes ou sur un ensemble de séries temporelles d'entrées/sorties qui traduisent l'évolution d'indicateurs de l'état de fonctionnement de ce système [Narvaez, 2007, Ondel, 2006, Vaija et al., 1986].

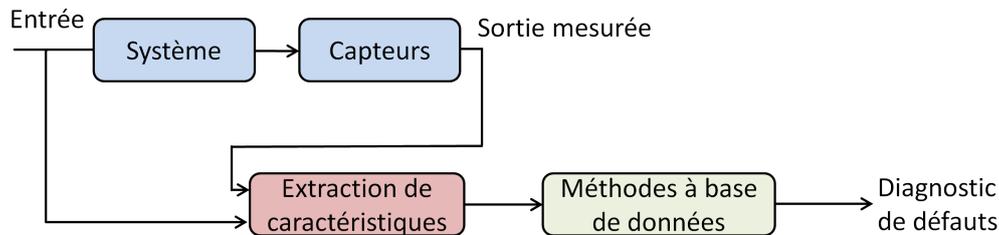


FIGURE 1.14: Schéma de principe d'un système de diagnostic à base de données

La figure 1.14 donne le schéma de principe d'un système de diagnostic à base de données. À partir de la connaissance experte ou des données extraites sur le procédé, une modélisation du fonctionnement de ce dernier peut être obtenue dans le but de diagnostiquer et prédire les différentes défaillances pouvant apparaître suite à une dégradation ou détérioration de ses différentes fonctionnalités [Witten et al., 2011, Liu, 2011]. On distingue quatre principales méthodes à base de données : les systèmes experts, les méthodes à base de classification, la reconnaissance des formes et les réseaux de neurones.

Les systèmes experts utilisent des informations heuristiques pour lier les symptômes observés aux défaillances [Gucik-Derigny, 2011, Zwingelstein, 1995]. Ce sont donc des systèmes à base de règles qui établissent des associations empiriques entre les effets et les causes [Derbel, 2009].

La conception de tels systèmes est divisée en trois étapes (voir figure 1.15) :

- La construction d'une base de données qui contient une connaissance suffisante du fonctionnement du système,
- Le développement de règles d'expert par l'expert qui s'appuie sur son expérience dans le domaine d'expertise,
- La construction d'un moteur d'inférence qui a pour but de parcourir les règles par un chaînage avant, arrière ou mixte fin de trouver la cause de ce qui a été observé.

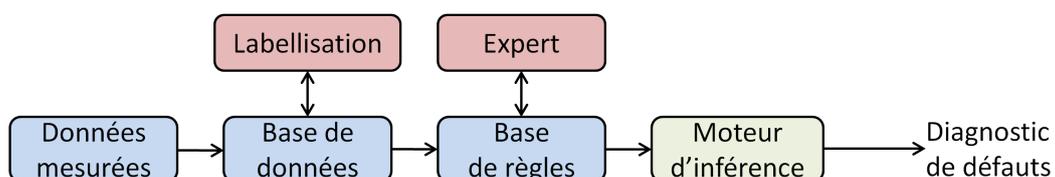


FIGURE 1.15: Schéma bloc du fonctionnement d'un système expert

Dans [DePold and Gass, 1998], une application des systèmes experts combinés aux réseaux de neurones dans le domaine de diagnostic d'une turbine à gaz est présentée. L'auteur explique l'efficacité de la méthode proposée en termes de précision, de la qualité d'analyse ainsi que du temps de calcul. Les principaux avantages lors du développement d'un système expert sont la facilité de développement d'un tel dispositif, le raisonnement transparent ainsi que la capacité du fonctionnement et du raisonnement en présence des incertitudes [Venkatasubramanian et al., 2003b]. Bien que cette méthode ait des multiples avantages, elle est limitée au niveau du développement des bases de connaissance qui dépendent de la connaissance directe du système, ce qui n'est pas évident à obtenir. Cette méthode est également difficile à mettre à jour.

La classification est un terme générique qui peut contenir plusieurs types de méthodes de "machine learning" dans le but de classer les cas de fonctionnement (instances) dans l'une des classes qui représentent l'état de santé du système [Soualhi, 2013, Witten et al., 2011]. Les méthodes de classification fonctionnent en deux phases. La première nommée "apprentissage" vise à construire un modèle de fonctionnement du système, ce modèle de fonctionnement est également appelé "classifieur". La deuxième est la phase de reconnaissance des nouvelles données (nouveaux cas de fonctionnement), autrement dit la phase de classification ou encore la phase de test. Elle se base sur le classifieur construit lors de la première phase pour prédire la classe des nouvelles données. La phase d'apprentissage peut être faite en ligne ou hors ligne selon le système et les conditions de travail [Narvaez, 2007].

On peut différencier deux types de classification : supervisée et non-supervisée [Liu, 2011, Hastie et al., 2009]. La classification supervisée consiste à utiliser un ensemble d'instances étiquetées (classe connue de chaque instance) afin de construire un classifieur qui attribuera une classe à chaque nouvelle instance selon ses caractéristiques. Quant à la classification non-supervisée, elle consiste à regrouper les instances sans prendre en compte leurs classes vu que la valeur de la classe dans ce type de classification n'est pas connue ou supposée inconnue. Ensuite, chacune des nouvelles instances sera associée à l'une des classes existantes comme on le voit dans la figure 1.16. L'ensemble des instances utilisées dans les deux phases d'apprentissage et de classification nécessite un prétraitement des données afin de mettre en forme la base de données contenant les différentes informations pertinentes [Witten et al., 2011]. Dans notre étude, nous nous sommes intéressés à la classification supervisée qui sera détaillée dans le chapitre 2 ainsi qu'au traitement des données donnant naissance aux bases de données.

La reconnaissance des formes (RdF) est basée sur l'utilisation des algorithmes de classification de formes [Dubuisson, 1990]. Il s'agit d'une extension des méthodes de classification de données vers la classification des formes. Ces dernières peuvent être considérées comme un en-

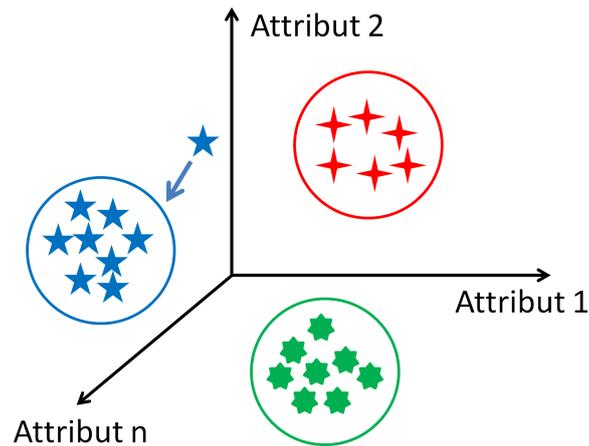


FIGURE 1.16: Exemple de classification non-supervisée : association d'une instance à l'une des classes

semble de points représentatifs du fonctionnement du système. La RdF consiste donc à faire de l'apprentissage en s'appuyant sur une base de données contenant des formes ou des points déjà connus [Ondel, 2006]. Une fois que l'apprentissage est terminé, la phase de classification d'un nouveau point peut se faire. Cette dernière dépend des différentes valeurs d'appartenance que le point a obtenu par rapport à chaque classe. Des travaux sur la RdF appliquée au diagnostic peuvent être consultés dans [Bensaadi et al., 2011, Hartert, 2010, Mamar, 2008].

La méthode des réseaux de neurones (RdN) est une technique basée sur la construction de modèles d'intelligence artificielle [Diouf, 2007, Ondel, 2006, Yang, 2004]. Tout comme la classification et la RdF, la méthode des RdN consiste à construire un modèle de fonctionnement d'un système par rapport à la connaissance des relations entre les entrées et les sorties de ce système même si ces relations sont difficiles à décrire. Il existe plusieurs types de RdN appliqués au diagnostic des systèmes industriels (voir [Msaaf and Belmajdoub, 2015] pour plus d'informations). Ces RdN sont ensuite utilisés pour prédire l'évolution des indicateurs de l'état de fonctionnement du procédé. Le nombre insuffisant de données est un véritable handicap pour ce type de méthodes [Venkatasubramanian et al., 2003b]. Dans le cas d'une base de données insuffisante, le RdN ne sera pas en mesure de bien classifier et encore moins d'anticiper la divergence de comportement jusqu'à l'apparition d'une défaillance. Cela rend le RdN dépendant du système. Ainsi, tout changement dans la structure de ce dernier ou de son fonctionnement nécessitera un nouvel apprentissage pour reconstruire un modèle de fonctionnement représentatif.

1.4.2 Méthodes à base de modèles

Les méthodes de diagnostic à base de modèles sont généralement utilisées dans le cas d'une connaissance suffisante du fonctionnement interne du système ainsi que de ses paramètres physiques [Bouibed et al., 2014a, Ding, 2013, Isermann, 2011, Guelton et al., 2008, Venkatasubramanian et al., 2003a, Venkatasubramanian et al., 2003c, Isermann, 1984]. Elles consistent à générer des signaux, appelés résidus, permettant de détecter et de diagnostiquer les défauts dans un système. La figure 1.17 donne le schéma bloc d'un système de diagnostic à base de modèles.

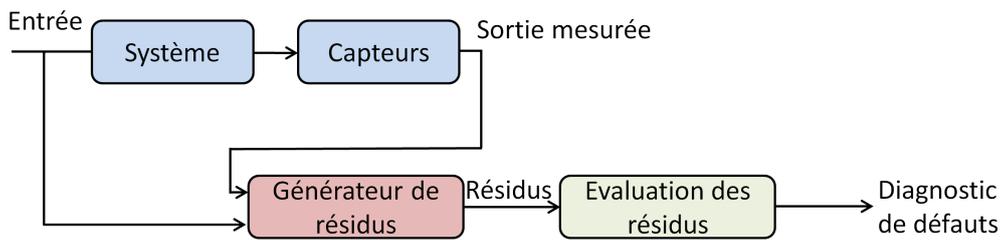


FIGURE 1.17: Schéma bloc d'un système de diagnostic à base de modèles

Ces méthodes de diagnostic se basent généralement sur un modèle d'état du système qui peut être donné par la représentation d'état, non-linéaire dans le cas général, donnée par (1.1) :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = g(x(t), u(t)) \end{cases} \quad (1.1)$$

où $x(t) \in \mathbb{R}^n$, $u(t) \in \mathbb{R}^m$ et $y(t) \in \mathbb{R}^p$ sont respectivement le vecteur d'état, le vecteur d'entrées et le vecteur de sorties. Les fonctions $f(\cdot)$ et $g(\cdot)$ sont non-linéaires et lisses, respectivement de dimension n et q .

Dans ce manuscrit, nous considérons la représentation d'état affine des systèmes non-linéaires suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(x(t))x(t) + B(x(t))u(t) \\ y(t) = C(x(t))x(t) + D(x(t))u(t) \end{cases} \quad (1.2)$$

avec $A(x(t)) \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B(x(t)) \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $C(x(t)) \in \mathbb{R}^{p \times n}$ et $D(x(t)) \in \mathbb{R}^{p \times m}$ respectivement appelées matrices d'état, de commande, de sortie et d'action directe.

Les méthodes de diagnostic à base de modèles peuvent être classées en trois catégories principales [Frank, 1990] : l'espace de parité [Odendaal and Jones, 2014, Bouibed et al., 2009], l'estimation paramétrique [Isermann, 2011, Isermann, 1984] et les observateurs d'états [Ichalal, 2009, Luenberger, 1964, Luenberger, 1971].

L'**espace de parité** est un ensemble d'équations de parité réarrangées pour former des matrices de transformations dans le but de générer des résidus [Gertler, 1995, Chow and Willsky, 1984] comme le montre la figure 1.18. Cette méthode est généralement employée dans le domaine discret avec une période d'échantillonnage appelée «fenêtre d'observation» [Djeziri, 2007]. [Odenaal and Jones, 2014] utilisent l'espace de parité pour détecter des défauts dans les actionneurs de contrôle d'avions qui restent verrouillés sur place pendant le vol.

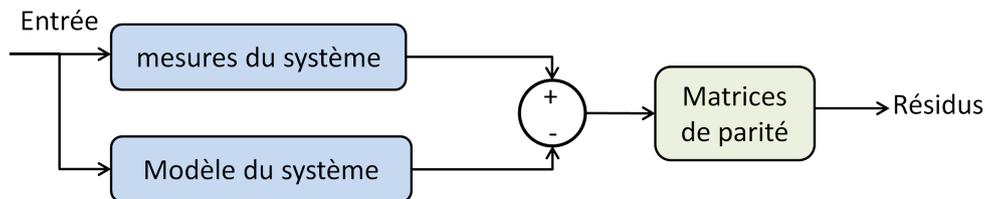


FIGURE 1.18: Génération de résidus à base d'espace de parité

La **méthode d'estimation paramétrique** repose sur la théorie de l'existence d'un modèle paramétrique qui, à l'aide des mesures d'entrée et de sortie, peut estimer les paramètres inconnus du système (masse, résistance, viscosité, etc.) [Willsky, 1976]. Une fois que les paramètres du fonctionnement réel sont déterminés, ils sont par la suite comparés aux paramètres théoriques afin de détecter les défaillances (voir figure 1.19). L'estimation paramétrique considère que les défaillances influencent non seulement les variables d'états du système mais aussi les paramètres de ce dernier. Dans [Isermann, 2005], deux approches d'estimation paramétriques sont traitées qui consistent à une minimisation de l'erreur d'équation ou de l'erreur de sortie. Cette erreur est causée par un changement dans les paramètres physiques du système qui est dû à la défaillance. Le principal point faible de cette méthode est la nécessité des ressources de calcul en ligne ainsi que des exigences d'excitation permanente en entrée [Isermann, 2011]. Cette méthode est complexe, surtout dans le cas d'un système non linéaire [Venkatasubramanian et al., 2003c].

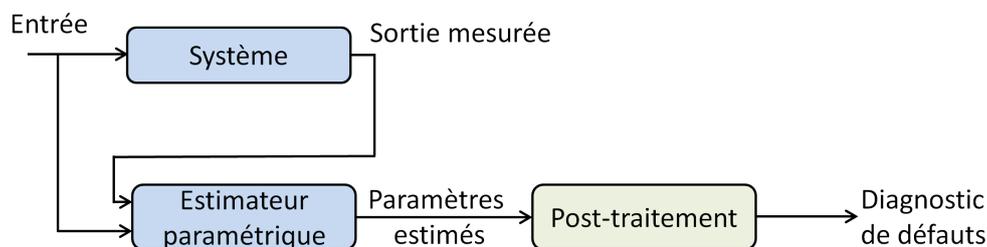


FIGURE 1.19: Schéma bloc d'une estimation paramétrique

Les **observateurs d'états**, autrement dit capteur logiciels, sont de plus en plus le centre d'intérêt des industriels grâce à leur capacité de remplacer les capteurs physiques et donc de mettre

en place des solutions liées aux problèmes de coût, d'encombrement, etc. Ils permettent de minimiser le nombre de composants dans un système industriel. Ceci peut se traduire par un gain de temps de montage, un gain de place, une diminution du poids des produits et une diminution des interactions entre les différentes entrées/sorties des composants, donc une diminution des risques de défaillances dans un système. Plusieurs types d'observateurs ont été développés pour le diagnostic de défaillances [Beard, 1971] comme l'observateur de Luenberger [Luenberger, 1971, Luenberger, 1964], le filtre de Kalman [Rusinov et al., 2013], etc. Comme toute méthode à base de modèles, la méthode d'observateurs d'état dépend d'une représentation mathématique du système afin d'estimer les états internes du système. Elle se base sur la reconstruction de la sortie du système à l'aide de certaines mesures et de certaines connaissances du fonctionnement du système (voir figure 1.20). Cette sortie reconstruite ou estimée sera par la suite comparée à celle mesurée afin de générer des résidus qui représentent l'écart entre les deux sorties.

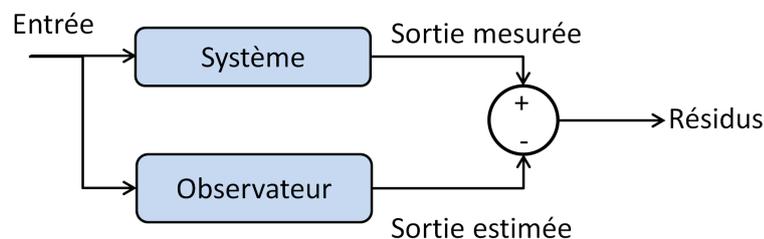


FIGURE 1.20: Génération de résidus à base d'observateur

Tout d'abord, les travaux de recherche sur les observateurs ont commencé par développer des théories et des méthodes pour les systèmes linéaires [Luenberger, 1964, Ding, 2013]. Ensuite, les observateurs ont été appliqués dans le cas des systèmes non-linéaires afin d'étendre le domaine d'activité de ces observateurs. Parmi les approches non-linéaires, la représentation floue de type Takagi-Sugeno (TS) qui ne cesse de se développer [Takagi and Sugeno, 1985]. Elle permet d'étendre les outils ainsi que les théories des systèmes linéaires à celui des systèmes non-linéaires par le biais de la résolution d'un ensemble d'inégalités linéaires matricielles – Linear Matrix Inequality (LMI)– [Boyd et al., 1994]. Récemment, [Ichalal, 2009] a étudié les différents types d'observateurs que l'on peut utiliser dans le cas des systèmes dynamiques non-linéaires TS. Quelques années plus tard, le même auteur s'est intéressé à la détection et à l'isolation des défauts dans les systèmes non-linéaires (TS) [Ichalal et al., 2014]. [Tanaka and Sano, 1994, Tanaka et al., 1998] présentent les conditions de stabilité ainsi que les inégalités linéaires matricielles –Linear Matrix Inequality (LMI)– pour les modèles non-linéaires et les observateurs flous en utilisant la représentation TS. Dans [Ichalal et al., 2014], une stratégie qui maximise l'effet des défauts et minimise celui des perturbations a été proposée. Elle permet de mieux détecter les différentes défaillances actionneurs et capteurs dans un système. D'autre

part, des travaux sur les observateurs à entrées inconnues ont été développés pour les différents types de systèmes comme les systèmes LTI, TS, descripteur, etc. [Tan et al., 2015, Chen and Patton, 2012, Guelton et al., 2008, Chadli, 2010, Marx et al., 2007]. Ce type d'observateurs est généralement utilisé quand on ne peut pas mesurer l'entrée du système. Il permet donc d'estimer à la fois les états du système et à la fois l'entrée inconnue. D'autres travaux sur les observateurs incertains et perturbés ont été également développés afin de prendre en compte les incertitudes de modélisation ainsi que les perturbations externes [Akhenak et al., 2008, Mazars et al., 2008, Akhenak et al., 2007, Nguang et al., 2007].

Cette méthode d'observateur est l'une des plus utilisées et étudiées parmi les méthodes de génération de résidus à base de modèle [Ichalal, 2009, Isermann, 1984, Akhenak et al., 2004]. Les observateurs d'états sont aussi utilisés pour l'isolation des pannes actionneurs et/ou capteurs [Bouibed et al., 2014a, Du et al., 2013, Frank, 1990] et pour la robustesse du système de diagnostic [Venkatasubramanian et al., 2003c]. Différents types d'observateurs (linéaire, TS et TS à entrées inconnues) seront employés dans le chapitre 3. Ceci est dans le but d'estimer des variables non-mesurables, à cause de l'absence de capteurs, afin d'enrichir la base de données de classification. Ceci permettra d'améliorer la performance du classifieur et donne les résultats de classification de défaillances. Une extension de l'approche proposée dans le chapitre 3 à l'ensemble du siège tout en utilisant des observateurs décentralisés incertains et perturbés sera détaillée dans le chapitre 4.

1.4.3 Synthèse générale sur les méthodes de diagnostic

Nombreuses sont les méthodes de diagnostic. Or il est évident qu'aucune de ces méthodes ne peut répondre à tous les critères que l'on souhaite avoir dans un système de diagnostic de défaillances car chacune a ses propres limites et contraintes [Tidriri et al., 2016, Zhang and Jiang, 2008]. Cela est dû à l'absence de connaissance totale des entrées et des sorties ainsi que leurs interactions avec l'environnement de travail du système. La figure 1.21 schématise les possibilités d'utilisation des familles de diagnostic selon deux critères : la connaissance du système c'est-à-dire la robustesse du modèle analytique et la pertinence des données récoltées. Plus on a des données pertinentes, plus les méthodes à base de données sont efficaces et peuvent être utilisées. En parallèle, plus le modèle analytique du système est correct, robuste et représentatif du fonctionnement, plus les méthodes à base de modèles sont privilégiées. D'où l'explication des nombreux travaux de comparaison entre les différentes méthodes de diagnostic.

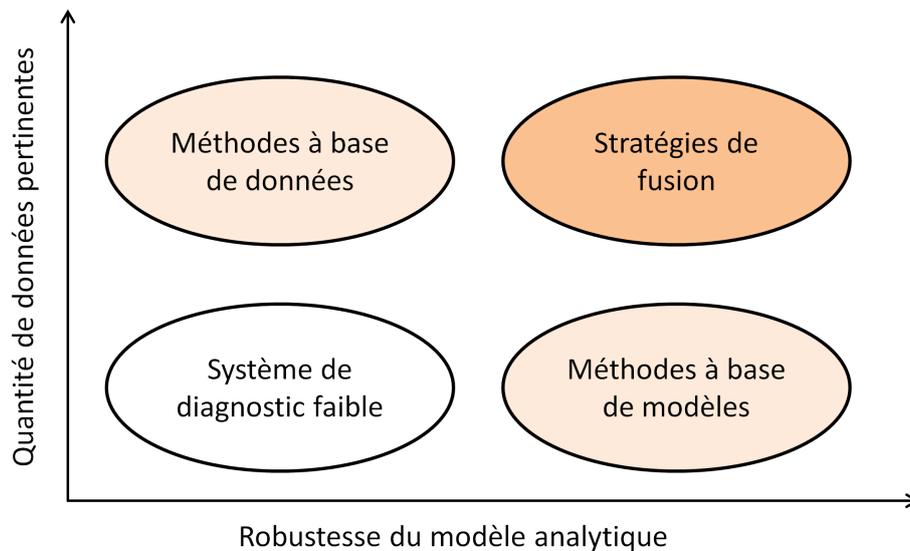


FIGURE 1.21: Domaines d'application des méthodes de diagnostic

Concernant les méthodes de diagnostic à base de modèles, divers travaux ont montré qu'elles se basent sur le même principe de génération de résidus et ont décrits leurs particularités [Ding, 2013, Isermann, 2011, Gertler, 1995, Gertler, 1991]. [Zhang and Jiang, 2008] ont démontré l'efficacité des observateurs dans la détection de défauts surtout lorsqu'il s'agit de multi-défauts. Ces derniers peuvent être détectés à l'aide de multi-observateurs [Bouibed et al., 2014a, Bouibed et al., 2014b]. Ceci est lié au fait que ces observateurs sont intrinsèquement rapides et ne provoquent qu'un léger retard dans la prise de décision en temps réel. Or les informations qu'ils fournissent à propos des paramètres du système ne sont pas assez détaillées en comparaison à celles fournies par la méthode d'estimation paramétrique. Cela est dû au fait que les défauts du système provoquent, dans certains cas, des changements au niveau de ses paramètres interne [Venkatasubramanian et al., 2003c]. L'estimation paramétrique est donc privilégiée dans ce genre de cas tandis que cette méthode demande plus de puissance de calcul et d'excitation externe [Isermann, 2011]. Le type de défaillances peut aussi jouer un rôle dans la sélection de la méthode de diagnostic par exemple, il est préférable d'utiliser les observateurs d'états en présence des défaillances additives [Odendaal and Jones, 2014]. Pour ces raisons la méthode d'observateurs d'état nous semble mieux adaptée à notre application de diagnostic de défaillances que celle de l'estimation paramétrique.

En revanche, d'autres éléments peuvent influencer le fonctionnement d'un système de diagnostic à base de modèles tels que les incertitudes de modélisation. Elles peuvent causer des dérives de fonctionnement à cause des capteurs défaillants, du frottement à l'intérieur des actionneurs, des changements de certaines caractéristiques en fonction du temps, de l'humidité, du champ magnétique, ou autre [Tidriri et al., 2016]. N'oublions pas les difficultés liées à la modélisation

surtout dans le cas d'un système complexe qui nécessite un certain nombre d'approximations et d'hypothèses qui risquent de fausser le modèle. Nous ajoutons la contrainte des états initiaux d'un modèle qui peuvent changer fondamentalement son comportement dynamique. C'est pour cela qu'il est préférable d'utiliser les méthodes à base de données, de classification et de reconnaissance de formes lorsqu'il s'agit d'un système très complexe analytiquement et surtout quand on ne dispose pas de ses caractéristiques physiques [Alzghoul et al., 2014, Venkatasubramanian et al., 2003b]. En effet, ces méthodes sont efficaces, faciles à mettre en place et elles ne disposent pas de contraintes liées à la complexité du système ainsi qu'aux non-linéarités dans le modèle analytique. Ceci rend l'utilisation des méthodes à base de données, et plus précisément la classification, très intéressante. Le chapitre 2 sera donc consacré à l'emploi des méthodes de classification pour le diagnostic de défaillances.

Par ailleurs, l'efficacité d'un système de diagnostic à base de données dépend de la disponibilité des informations fournies par les capteurs ainsi que leur fiabilité. Par exemple, si le processus dont on dispose ne contient qu'un seul capteur qui indique si le système est normal ou défectueux, alors rien ne peut être diagnostiqué, y compris le bon fonctionnement du capteur lui-même. Ceci met en cause la fiabilité de l'information fournie par le capteur [Sarkar et al., 2014, Rajagopal et al., 2008]. Dans le cas d'utilisation des méthodes de classification, ces données de mesures sont utilisées pendant la phase d'apprentissage et permettent de caractériser chaque état ou défaillance [Narvaez, 2007]. Par conséquent, une base de données pauvre et non représentative peut aboutir à un mauvais système de diagnostic. Le cas inverse est aussi à éviter. Un surapprentissage peut également fausser les résultats de diagnostic [Witten et al., 2011, Liu, 2011].

Ce type d'approche reste néanmoins lié au système considéré et tout changement sur le système nécessite un nouvel apprentissage. Malgré ces contraintes de quantité d'informations, ces méthodes à base de données représentent une piste très importante et une solution efficace quand il s'agit d'une quantité de données et d'un volume d'information conséquents à manipuler [Ondel, 2006]. Ceci est lié au fait que ces méthodes s'appuient généralement sur une base de données et un historique d'expériences élevés pour pouvoir distinguer le bon fonctionnement du défaut. Or cela devient un véritable handicap dès que l'on passe au diagnostic en embarqué, qui nécessite une minimisation de la mémoire utilisée ainsi que du temps de calcul [Alzghoul et al., 2014]. L'autre inconvénient des méthodes à base de données est qu'elles ont du mal à gérer et à détecter des multi-défauts interconnectés [Zhang and Jiang, 2008, Venkatasubramanian et al., 2003b].

Détecter et diagnostiquer les défauts est une question très importante dans le développement in-

dustriel. Cependant, la présence de fausses alertes est aussi l'un des problèmes majeurs pouvant survenir dans les systèmes de diagnostic. Les tentatives de détecter les fausses alertes restent considérablement modestes et peu d'articles dans la littérature s'intéressent à ce sujet [Sarkar et al., 2014, Chen, 2010, Benkouider et al., 2009]. Ces types d'alertes augmentent le coût de la maintenance ainsi que la complexité des tâches malgré l'absence d'un défaut réel. Comme mentionné en Annexe A, nous adoptons la définition utilisée dans [Eriksson and Nielsen, 2014] des fausses alertes et qui consistent à générer des alarmes alors qu'aucun défaut n'est présent dans le système. Multiples sont les sources de fausses alertes : la déficience systémique, la violation des hypothèses du modèle, les effets aléatoires, etc. (voir [Chen, 2010] pour plus de détails) La détection des fausses alertes sera abordée dans les chapitres 3 et 4.

Une synthèse sur les deux familles de méthodes de diagnostic de défaillances a été donnée dans cette partie. Ceci a permis de surligner leurs principaux avantages et inconvénients par rapport à notre cadre d'étude industriel. Nous constatons que les deux méthodes à base de classification et à base d'observateurs d'état sont intéressantes et pourront donner des résultats prometteurs. Or elles sont limitées et contraintes par le faible nombre de capteurs dont on dispose sur les sièges d'avion. D'où l'intérêt de trouver des solutions alternatives pour améliorer les résultats obtenus. La partie suivante présente les tentatives d'hybridation de méthodes dans le but d'améliorer la performance des systèmes de diagnostic.

1.5 Hybridation des méthodes de diagnostic

Les approches présentées dans la partie précédente représentent les principales méthodes de diagnostic existantes dans la littérature. Elles peuvent être utilisées de manière indépendante ou mixte, car aucune de ces méthodes ne répond à tous les critères de diagnostic, d'où l'importance de les hybrider. Le développement d'approches mixtes, qui hybrident différentes méthodes, techniques ou architectures de diagnostic, a fait l'objet de quelques travaux de recherche depuis quelques années [Siswantoro et al., 2016, Sarkar et al., 2014, Schubert et al., 2011, Ghosh et al., 2011, Narasimhan et al., 2010, Jardine et al., 2006].

[Jardine et al., 2006, Roemer et al., 2001] présentent les différents domaines d'applications, les différentes architectures et quelques techniques d'hybridation dans le domaine industriel. Il existe trois domaines d'applications différents qui sont illustrés dans la figure 1.22. Le premier domaine concerne la combinaison des données provenant des différents capteurs dans le système par exemple, combiner le signal de la vitesse avec celui de la vibration afin d'obtenir les

caractéristiques de vibration moyennées par rapport au temps. Le second domaine d'application consiste à combiner les caractéristiques extraites des signaux mesurés directement afin de fournir les informations les plus adéquates au processus de diagnostic dans le système. Le troisième domaine concerne la combinaison des différentes connaissances concernant le fonctionnement du système que ce soit une connaissance à base de modèles, à base de l'expérience ou à base de données. [Roemer et al., 2001] utilise plusieurs méthodes à base de réseaux bayésiens, logique floue et RdN afin d'améliorer le processus de diagnostic.

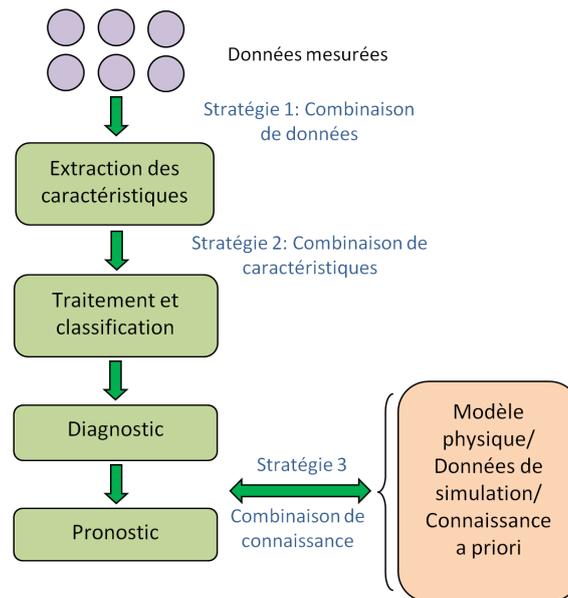


FIGURE 1.22: Domaines de fusion des techniques de diagnostic de défaillances [Roemer et al., 2001]

Quelques méthodes ont été proposées pour améliorer les résultats de diagnostic tout en combinant les différentes méthodes entre elles. [Siswantoro et al., 2016] propose une méthode qui améliore les résultats de classification d'un RdN à l'aide d'un filtre de Kalman. Ce dernier est considéré comme un post-traitement aux RdNs. Le filtre de Kalman utilise la sortie prédite par le RdN pour calculer ou prédire la classe de chacune des instances à classer. Il est utilisé dans le cas d'un système linéaire.

D'autres travaux ont abordé les systèmes non-linéaires [Benkouider et al., 2012, Benkouider et al., 2009]. Dans [Benkouider et al., 2009], les auteurs proposent une méthode de diagnostic de défaillances d'un réacteur chimique qui combine l'approche asymptotique locale, qui est une approche statistique, au filtre de Kalman étendu (FKE). Ce dernier est utilisé dans le cas des systèmes non-linéaires. Il est couplé avec l'approche statistique afin de générer des résidus utilisés comme indicateurs de santé du réacteur. La méthode proposée a montré son efficacité en termes de détection de défaillances et des fausses alertes. Or celle-ci a un inconvénient au

niveau du temps de réponse surtout en cas de défaillances. Quelques années plus tard, les mêmes auteurs ont amélioré leur méthode en proposant une combinaison entre le FKE et un RdN. Les entrées de ce dernier sont les mesures d'entrées/sorties du réacteur étudié ainsi que les paramètres estimés par le FKE tandis que ses sorties sont les types de défaillances [Benkouider et al., 2012]. La méthode proposée a amélioré les résultats de détection de défaillances.

[Sarkar et al., 2014] propose une méthode de combinaison des caractéristiques extraites des différents éléments d'un réseau de capteurs. Le but de la méthode est de construire un réseau de motifs spatio-temporels tout en enregistrant les informations provenant des différents capteurs, le temps correspondant ainsi que la localisation. Ensuite, un traitement particulier est fait pour garder seulement les motifs contenant des informations utiles et pertinentes dans le but de construire des motifs composites optimaux afin que la méthode soit plus rapide et plus précise que les méthodes classiques en termes de détection de défaillances.

Aussi, [Chen, 2010] a proposé une méthode pour réduire le taux des fausses alertes qui apparaissent souvent à cause des différentes limites et précautions prises. Il utilise une distribution Binomiale des différents points représentant les fausses alertes et améliore la détection de ces dernières. Par contre, cette méthode a une limitation majeure qui se résume par un retard important dans le cas du système à faible taux de collecte de données. Cela peut conduire à un modèle de fonctionnement non représentatif du système à cause de la pauvreté de la base de données utilisée. D'autres travaux dans ce domaine ont été développés ; [Rajagopal et al., 2008] proposent un algorithme séquentiel pour la détection de défauts en ligne dans un réseau de capteurs. Contrairement à la méthode proposée dans [Chen, 2010] qui entraîne un retard important ; [Rajagopal et al., 2008] fournissent des garanties sur le délai de détection des défauts ainsi que des fausses alertes. Cela signifie que dans les cas de fonctionnement où les périodes d'échantillonnage sont courtes et que les occurrences de défaut sont rapides, les défauts et les fausses alertes peuvent encore être détectés. C'est la raison pour laquelle une étude détaillée sur les bases de données séquentielles à faible période d'échantillonnage sera proposée dans le chapitre 3.

Dans [Ghosh et al., 2011] les auteurs ont développé une approche de diagnostic qui s'appuie sur quatre méthodes différentes : Le FKE et trois autres méthodes à base de données. Cette approche ressemble au principe des classifieurs multiples. Elle consiste à alimenter chacune des méthodes par les mêmes données d'entrée, les faire fonctionner simultanément et ensuite récupérer les décisions correspondantes. Ces dernières sont ensuite fusionnées afin d'améliorer la décision finale du diagnostic. Il s'agit d'une sorte d'agrégation. Elle peut être faite en prenant en considération la décision de chaque méthode ainsi que le taux de réussite et en appliquant un

vote majoritaire ou même un vote majoritaire pondéré.

D'autres travaux sur le diagnostic des défauts d'actionneurs électro-mécaniques ainsi que des défauts capteurs ont été développés. [Narasimhan et al., 2010] s'intéressent plus particulièrement à la vibration produite dans les actionneurs en combinant un 'bond graph', un observateur d'état combiné à un arbre de décision. [Schubert et al., 2011] s'intéressent à la détection et à l'isolation des défauts capteurs tout en utilisant un système de multi-observateurs à entrées inconnues. A savoir que cette approche n'est pas performante pour détecter les défaillances qui varient au cours du temps. Elle est également inefficace dans le cas des systèmes non-linéaires.

Dans le cadre de cette thèse, Nous proposons d'améliorer les concepts étudiés [Schubert et al., 2011, Narasimhan et al., 2010] en développant une méthode de diagnostic basée sur la classification supervisée et renforcée par l'ajout de données estimées issues d'observateurs d'état.

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le contexte ainsi que les motivations de notre étude. Des généralités sur les sièges robotisés présents sur le marché actuel ainsi que les deux familles de méthodes de diagnostic de défaillances ont été exposées. Une synthèse sur ces méthodes a été développée et qui a souligné les grands points forts et points faibles de chacune des deux familles. Une étude sur les méthodes mixtes a été également présentée et qui a pour but de montrer l'efficacité de l'hybridation dans ce domaine. Les méthodes à base de données et plus précisément les méthodes de classification ont été démontrées comme étant efficace pour le diagnostic des systèmes complexes et surtout dans le cas du diagnostic en ligne. Ces méthodes peuvent être renforcées par les méthodes à base de modèles afin de résoudre certains problèmes comme ceux qui sont liés à l'insuffisance des données.

L'objet de ce mémoire est de proposer une méthode efficace pour le diagnostic de défaillances des sièges d'avion robotisés. Ce diagnostic doit se faire en embarqué, tout en utilisant les données de fonctionnement récoltées sur les sièges, d'où le privilège des méthodes à base de données et plus précisément des méthodes de classification. Or, ceci nécessite un nombre élevé de données alors que le nombre de capteurs utilisés dans ce type de système est très faible pour des questions de coût, de poids et d'encombrement. D'où la nécessité d'utiliser des méthodes à base de modèles et plus précisément des observateurs d'états (capteurs logiciels) afin d'enrichir les données mesurées par d'autres estimées. Nous proposons donc dans le chapitre 2 d'utiliser les méthodes de classification afin de diagnostiquer les défaillances sur une partie du siège d'avion

qui fait l'objet de notre étude. Le chapitre 3 sera consacré à l'enrichissement des données utilisées dans la classification par d'autres données estimées par des observateurs d'état. Ceci a pour but d'améliorer les résultats de classification obtenus dans le chapitre 2. Finalement le chapitre 4 détaillera l'application de notre approche sur l'ensemble du siège d'avion tout en prenant en compte les interconnexions entre les différentes parties du siège.

Chapitre 2

Mise en œuvre d'une classification supervisée pour le diagnostic des défaillances d'un siège d'avion

Sommaire

2.1	Introduction	37
2.2	Cadre expérimental de la classification	37
2.3	Principe de la classification	40
2.4	Campagnes de mesures	41
2.5	Bases de données	45
2.5.1	Construction des bases de données mesurées	45
2.5.2	Validation croisée	49
2.6	Algorithmes de classification	50
2.6.1	Arbres de décision	51
2.6.2	Algorithmes à base de règles	53
2.6.3	Algorithmes bayésiens	53
2.6.4	Algorithmes à base de réseaux de neurones	54
2.7	Résultats de classification	55
2.8	Conclusion	59

2.1 Introduction

Dans le chapitre 1, nous avons présenté les différentes méthodes de diagnostic de défaillances. Nous avons également exposé les approches d'hybridation qui ont été développées durant ces dernières années. Nous rappelons que l'hybridation dans notre étude s'installe au niveau de la construction de la base de données. Nous sommes arrivés à une évidence de la non-existence d'une approche universelle qui fonctionne dans tous les systèmes de diagnostic et sous toutes les conditions de travail. Suite à la synthèse des différentes méthodes, nous avons conclu que les méthodes à base de données représentent une véritable piste dans le cas de la non disponibilité d'un modèle physique ou tout simplement dans le cas des systèmes complexes analytiquement.

Dans ce chapitre, nous nous intéresserons au diagnostic de défaillances par les méthodes de classification qui ont démontré leur efficacité durant les dernières décennies [Arunesh and Kumar, 2017, Gupta et al., 2016, Cinaroglu, 2016, Veeralakshmi and Ramyachitra, 2015, Özsoy et al., 2015, Mahajan and Ganpati, 2014, Soualhi, 2013, Ali et al., 2012]. Ces méthodes sont fondées sur l'exploitation de bases de données et d'historiques d'expériences représentant le fonctionnement du système. Elles consistent à classer les cas de fonctionnement dans l'une des classes prédéfinies [Witten et al., 2011].

Dans un premier temps, nous présenterons le cadre expérimental de notre étude. Ensuite, le principe de la classification sera expliqué. Les campagnes de mesures permettant de récupérer des données mesurables du siège d'avion seront exposées. Ensuite, nous détaillerons la phase de construction des bases de données nécessaires pour la classification ainsi que les deux types de bases de données utilisées (agrégées et séquentielles). Ainsi, les algorithmes de classification utilisés seront exposés. Finalement, la classification sera mise en application sur la partie du dossier du siège d'avion et les résultats de classification seront donnés.

2.2 Cadre expérimental de la classification

Le but de ce chapitre est d'appliquer les méthodes de classification sur le sous-ensemble du siège d'avion constitué du dossier. Nous nous limitons dans ce chapitre ainsi que dans le suivant sur ce sous-ensemble afin de faciliter la compréhension des contributions proposées dans le cadre de cette thèse. Le siège d'avion, présenté par la figure 2.1, est composé de trois segments actionnés chacun par un actionneur électrique : le dossier, l'assise et le repose-jambes. Deux autres segments peuvent s'ajouter au siège afin de fournir plus de confort au passager : la tête et

et le repose-pieds. Ces deux segments ne sont pas présents sur la figure 2.1 mais ils peuvent être imaginés comme le montre les deux figures 1.5 et 1.6. Notons qu'une couche de mousse couvrant la structure mécanique du siège est généralement nécessaire pour le confort au passager. Chacun des segments est entraîné par un actionneur électrique qui lui permet de se déplacer. Ces actionneurs reçoivent les commandes de l'ECB selon les instructions de l'utilisateur, fournies au travers d'un clavier (généralement intégré aux accoudoirs du siège).

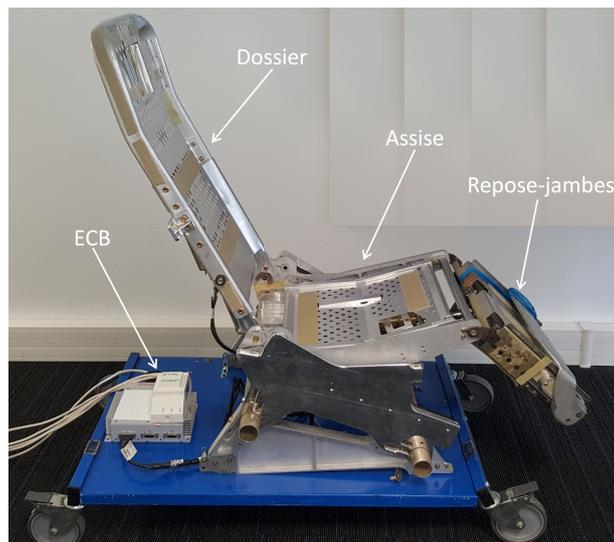


FIGURE 2.1: Siège d'avion robotisé

Une phase d'expérimentation est donc nécessaire afin d'appliquer les méthodes de classification. Cette phase d'expérimentation a été réalisée en utilisant le logiciel 'SeatNet Advanced' développé par ZAS. La figure 2.2 présente l'interface de 'SeatNet Advanced' montrant un ECB connecté à deux PAX. Un PAX désigne un siège d'un passager contenant différents composants. Nous pouvons voir sur la figure 2.2 que chacun des deux PAX contient un 'legrest', 'tracking', 'recline' et 'lumbar' correspondant respectivement à un repose-jambes, un dossier, une assise et un système pneumatique de massage. Ce logiciel permet aux opérateurs de maintenance de pouvoir faire fonctionner un ou plusieurs sièges en envoyant des commandes similaires à celles envoyées par l'utilisateur. Par conséquent, l'opérateur peut faire du dépannage (troubleshooting) en cas de dysfonctionnement, par exemple en réinitialisant le(s) siège(s) afin de le(s) rendre opérationnel(s). Un autre avantage est la possibilité de récolter des séries d'acquisition des variables mesurables sur le(s) siège(s). Un exemple d'acquisition sur une partie du siège est donné dans la figure 2.3 où on mesure la position, la tension d'alimentation ainsi que le courant électrique consommé.

Ainsi, différentes séries de mesures ont été réalisées sur les segments du dossier, de l'assise ainsi que du repose-jambes. L'utilisation de ces données pour en extraire de la connaissance

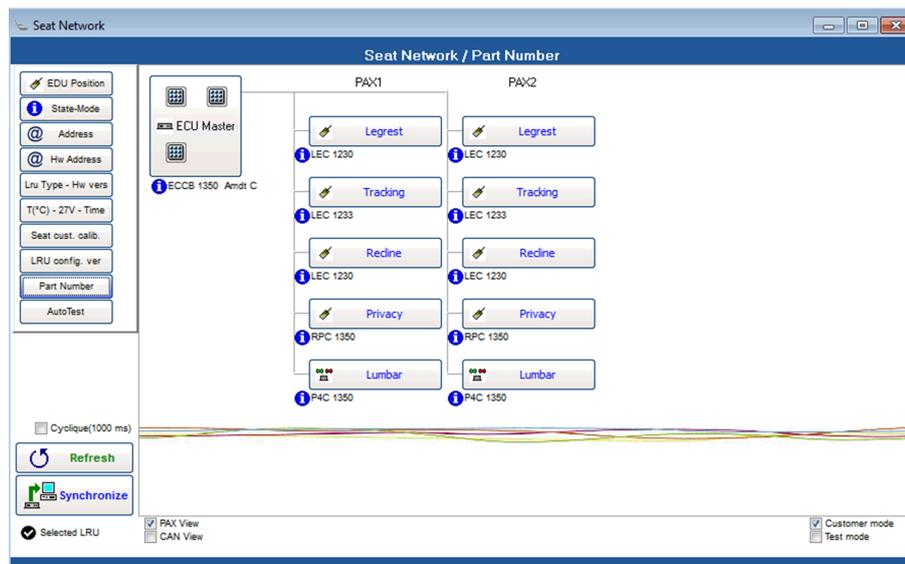


FIGURE 2.2: Interface du logiciel ‘SeatNet Advanced’

sur le procédé est donc justifiable [Narvaez, 2007]. Nous rappelons que, dans ce chapitre, seul le segment du dossier sera pris en compte afin de faciliter la compréhension de la démarche adoptée. Les mesures de l’assise et du repose-jambes seront exploitées dans le chapitre 4.

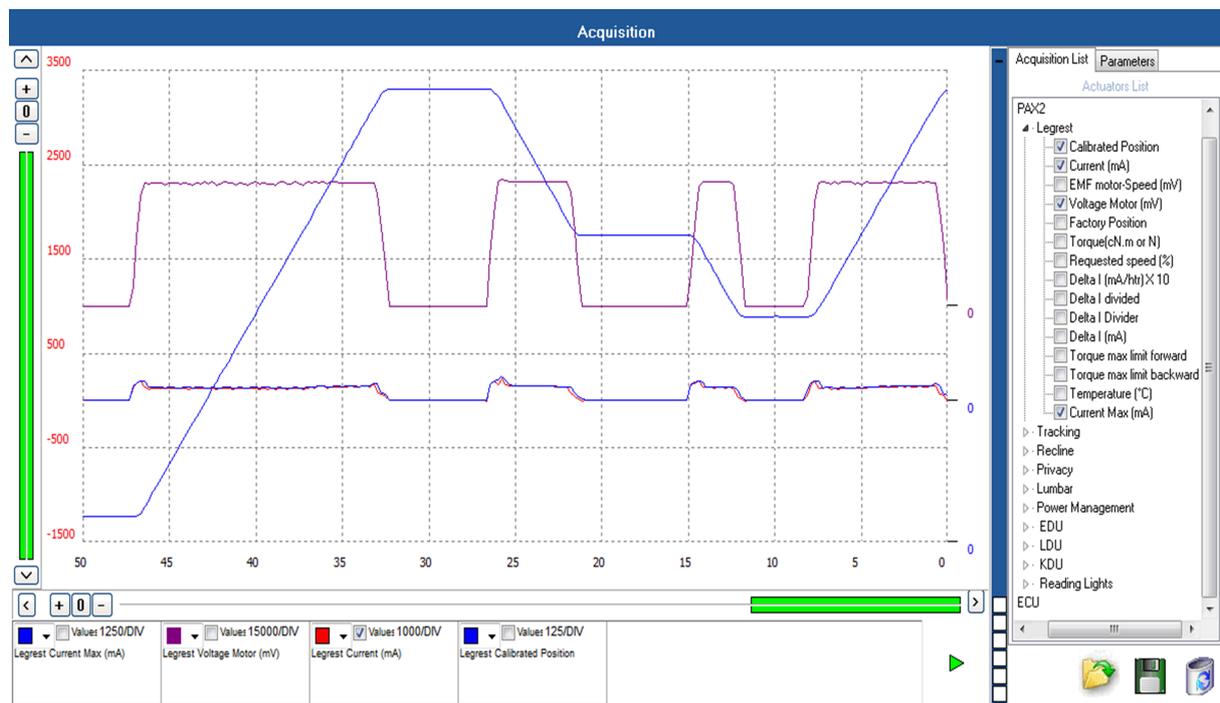


FIGURE 2.3: Acquisition à partir du logiciel ‘SeatNet Advanced’

Notons que ces séries de mesures ont été réalisées à vide c’est-à-dire sans utilisateur présent sur le siège et sans mousse sur les différents segments. Cela a pour but de faciliter le développement ainsi que la validation de notre approche. La particularité de cette démarche se résume par la suppression de la variation de la masse appliquée sur les segments en fonction du mouvement.

Ceci est lié au fait que dans le cas de présence du passager, la masse appliquée sur un segment en position assise ne correspond pas à celle appliquée sur le même segment et par le même passager en position allongée.

2.3 Principe de la classification

La classification supervisée est généralement utilisée pour définir des combinaisons ou des règles permettant de classer des cas de fonctionnement ou des instances selon des classes prédéfinies. Ceci est fait à partir des valeurs de différentes caractéristiques ainsi que des descriptions qui les relient les unes aux autres. Cette classification se base principalement sur un ensemble de données du système en question. Une étape essentielle pour tout système de classification est l'alimentation par une base de données conforme et opérationnelle [Witten et al., 2011]. Cette dernière est composée de plusieurs cas de fonctionnement, appelé généralement 'instances'. Les instances sont les entrées d'un processus de classification et sont les éléments qui doivent être classés en utilisant les algorithmes de classification. Chaque instance est un exemple individuel du concept à apprendre. Ces instances sont caractérisées par les valeurs d'un ensemble d'attributs prédéterminés. Ces attributs sont les caractéristiques prédéfinies des différentes variables du procédé comme le courant électrique, le temps, l'humidité, l'altitude ou encore la pression hydraulique qui caractérisent les différentes instances. Ils peuvent être logiques, symboliques voire numériques. Nous utilisons dans ce manuscrit le terme 'base de données' par abus de langage pour désigner la table contenant les instances en fonction des attributs.

Nous rappelons que nous considérerons une classification supervisée dans la suite de cette étude. Elle est employée quand on dispose d'un expert qui connaît la classe de chaque instance de la base d'apprentissage [Liu, 2011]. Il s'agit de la labellisation qui peut être expliquée par le fait qu'un expert, accompagnant le processus de mise en forme de données, donne son avis sur la classe de l'instance en l'étiquetant avec l'observation qu'il a constaté lors de l'acquisition.

La figure 2.4 illustre le flux de données tout au long du processus. Pour cela, nous disposons d'une base de données, appelée aussi population 'P', où $\{1, \dots, K\}$ désigne l'ensemble des classes et D l'ensemble de descriptions. Cette base de données est divisée en deux parties ou échantillons : base d'apprentissage Ω et base de test Π . Pour les instances se trouvant dans Ω , un expert est chargé de les labelliser en attribuant à chaque instance l'une des classes $\{1, \dots, K\}$. $Y : \Omega \rightarrow \{1, \dots, K\}$, est la fonction qui associe une classe à chaque élément de Ω . Ensuite, les instances étiquetées servent à l'apprentissage du classifieur. Cet apprentissage est représenté

par la fonction $X = f(\Omega, D, \{1, \dots, K\})$ qui associe une description à toute instance de Ω . Cette validation commence par une attribution d'une classe à chaque instance de Π avec la fonction $Y : \Pi \rightarrow \{1, \dots, K\}$. Le but est que la fonction Y approche au mieux X . Ensuite une comparaison entre les classes attribuées par le classifieur et les classes réelles des différentes instances est nécessaire pour calculer le taux d'erreur de la classification.

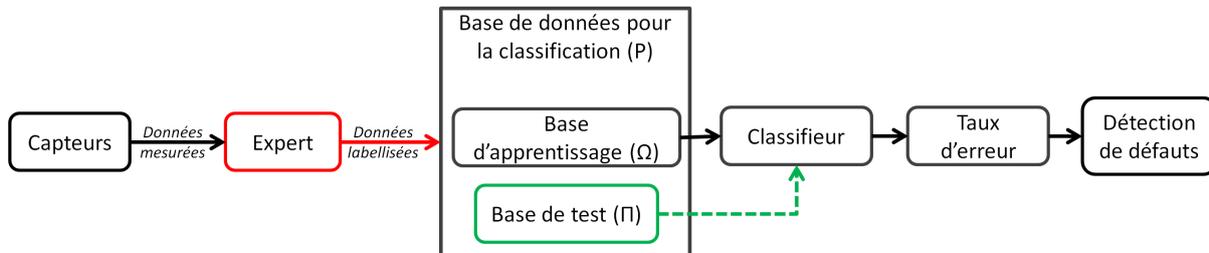


FIGURE 2.4: Flux de données dans un système de diagnostic à base de classification supervisée

[Witten et al., 2011] explique que dans certains cas et après que le calcul du taux d'erreur soit terminé, il est possible qu'une partie ou même la totalité de la base de test soit ajoutée à la base d'apprentissage pour construire un nouveau classifieur pour l'utilisation réelle. Il s'agit d'une augmentation de la taille de la base d'apprentissage permettant de générer un classifieur plus robuste qui sera employé réellement. Cela peut se faire à condition que la base de test ne contienne pas d'incohérences par rapport à celle d'apprentissage.

2.4 Campagnes de mesures

L'une des étapes les plus importantes dans un processus de diagnostic à base de classification est l'extraction des caractéristiques à travers des données et des informations disponibles. Dans cette partie, nous allons présenter le protocole de mesure. Il s'agit de réaliser plusieurs séries de test sur le dossier du siège afin de récolter des données provenant des capteurs. Ces données seront employées dans le processus de classification. Plusieurs variables peuvent être mesurées à partir du logiciel 'SeatNet Advanced'. Un travail d'identification des variables pertinentes a été donc nécessaire afin de choisir les mesures les plus représentatives du fonctionnement du siège tout en évitant les problèmes de temps de calcul ainsi que de stockage dans la mémoire. Cette sélection de données pertinentes a été contrainte par l'indisponibilité de certains capteurs tels que des tachymètres, des capteurs d'efforts, etc. Comme le précise la figure 1.7, l'ECB est utilisé pour l'enregistrement des données mesurées sur les différentes parties du siège. Ces données sont ensuite stockées dans un fichier spécifique généré par 'SeatNet Advanced' avec l'identifiant de la provenance de chaque donnée par rapport aux actionneurs du siège. Plusieurs

variables ont été prises en compte :

- Le courant électrique consommé par l'actionneur et donc mesuré par la carte EDU se trouvant dans l'actionneur. Cette carte reçoit les commandes de l'ECB et les transforme en signaux électriques qui sont envoyés au moteur à courant continu.
- Le temps correspondant à chaque mesure.
- La position angulaire mesurée par le potentiomètre. Ce dernier se trouve à l'intérieur de chaque actionneur afin de délivrer l'angle de rotation du moteur à tout instant. Cet angle de rotation est l'image de la position parcourue.
- L'action du passager sur le clavier. Il s'agit de l'interprétation de l'appui du passager sur un bouton du clavier (bouton 'montée', bouton 'descente' et bouton 'stop').

Différents mouvements ont été effectués sur le siège en respectant les limites ainsi que les fins de courses de chaque segment afin de produire des mouvements semblables à ceux produits en vol. Ceci est lié à l'espace confiné du siège qui oblige ce dernier à respecter certaines limites géométriques afin d'éviter tout type de coincement. La figure 2.5 présente le siège dans trois configurations : la position assise, la position intermédiaire et la position complètement allongée. Nous supposons que les mesures prises sur le siège ne sont pas sujettes à des perturbations électromagnétiques, de la température ambiante, ni du taux d'humidité.

Plusieurs cas de fonctionnement ont été produits lors de ces campagnes de mesures :

- Fonctionnement normal (N) ,
- Irrégularité du mouvement (I),
- Surconsommation électrique (S),
- Glissement mécanique (G),
- Blocage mécanique (B).

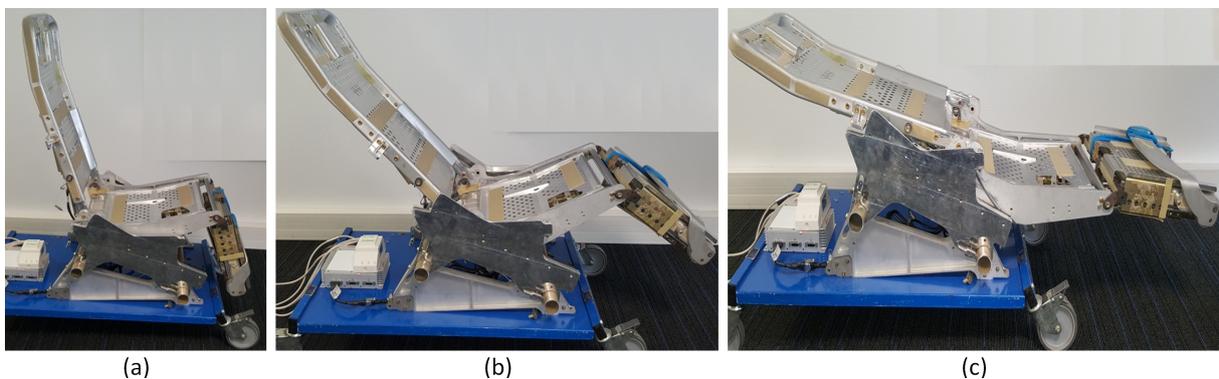


FIGURE 2.5: Différentes configurations du siège d'avion : a) position assise, b) position intermédiaire et c) position complètement allongée

Ces différents cas de fonctionnement sont présentés dans les figures 2.6, 2.7, 2.8, 2.9 et 2.10 en traçant les courbes de la position angulaire (pas) et du courant électrique consommé (mA) en

fonction du temps (s). La figure 2.6 illustre deux cas de fonctionnement, (a) est une descente en mouvement normal suivi par (b) qui est une montée en mouvement normal. Le fonctionnement normal (N) représente le fonctionnement dominant du siège et couvre donc une partie majeure du temps d'exploitation.

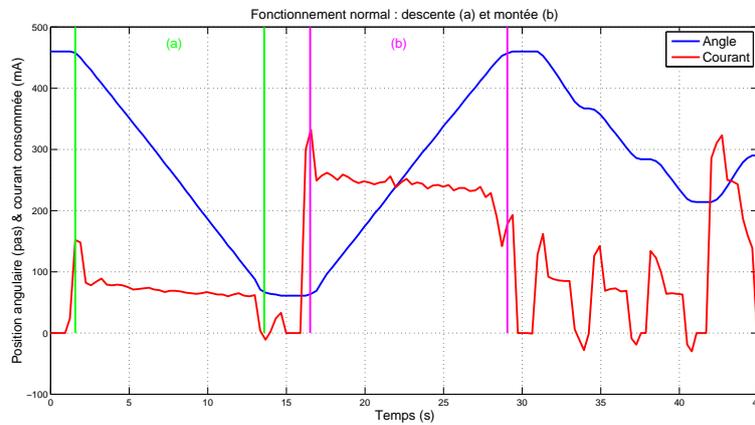


FIGURE 2.6: Position et courant électrique en cas de fonctionnement normal

La figure 2.7 met en évidence le mouvement irrégulier (I) en descente (b) en le comparant à une descente en mouvement normal (a). Cette figure montre bien la fluctuation du courant électrique tout au long du mouvement qui est traduit par un mouvement irrégulier (mesure de position oscillante). Il s'agit d'une sorte de vibration du dossier pendant le mouvement.

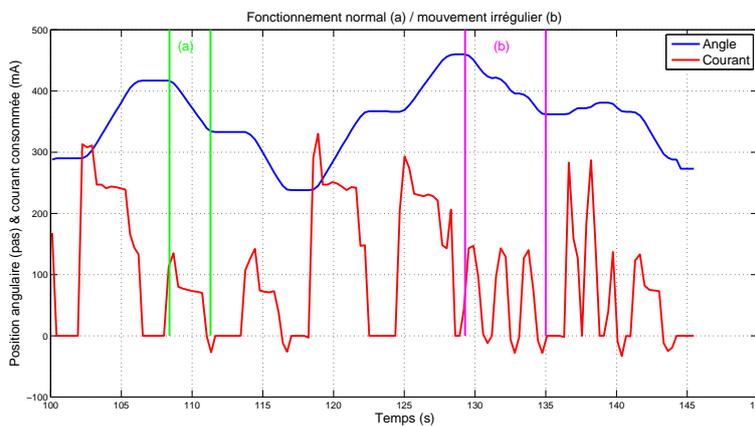


FIGURE 2.7: Position et courant électrique en cas de mouvement irrégulier

Quant à la figure 2.8, elle montre le cas d'une surconsommation électrique (S) de l'ordre de 1700 mA dans (a) par rapport à une consommation correcte dans (b) qui est censée être aux alentours de 300 mA. Un glissement mécanique (G) est présenté dans la figure 2.9 (b). Nous pouvons remarquer une descente brutale de la valeur de la position angulaire en très peu de temps par rapport au cas de fonctionnement normal (a). Cela peut influencer la valeur du courant

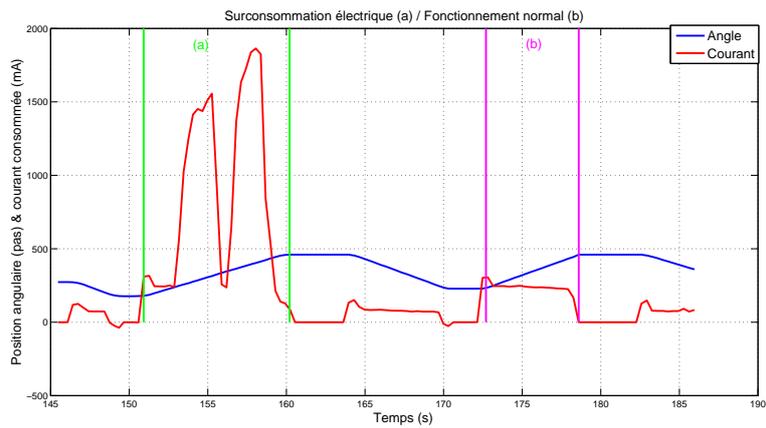


FIGURE 2.8: Position et courant électrique en cas de surconsommation électrique

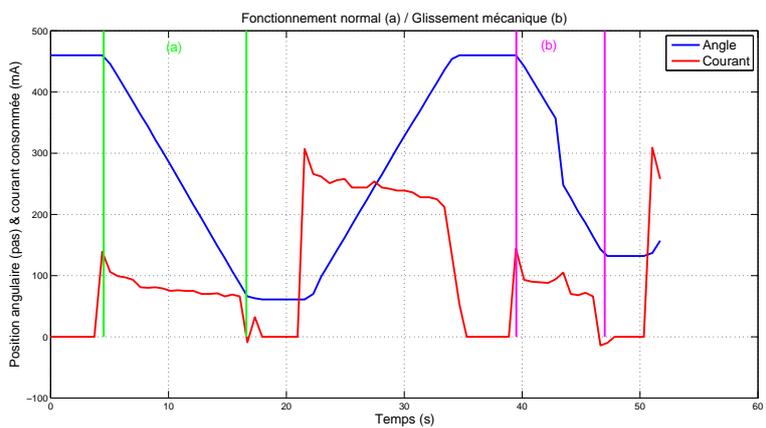


FIGURE 2.9: Position et courant électrique en cas de glissement mécanique

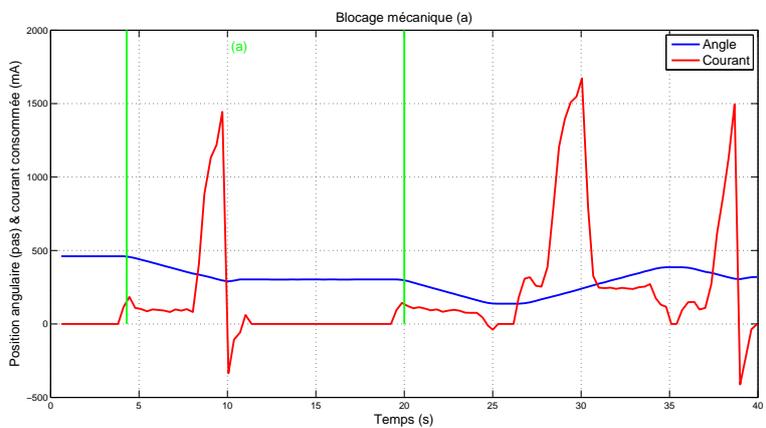


FIGURE 2.10: Position et courant électrique en cas de blocage mécanique

électrique mesuré. Finalement, un blocage mécanique (B) est illustré dans la figure 2.10. Ce type de blocage mécanique se termine par un arrêt complet de l'actionneur pendant quelques secondes afin d'éviter tout type d'échauffement au niveau du moteur électrique.

2.5 Bases de données

Dans cette partie, nous décrivons le processus de traitement de données et de construction de bases de données provenant des mesures effectuées sur le siège d'avion. Les mesures sont des données brutes enregistrées de manière cyclique à un intervalle de temps d'environ 300 *ms* représentant les différentes variables du siège. Un regroupement de ces mesures est effectué de sorte que chaque instance représente un cas de fonctionnement du siège avec les différentes valeurs des attributs représentant les grandeurs physiques. Un prétraitement de ces grandeurs, effectué par l'expert, est nécessaire afin d'obtenir des indicateurs en fonctionnement normal ou en cas de dysfonctionnement du mouvement du siège.

2.5.1 Construction des bases de données mesurées

La construction des bases de données se définit par le fait de regrouper les données pertinentes retenues sous une forme bien spécifique dans une table de dimensions connues. Ces dimensions sont tout simplement le nombre des lignes et des colonnes représentant respectivement le nombre d'instances et d'attributs dans la table. N'oublions pas que la dernière colonne d'une base de données est la classe des instances dans le cadre d'une classification supervisée. Nous présentons dans la suite la construction des deux types de bases de données, agrégées et séquentielles, dans le cadre de notre étude selon les attributs disponibles. Nous avons choisi ces deux types de bases de données dans le but d'augmenter leur taille. Ceci est lié au fait que l'on ne possède pas beaucoup de capteurs sur les sièges d'avion, d'où l'utilité d'augmenter la taille de base de données que ce soit en nombre d'attributs ou d'instances.

2.5.1.1 Bases de données brutes

Le tableau 2.1 montre un exemple de base de données brutes. Cette base de données représente les mouvements du dossier du siège d'avion, selon l'action de l'utilisateur, dont l'allure est donnée dans la figure 2.11.

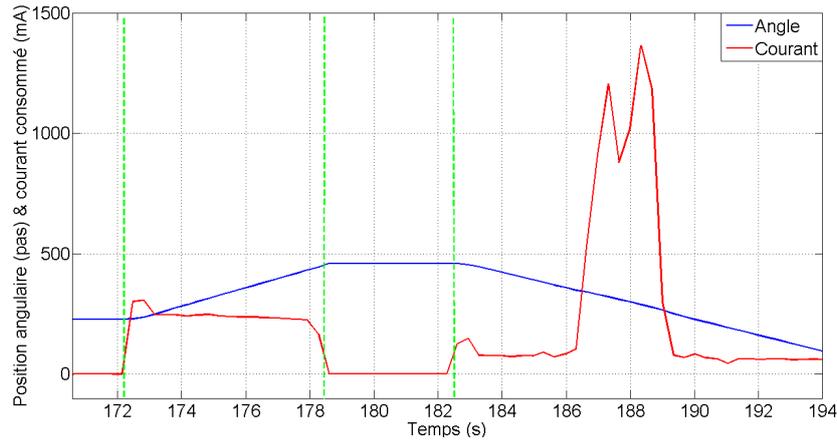


FIGURE 2.11: Exemple de mouvement d'une montée suivi par une descente

TABLE 2.1: Base de données brutes

Instance	Temps (ms)	Action	I (mA)	Position (pas)	Classe
1	170623	0	0	228	N
...					
5	171829	0	0	228	N
6	172143	2	1	228	N
7	172482	2	302	229	N
8	172813	2	306	236	N
...					
24	178260	2	168	444	N
25	178595	0	0	460	N
26	178896	0	0	460	N
...					
37	182262	0	0	460	N
38	182591	1	127	460	N
39	182932	1	148	454	N
...					
49	186305	1	105	348	N
50	186636	1	530	341	S
51	186977	1	912	331	S
52	187317	1	1205	321	S
53	187644	1	879	310	S
54	187988	1	1019	300	S
55	188328	1	1365	289	S
56	188668	1	1183	278	S
57	188999	1	299	265	S
58	189342	1	78	251	N
...					
72	194060	1	60	94	N

Ces données brutes, données dans le tableau 2.1, sont regroupées en plusieurs instances. Ces dernières sont caractérisées selon quatre attributs mesurés. Nous distinguons : le temps (*ms*), l'action de l'utilisateur (0, 1 ou 2), le courant électrique 'I' (*mA*) et la position (*pas*). La première colonne 'instance' ne représente pas d'attributs. Elle est utilisée pour l'explication de la démarche en indiquant le numéro de l'instance dans la base de données. La dernière colonne 'classe' ne représente pas d'attributs non plus. Il s'agit du label ou de l'étiquette établi par l'expert dans le cadre de la classification supervisée. Ceci est la variable à prédire lors de la phase de test ou dans le cas d'une nouvelle instance. Nous rappelons que les deux classes (N) et (S) correspondent respectivement à un fonctionnement normal et à une surconsommation électrique. Cette base de données, contenant quatre attributs et de multiples instances, est ensuite transformée en base de données agrégées et base de données séquentielles présentées aux paragraphes suivants.

2.5.1.2 Bases de données agrégées

Le tableau 2.2 présente la base de données agrégées utilisant, comme son nom l'indique, des instances agrégées. La construction de cette base de données consiste à prendre en compte le mouvement entier du segment du siège c'est-à-dire que chaque instance représente un mouvement entier (montée, descente ou pause). Le principe consiste à agréger toutes les instances tant que le mouvement est le même. En d'autres termes tant que l'attribut 'action' a la même valeur, nous avons toujours la même instance agrégée. Notons que 'Action=1' correspond à une descente, 'Action=2' correspond à une montée et 'Action=0' correspond à une pause. Rappelons que cet attribut est l'interprétation de l'action du passager sur le clavier du siège. Par exemple, l'instance 1 dans le tableau 2.2 n'est que l'agrégation des cinq premières instances dans le tableau 2.1. Cette démarche entraîne les changements suivants :

- L'action de l'instance agrégée garde la même valeur que celles des instances brutes puisque le mouvement reste le même.
- L'attribut 'temps' se transforme en attribut 'durée' Δt . Ce dernier est la durée du mouvement entier. Elle est calculée en soustrayant le temps d'acquisition de la première instance de celui de la dernière instance du même mouvement.
- L'attribut 'courant' se divise en trois attributs différents : le courant de démarrage, le courant stable et le courant de freinage. Le courant de démarrage est la valeur du courant au début du mouvement. Tandis que le courant de freinage est le courant à la fin du mouvement. Quant au courant stable, il peut être obtenu en calculant la valeur moyenne pendant le mouvement permanent du siège.

- L'attribut 'position se transforme en attribut de 'déplacement'. Il s'agit de la position parcourue tout au long du mouvement.
- La classe de l'instance agrégée représente le cas de fonctionnement, en cas d'absence de défauts pendant le mouvement, la valeur de la classe est donc 'normale' (N). Tandis que dans le cas de présence de défaut même s'il est bref, la valeur de toute l'instance agrégée prendra celle de ce défaut.

TABLE 2.2: Base de données agrégées

Instance	Durée (<i>ms</i>)	Action	I_d (<i>mA</i>)	I_s (<i>mA</i>)	I_f (<i>mA</i>)	Déplacement (<i>pas</i>)	Classe
1	1520	0	0	0	0	0	N
2	6452	2	298	242	47	232	N
3	3996	0	0	0	0	0	N
4	11469	1	166	353.6	34	-366	S

2.5.1.3 Bases de données séquentielles

Le tableau 2.3 présente la base de données séquentielles. Sa construction consiste à prendre en compte les instances précédentes. C'est-à-dire, dans le cas d'ajout d'une séquence ' $N - 1$ ', il s'agit d'ajouter les attributs de l'instance numéro ' $i - 1$ ' à celle numéro ' i '. Cela permet d'augmenter le nombre d'attributs dans une instance et donc d'augmenter la taille de la base de données dans le but d'améliorer notre connaissance sur le fonctionnement du système. De plus, une base de données séquentielles est beaucoup plus facile à embarquer qu'une base de données agrégées parce que nous n'avons pas besoin d'attendre que le mouvement soit terminé et que l'instance soit agrégée. Ceci peut s'expliquer par le fait que le traitement des données séquentielles ne requiert pas beaucoup de temps de calcul en comparaison aux données agrégées. Par conséquent, la base de données séquentielles peut bénéficier d'une meilleure implémentation dans un système de détection et de diagnostic de défaillances en ligne. Il est possible de créer des bases de données séquentielles avec l'ajout de multiples séquences. Par exemple, nous pouvons obtenir une base de données avec l'ajout de trois séquences ' $N - 3$ ' en ajoutant les attributs des instances numéro ' $i - 1$ ', ' $i - 2$ ' et ' $i - 3$ ' à celle numéro ' i '. Cela permet d'augmenter encore plus le nombre d'attributs dans une instance et par conséquent la taille de la base de données. Cependant, il est important de savoir que l'ajout de nombreuses séquences pourrait avoir un impact négatif sur certains attributs comme Δt et donc pénaliser les résultats de classification. Ceci est lié à l'augmentation de la période d'échantillonnage des séquences. Cette augmentation risque d'avoir les mêmes conséquences qu'avec des instances agrégées. Les performances de

ces deux types de bases de données agrégées et séquentielles en termes de classification seront étudiées par la suite.

TABLE 2.3: Base de données séquentielles

Instance	Δt (<i>ms</i>)	Position ' <i>i</i> ' (<i>pas</i>)	Position ' <i>i</i> - 1' (<i>pas</i>)	I ' <i>i</i> ' (<i>mA</i>)	I ' <i>i</i> - 1' (<i>mA</i>)	Classe
1						
2	300	228	228	0	0	N
3	301	228	228	0	0	N
4	302	228	228	0	0	N
5	303	228	228	0	0	N
6	314	228	228	1	0	N
7	339	229	228	302	1	N
8	331	236	229	306	302	N
...						
...						
...						
49	345	348	360	105	84	N
50	331	341	348	530	105	S
51	341	331	341	912	530	S
52	340	321	331	1205	912	S
53	327	310	321	879	1205	S
54	344	300	310	1019	879	S
55	340	289	300	1365	1019	S
56	340	278	289	1183	1365	S
57	331	265	278	299	1183	S
58	343	251	265	78	299	N
...						

2.5.2 Validation croisée

Un système de classification idéal est généralement alimenté par une base de données de taille suffisante afin de la diviser en deux bases de données représentatives : une base d'apprentissage et une base de test. Plusieurs portions peuvent être choisies lors de cette division par exemple, 50 ou 60 % pour la base d'apprentissage et 50 ou 40 % pour la base de test. Dans le cas de l'insuffisance de données, un véritable dilemme se présente à nous. Si on met beaucoup de données dans la base d'apprentissage, ceci donne naissance à un classifieur fiable. Or on pénalise la base de test qui risque de ne pas être représentative. Ceci risque d'augmenter le taux d'erreur de classification ce qui n'est pas favorable pour le diagnostic. Le cas inverse n'est pas intéressant non plus car si on met beaucoup de données dans la base de test, ceci

peut garantir une fiabilité au niveau du taux d'erreur calculé par le classifieur. Or cela peut contraindre la phase d'apprentissage et aboutir à un classifieur non fiable pour le diagnostic. Dans ce cas, nous obtenons un classifieur peu performant mais testé sur une base de test large. Pour de tels problèmes, il existe des techniques spécifiques pour améliorer la représentation des données dans les deux bases de données. Nous adoptons dans ce cas la validation croisée dont le principe est présenté par la figure 2.12 [Refaeilzadeh et al., 2009, Kohavi et al., 1995]. Elle consiste à diviser la base de données en n parts, généralement dix parts. Ensuite, un processus de dix tours est déclenché. A chaque tour i : 1 à 10, nous mettons de côté la i^{me} part et on utilise les neuf parts restantes. Ces neuf parts constituent la base d'apprentissage qui sert donc à apprendre le classifieur. Quant à la i^{me} part, elle représente la base de test sur laquelle les résultats de test seront basés. Ceci est répété dix fois en modifiant la part de la base de test à chaque tour. Finalement, la valeur finale de l'erreur est la moyenne des dix erreurs calculées précédemment. Une condition nécessaire pour l'utilisation de la validation croisée consiste à ce que la i^{me} part soit représentative de la base de données globales à chaque tour afin d'assurer une bonne classification et d'optimiser les résultats. Plus de détails se trouvent dans [Witten et al., 2011, Liu, 2011].

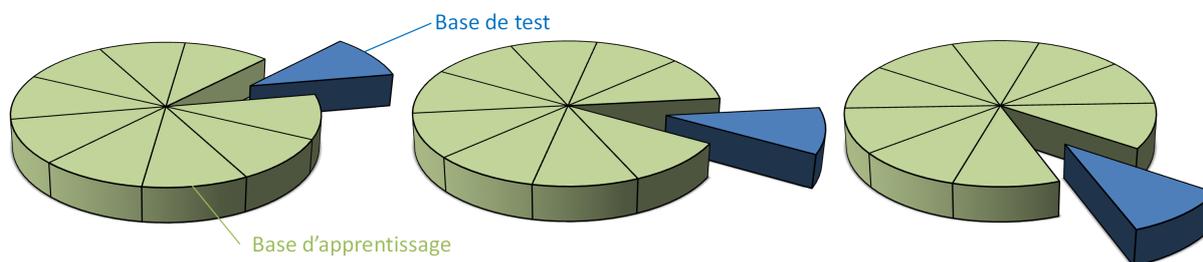


FIGURE 2.12: Découpage de la base de données en utilisant la validation croisée

2.6 Algorithmes de classification

L'approche de diagnostic proposée utilise les algorithmes de classification implémentés dans le logiciel WEKA. Ce dernier est un système d'exploration de données développé par l'Université de Waikato en Nouvelle-Zélande qui met en œuvre des algorithmes d'exploration de données utilisant le langage JAVA. Il existe différentes catégories d'algorithmes [Witten et al., 2011, Liu, 2011] : les arbres de décision, ceux à base de règles, les algorithmes bayésiens, ceux à base de réseaux de neurones, les algorithmes des K plus proches voisins, etc. Nombreux sont les travaux qui ont comparé les algorithmes et étudié les performances dans des contextes divers. Parmi les plus récents, nous citons [Arunesh and Kumar, 2017, Gupta et al., 2016, Veeralakshmi

and Ramyachitra, 2015, Mahajan and Ganpati, 2014]. Notre choix dans le cadre de cette thèse se porte sur les quatre premières catégories d’algorithmes. Ce sont les principaux algorithmes utilisés dans l’industrie et parmi les plus adaptés aux systèmes embarqués [Atoui et al., 2016, Sarkar et al., 2014, Ghosh et al., 2011]. Ces quatre catégories d’algorithmes seront présentées par la suite.

2.6.1 Arbres de décision

Les arbres de décision sont parmi les méthodes de classification les plus utilisées et les plus répandues [Michie et al., 1994]. Ils peuvent être exprimés comme un arbre d’où la simplicité de leur compréhension et interprétation par les agents de maintenance, les systèmes experts ou même les logiciels de surveillance. Nombreux sont les algorithmes qui permettent la construction d’arbres de décision pour le diagnostic. Ces arbres fonctionnent selon le principe “*top-down*” qui consiste à parcourir les nœuds du haut en bas. La figure 2.13 montre un exemple fictif d’arbre de décision, le sens de test ainsi que les différents éléments qu’ils peuvent le composer [Quinlan, 1986]. Les A_i sont les différents attributs tandis que les C_i sont les différentes classes. Un arbre de décision commence d’abord par un nœud initial, appelé également *racine*. Chaque nœud représente un test par rapport à un attribut précis afin d’attribuer une classe aux instances ou de démarrer d’autres tests en créant d’autres branches. Il peut y avoir seulement deux branches après chaque nœud dans le cas d’une prise de décision binaire. Ces branches donnent naissance aux nouveaux nœuds qui sont appelés *nœuds de décision*. Quant aux nœuds finaux (à l’extrémité de chaque branche), ils sont appelés les *feuilles* et sont responsables de la prise de décision, autrement dit l’attribution d’une classe à chacune des instances (les feuilles sont représentées par des rectangles rouges). Il faut noter que les classes doivent être prédéfinies et qu’il faut une quantité suffisante d’instance représentant toutes les classes de la base de données. La conception d’un arbre de décision se base sur l’ordre des attributs selon leur emplacement dans chaque nœud. Le choix des attributs se fait par rapport à sa capacité à distinguer les différentes instances de la base d’apprentissage. Cette capacité est calculée selon le critère de l’entropie de Shannon dans le domaine de la théorie de l’information. Il s’agit de mesurer la quantité d’information moyenne de chaque attribut à chaque nœud [Quinlan, 1986]. La quantité d’information de la classe (N) est décrite par l’équation (2.1) :

$$\text{entropie}(N) = - \sum_{i=1}^N p_i \log_2 p_i \quad (2.1)$$

avec p_i la probabilité d’apparition de l’événement i .

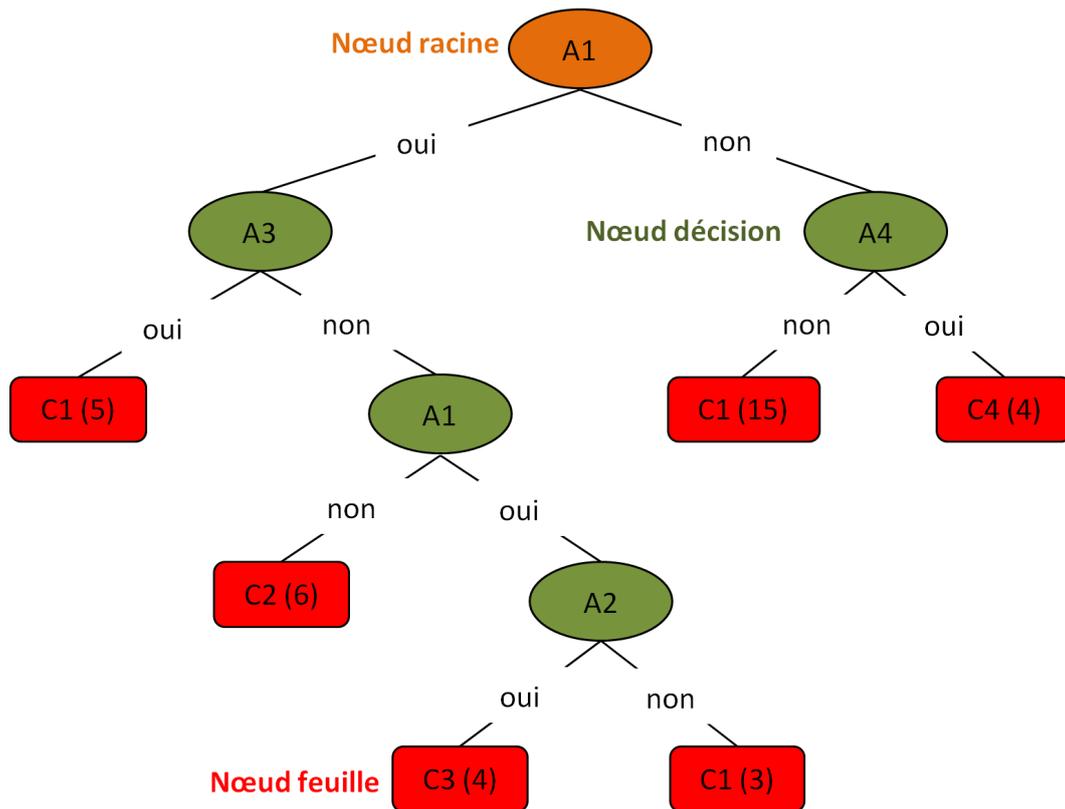


FIGURE 2.13: Exemple d'un arbre de décision

Nous cherchons à obtenir le meilleur arbre de décision afin de réduire de façon optimale le désordre des instances. Ceci peut se réaliser en choisissant l'attribut qui contient le plus possible de 'gain d'information' à chaque nœud (calculé en *bits*).

Parmi les algorithmes qui exploitent les arbres de décision, nous citons : "J48" qui est l'implémentation sous Weka de l'algorithme d'arbre de décision "C4.5" [Quinlan, 1993]. L'algorithme "C4.5" est une extension de la méthode "ID3" (Induction of Decision Tree) développé par "Quinlan" dans les années 1970 [Quinlan et al., 1979]. "Random tree" [Ali et al., 2012, Witten and Frank, 2005] et "Random Forest" [Breiman, 2001] : Dans "Random tree", l'arbre de décision est un arbre construit de manière aléatoire à partir d'un ensemble d'arbres possibles ayant des caractéristiques aléatoires à chaque nœud. Cet arbre est défini à l'aide d'une régression linéaire et fournit un modèle de régression linéaire par morceaux tandis que "J48", fournit un modèle constant par morceaux. "Random Forest" est une combinaison d'arbres issus de la sélection aléatoire des échantillons de la base d'apprentissage, de sorte que chaque arbre dépend des valeurs d'un vecteur aléatoire échantillonné indépendamment et avec la même répartition pour tous les arbres employés. La décision est faite en regroupant les différentes décision par un vote majoritaire. Différents travaux utilisent et comparent les algorithmes à base d'arbres de décision, par exemple [Cinaroglu, 2016, Özsoy et al., 2015, Ali et al., 2012].

2.6.2 Algorithmes à base de règles

Les algorithmes à base de règles, comme les arbres de décision, sont souvent utilisés dans les systèmes de diagnostic. Une règle a généralement la forme *Si [prémisse] Alors [conclusion]*. La prémisse de la règle inclut une condition pour chacun des nœuds qui composent le chemin afin d'arriver jusqu'à la conclusion correspondante. Cette dernière représente l'une des classes prédéfinies. Ces algorithmes consistent à prendre chaque classe à son tour et chercher un moyen de couvrir toutes les instances qui appartiennent à cette classe en même temps. On appelle cela une approche de recouvrement '*covering*' parce que l'on identifie une règle qui couvre plusieurs instances à chaque étape. Ces algorithmes donnent donc naissance à un ensemble de règles qui sont ensuite utilisées dans le processus de la classification. Nous citons quelques algorithmes de classification à base de règles : "Decision Table" [Kohavi, 1995], "JRip" [Fürnkranz and Widmer, 1994], "PART" [Frank and Witten, 1998].

"Decision Table" utilise les tables de décision afin de représenter les règles [Mahajan and Ganpati, 2014]. Il évalue les sous-ensembles des caractéristiques en utilisant la meilleure recherche et dans certains cas la validation croisée pour l'évaluation [Kohavi, 1995]. L'enjeu de ce type de classifieur est de choisir les meilleurs attributs. Cela peut se faire en utilisant la validation croisée et en étudiant sa performance par rapport à chaque lot d'attributs. "JRip" implémente la technique appelée "Repeated Incremental Pruning to Produce Error Reduction (RIPPER)". Il procède à un recouvrement séquentiel afin d'extraire les règles à partir des données directement [Gupta et al., 2016]. Quant à "PART" [Mahajan and Ganpati, 2014], il produit des ensembles de règles ordonnées appelés listes de décision. Il compare les nouvelles instances à chaque règle de la liste et attribue la classe de la première règle d'appariement. "PART" construit un arbre de décision partiel à chaque itération [Mahajan and Ganpati, 2014, Witten et al., 2011] et choisit la meilleure conclusion.

2.6.3 Algorithmes bayésiens

Le réseau bayésien est un graphe acyclique défini par un ensemble de nœuds reliés entre eux par des probabilités conditionnelles. Le calcul de ces dernières repose sur les lois de probabilité de Bayes, qui suppose connaître la loi de densité de probabilité relative à chaque classe. La figure 2.14 montre un simple exemple pour expliquer le fonctionnement d'un réseau bayésien. Chacun des attributs et des classes est représenté par un nœud. La classe ' C_1 ' est lié à tous les autres nœuds dont chacun contient une table. Cette dernière a pour but de définir la probabilité de distribution nécessaire pour prédire la probabilité conditionnelle de chaque instance. Nous

prenons l'exemple de l'attribut 'A₂' qui est en état 'ON' à condition que 'C₁' soit 'oui' avec une probabilité de 0.81 %. Plus d'explications se trouvent dans [Witten et al., 2011]

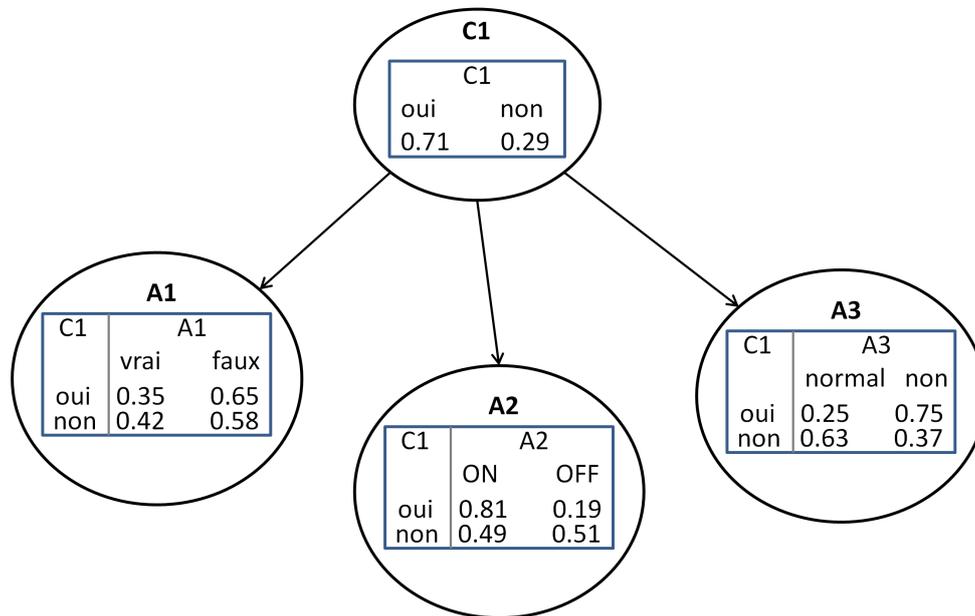


FIGURE 2.14: Exemple expliquant le fonctionnement d'un réseau bayésien

L'intérêt particulier des réseaux bayésiens est de tenir compte simultanément de connaissances a priori d'experts (dans le graphe) et de l'expérience contenue dans les données. Nous citons quelques travaux récents employant le réseau bayésien [Liu et al., 2016, Hassen et al., 2013, Hassen et al., 2012, Villeneuve et al., 2011].

2.6.4 Algorithmes à base de réseaux de neurones

Un algorithme à base de réseaux de neurones est généralement basé sur un ensemble de neurones interconnectés. Ces interconnexions peuvent avoir plusieurs architectures différentes [Witten et al., 2011, Hastie et al., 2009, Debiolles et al., 2004, Michie et al., 1994]. Dans notre étude, nous utilisons l'algorithme "Perceptron multicouche" qui est une extension de l'algorithme "Perceptron monocouche". Le "Perceptron multicouche" consiste à relier chaque neurone de la couche '*i*' à tous les neurones de la couche suivante '*i* + 1' comme montre la figure 2.15. Ensuite, pour un couple entrées/sortie souhaité de la base d'apprentissage, la sortie du réseau est estimée en se basant sur les poids des entrées W_{jk}^i avec *j* le numéro de neurone d'entrée, *k* le numéro du neurone de sortie et *i* le numéro de la couche d'entrée. Les neurones de la couche d'entrée (la première couche) correspondent aux entrées du système. Tandis que les neurones de la couche de sortie (la dernière couche) correspondent aux sorties du système. Les couches

intermédiaires sont dites des couches cachées. Cet algorithme est utilisé dans le cas de la classification non-linéaire.

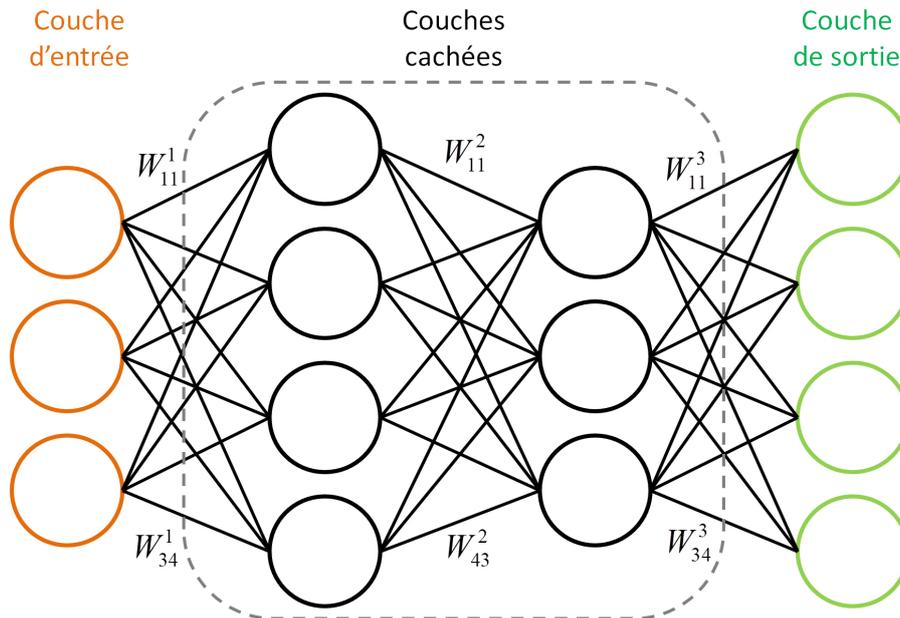


FIGURE 2.15: Structure de 'Perceptron multicouche' contenant une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie

2.7 Résultats de classification

Il est important de mesurer la performance des classifieurs en termes de taux d'erreur et de précision. Un classifieur a pour but de prédire la classe de chaque nouvelle instance, si sa prédiction est correcte, cela compte comme un succès ; sinon, c'est une erreur [Witten et al., 2011]. Il utilise donc la connaissance acquise lors de la phase d'apprentissage et l'applique sur la base de test. Une condition nécessaire pour que les résultats de classification soit fiables, est l'indépendance des deux bases de données. Ceci peut s'expliquer par le fait que la base de test ne doit en aucun cas être utilisée dans la construction du classifieur. Le taux d'erreur est juste l'erreur de classification calculée sur l'ensemble des instances de la base de test. Cela mesure la performance ou la précision globale du classifieur. [Witten et al., 2011] expliquent que certains travaux utilisent trois bases de données : la base d'apprentissage, la base de validation et celle de test. La base de validation sert à optimiser les paramètres du classifieur obtenu à l'issue de la phase d'apprentissage. Ceci est pour améliorer les résultats de classification calculés pendant la phase de test.

Afin de mesurer la qualité du système de classification, nous utilisons des matrices de confusion.

Elles sont généralement utilisées dans le cas d'une classification multi-classe. Elles permettent de montrer rapidement et explicitement les résultats de classification selon chacune des classes prédéfinies. Il s'agit de matrices de représentation en deux dimensions dans lesquelles les lignes correspondent aux différentes classes réelles tandis que les colonnes correspondent aux classes estimées par le classifieur (voir figure 2.16).

Dans le cadre de notre étude de diagnostic de défaillances, nous avons une classe normale N et différentes classes de défaillances I, S, G et B qui ont été présentés précédemment. La classe N est présentée par la première ligne et colonne. Nous trouvons sur la diagonale ce que l'on appelle les 'Vraies Normales' (VN) ou 'True Positive' ainsi que les 'Vraies Défaillances' (VD) ou 'True Negative'. VN et VD représentent donc les instances bien classées que ce soit en fonctionnement normal (N) ou en cas de défaillances (D).

En ce qui concerne la première colonne à partir de la deuxième case, il s'agit des défaillances classées en tant que fonctionnement normal c'est-à-dire les 'Fausses Normales' (FN) ou 'False Positive'. Ceci est l'image directe de la non détection de défaillances. Quant à la première ligne à partir de la deuxième case, il s'agit des instances normales classées en tant que défaillances c'est-à-dire les 'Fausses Défaillances' (FD) ou 'False Negative'. Ce sont les fausses alertes qui déclenchent le système d'alarmes sans qu'il n'y ait de vraie défaillance. Enfin, en ce qui concerne les cases restantes, ce sont des instances de Défaillances Mal Classées (DMC). Il s'agit donc d'une défaillance classée en tant que défaillance sauf que ce n'est pas la bonne classe. Ce genre de situation pourrait déclencher une alarme prévenant qu'il y ait une défaillance or elle ne correspond pas à celle censée être détectée. Ceci pourrait induire en erreur les agents de maintenance concernant la prévision des pièces de rechange et des actions correctives à mettre en œuvre.

	N	I	S	G	B
N	VN	FD			
I	FN	VD	DMC		
S			VD	DMC	
G				VD	DMC
B					VD

Classes réelles (pointe vers les lignes)

Classes estimées (pointe vers les colonnes)

FIGURE 2.16: Matrice de confusion

Il existe plusieurs indicateurs pour mesurer la performance de la classification : le taux de bonne classification, le rappel, la précision, la F-mesure, la courbe de ROC, etc. Nous adoptons le taux de bonne classification comme outil de mesure de performance, appelé en anglais 'accuracy' et

donné par l'équation (2.2) :

$$Accuracy = \frac{VN + VD}{N + D} \quad (2.2)$$

Cet outil donne une image favorable concernant la bonne classification et donc la bonne détection de défaillances.

Le but, dans un premier temps, est d'étudier le taux de bonne classification sur les données mesurées sur le dossier que ce soit en forme de base de données agrégées ou séquentielles ('N-1' et 'N-3') tout en utilisant différents algorithmes de classification. Nous rappelons que la classification est effectuée selon la méthode de la validation croisée. Les tableaux 2.4, 2.5 et 2.6 donnent les taux de bonne classification pour six algorithmes ayant obtenu les meilleurs résultats avec les bases de données agrégées, 'N - 1' et 'N - 3' respectivement. Ces bases de données contiennent respectivement 114, 1305 et 1299 instances dont environ 20 % de défaillances. Rappelons que ces données sont issues des mesures réelles sur le siège d'avion. Quant aux classifieurs retenus, ils sont : "J48", "Multilayer Perceptron", "PART", "BayesNet", "JRip" et "Random Forest".

	<i>Base de données agrégées</i>
<i>Classifieur</i>	Taux de bonne classification (%)
<i>J48</i>	91.2281
<i>Multilayer Perceptron</i>	92.1053
<i>PART</i>	91.2281
<i>BayesNet</i>	91.2281
<i>JRip</i>	90.3509
<i>Random Forest</i>	92.7368

TABLE 2.4: Résultats de classification obtenus avec la base de données agrégées

	<i>Base de données séquentielles 'N-1'</i>
<i>Classifieur</i>	Taux de bonne classification (%)
<i>J48</i>	93.7931
<i>Multilayer Perceptron</i>	93.41
<i>PART</i>	93.5632
<i>BayesNet</i>	93.5632
<i>JRip</i>	93.6398
<i>Random Forest</i>	94.0996

TABLE 2.5: Résultats de classification obtenus avec la base de données séquentielles 'N-1'

Nous remarquons que les résultats sont généralement corrects et nous obtenons des taux de bonne classification supérieur à 90 % ce qui se traduit par une détection de 9 défaillances sur 10. Nous remarquons que la base de données séquentielles offre des meilleurs résultats que la

	Base de données séquentielles 'N-3'
Classifieur	Taux de bonne classification (%)
J48	93.2263
Multilayer Perceptron	93.1486
PART	93.9184
BayesNet	92.7842
JRip	93.9184
Random Forest	94.9962

TABLE 2.6: Résultats de classification obtenus avec la base de données séquentielles 'N-3'

base de données agrégées. Ceci est lié au fait qu'il y a plus d'instances dans le cas de la base de données séquentielles et que cette dernière contient des instances plus représentatives des cas réels que celles se trouvant dans la base de données agrégées.

La figure 2.17 présente un exemple d'arbre de décision obtenu dans le cas de la base de données 'N-1' en utilisant l'algorithme "J48". Ceci montre le déroulement du fonctionnement du classifieur afin de classer chaque nouvelle instance. La matrice de confusion de cet exemple est présentée par la figure 2.18.

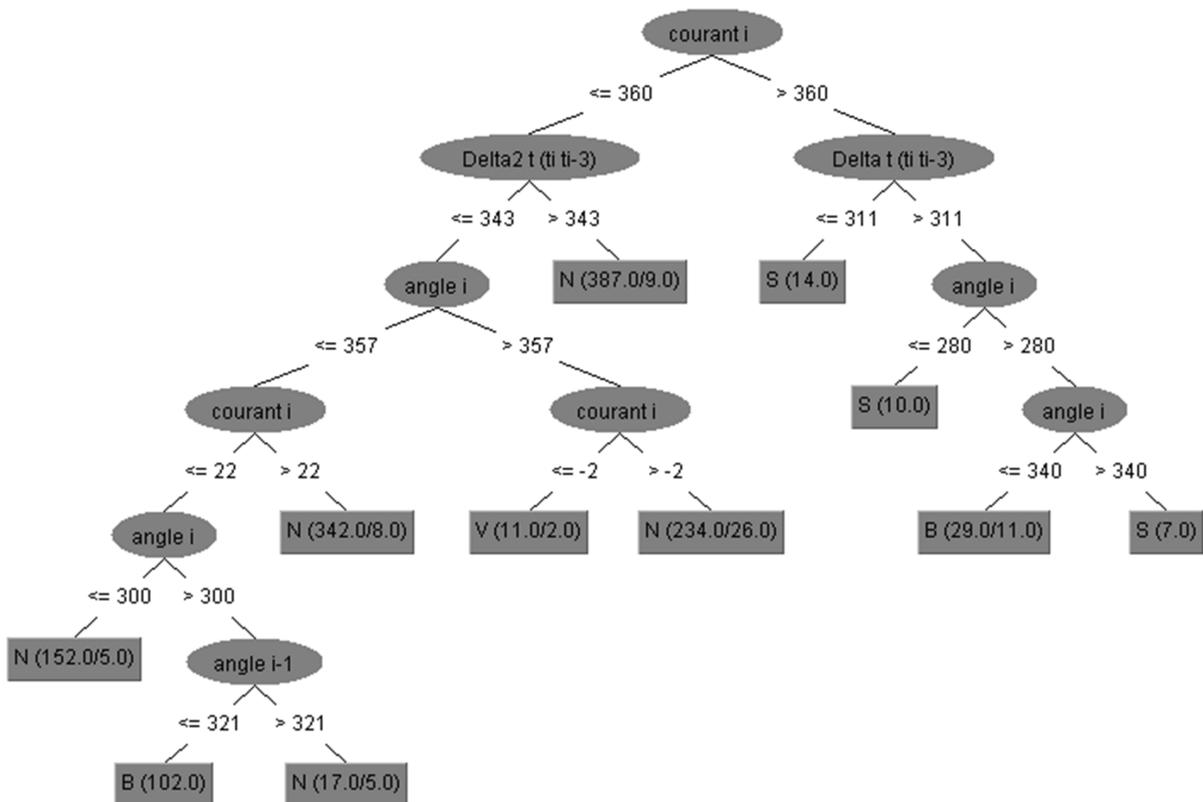


FIGURE 2.17: Exemple d'arbre de décision obtenu dans le cas de la base de données 'N-1' en utilisant l'algorithme "J48"

Nous pouvons voir la performance obtenue par le classifieur "J48" dans le cadre de cet exemple

à partir du nombre d'instance sur la diagonale. Il s'agit de 1068 instances (VN) et de 156 instances (VD) bien classifiées. Tandis que seulement 13 fausses alertes (FD) ont été générées. Aussi, seulement 52 défaillances (FN) n'ont pas été détectées par le classifieur et 16 défaillances ont été mal classées. Au total, le classifieur "J48" avec la base de données 'N-1' a réussi 1224 fois et a échoué 81 fois. Ceci donne un taux de réussite de 93.79 %. Ce bilan des résultats de classification est prometteur. En tenant compte des contraintes de sécurité exigée dans notre secteur d'activité, des améliorations sont à apporter afin d'augmenter le taux de détection de défaillances.

	N	I	S	G	B
N	1068	9	2	1	1
I	34	7	0	0	0
S	6	0	29	0	13
G	3	0	0	3	0
B	9	0	3	0	117

FIGURE 2.18: Matrice de confusion obtenue par l'algorithme "J48" dans le cas de la base de données 'N-1'

Dans la suite de cette thèse, nous allons essayer d'augmenter la performance des classifieurs tout en apportant des nouvelles connaissances provenant des observateurs d'état.

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés au diagnostic de défaillances à base de classification. Le protocole expérimental puis les campagnes de mesures ont été expliqués. Cette phase d'expérimentation a abouti à la construction des bases de données nécessaires à la classification. Ensuite, les paramètres ainsi que différents algorithmes de classification ont été exposés. Finalement, une application de ces algorithmes sur le dossier du siège a été réalisée et les résultats de la classification ont été étudiés.

Nous constatons que les résultats obtenus sur le dossier sont assez satisfaisant du point de vue de l'industrie classique. Or étant donné que le secteur d'activité de l'aéronautique exige un certain nombre de règles sécuritaires à respecter, nous souhaitons améliorer les résultats obtenus. Une amélioration en utilisant des techniques plus avancées est nécessaire afin de répondre aux attentes de ZAS. Ainsi, nous considérerons dans la suite des observateurs d'état pour augmenter la quantité de données disponibles, réduire les coûts ainsi que le nombre de capteurs physiques

utilisés. Ceci augmentera, par conséquent, la performance de la classification tout en ajoutant des nouvelles connaissances provenant des observateurs. Ces nouvelles connaissances sont des données estimées que l'on ne peut pas mesurer directement sur le siège réel. Elles sont ajoutées en tant qu'attributs supplémentaires à la base de données afin d'enrichir cette dernière. Ceci sera détaillé dans le chapitre 3.

Chapitre 3

Renforcement de la classification par des observateurs d'état

Sommaire

3.1	Introduction	63
3.2	Hybridation de méthodes pour améliorer la performance du diagnostic	64
3.3	Cadre de la validation	65
3.4	Estimation de données supplémentaires par les observateurs d'état	67
3.4.1	Observateur Linéaire	68
3.4.2	Observateur Non-Linéaire de type Takagi-Sugeno	71
3.4.3	Observateur Non-Linéaire de type Takagi-Sugeno à Entrées Inconnues	78
3.5	Conclusion	89

3.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons exposé la méthodologie de diagnostic à base de classification. Cette méthode peut employer différents types d'algorithmes comme par exemple ceux à base d'arbres de décision, à base de règles, à base de la logique floue, etc. La base de données utilisée dans le processus de la classification est l'un des principaux piliers qui peut jouer sur la performance obtenue. Une base de données de taille faible et non représentative peut donner des résultats avec un faible taux de classification. Ceci peut être dû à la minimisation du nombre de capteurs dans les systèmes industriels pour des questions de coût, de poids ou d'encombrement. L'une des solutions pour remédier à ce problème est l'enrichissement de la base de données de classification à travers des données supplémentaires. Le propos de ce chapitre est d'estimer ces données à l'aide des techniques à base de modèles comme les observateurs d'états.

Dans ce chapitre, nous nous intéresserons au diagnostic de défaillances à base de classification renforcée sur le dossier du siège. Cette classification utilise des bases de données augmentées pour améliorer le taux de classification et donc le taux de détection de défaillances. Elles seront construites à partir des données mesurées sur le siège ainsi que des données estimées par les observateurs d'état. Ces derniers constituent des capteurs logiciels permettant d'estimer les états à partir d'autres variables mesurées (par exemple estimer la vitesse à partir des mesures de la position ainsi que du couple d'entrée). Ces bases de données augmentées peuvent utiliser les données sous la forme agrégée ou séquentielle. Dans un premier temps, nous allons utiliser un observateur linéaire avec une base de données agrégées pour investiguer cette approche d'hybridation. Etant donné que l'observateur linéaire n'est valable qu'autour d'un seul point de fonctionnement, nous proposerons par la suite d'utiliser un observateur non-linéaire de type Takagi-Sugeno (TS) afin de prendre en compte le caractère non-linéaire du système. Cet observateur TS sera donc utilisé avec une base de données agrégées pour comparer ses résultats avec le cas d'observateur linéaire. Finalement, un observateur Takagi-Sugeno à entrées inconnues (TSEI) sera étudié afin de prendre en compte à la fois la non-linéarité du système et à la fois son entrée inconnue. Cette dernière représente le couple actionneur qui n'est pas mesuré dans les versions commerciales du siège. Dans ce troisième cas d'étude employant l'observateur TSEI, nous procéderons à l'utilisation des bases de données séquentielles qui sont mieux adaptées aux systèmes embarqués. Pour l'ensemble de ces cas, nous étudierons le taux de détection de défaillances avant l'ajout des données estimées et avec l'ajout des observateurs. Nous étudierons également le taux de fausses alertes.

3.2 Hybridation de méthodes pour améliorer la performance du diagnostic

L'objectif de cette partie est de présenter notre approche de diagnostic qui consiste à utiliser des stratégies mixtes pour le diagnostic de défaillances sur le dossier du siège. Ceci peut être réalisé en combinant des données et des informations provenant des deux familles de méthodes, à base de données et à base de modèles. Cette approche «consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision» [Bloch, 2003], et donc le diagnostic.

Dans le cadre de notre approche, la détection de défaillances s'effectue à l'aide des techniques de classification supervisée. Ces dernières requièrent des données historiques suffisantes pour pouvoir fonctionner correctement. Ceci veut dire qu'un grand nombre de capteurs est nécessaire pour avoir un système de classification efficace. Cependant, cela peut être considéré comme étant un inconvénient pour l'application des méthodes de classification sur notre siège d'avion ainsi que sur n'importe quel système aéronautique car, faute de restrictions d'espace et de coûts, nous ne pouvons pas intégrer un grand nombre de capteurs. D'où l'idée d'employer une stratégie d'hybridation et de combinaison dans le but d'augmenter la performance des algorithmes de classification à partir des données estimées. Un schéma bloc de l'approche est présenté dans la figure 3.1.

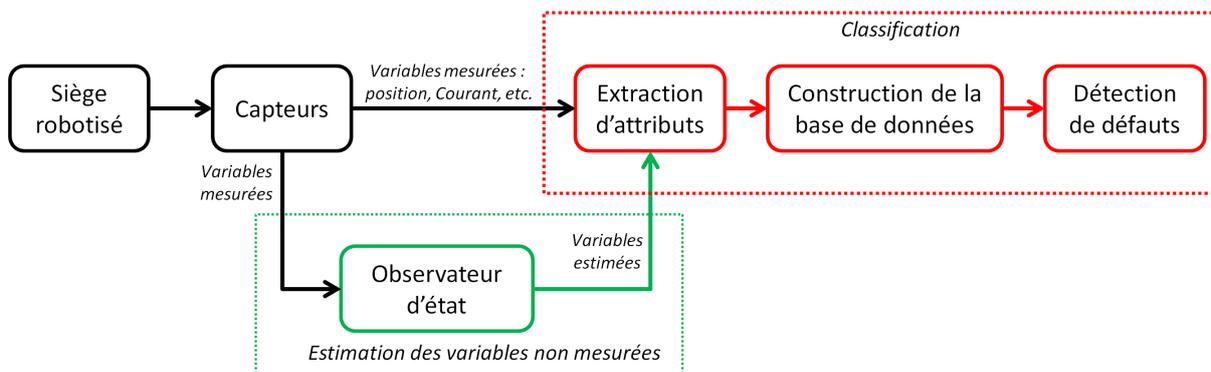


FIGURE 3.1: Schéma bloc de l'approche de diagnostic

Ce schéma montre comment les observateurs et la classification fonctionnent simultanément :

- Les différentes variables physiques mesurables sont collectées grâce à la présence des capteurs sur le siège. Ces mesures seront transformées en attributs.
- Les observateurs d'état sont utilisés en tant que capteurs logiciels afin d'enrichir la base de données. L'observateur s'appuie sur un modèle dynamique, décrivant le fonctionnement réel du siège, et fournit les estimations des données non mesurables comme attributs supplémentaires.

Ce renforcement en attributs est effectué en ajoutant les données estimées par l'observateur d'état dans la base de données provenant des mesures sur le siège. Une fois que l'on possède la base de données augmentée, nous déclenchons le processus de classification supervisée décrit dans le chapitre 2. Ce processus consiste à diviser cette base de données augmentée en base d'apprentissage et en base de test, à apprendre le classifieur et à classer les différents cas de fonctionnement dans le but de détecter les défaillances (voir figure 3.2).

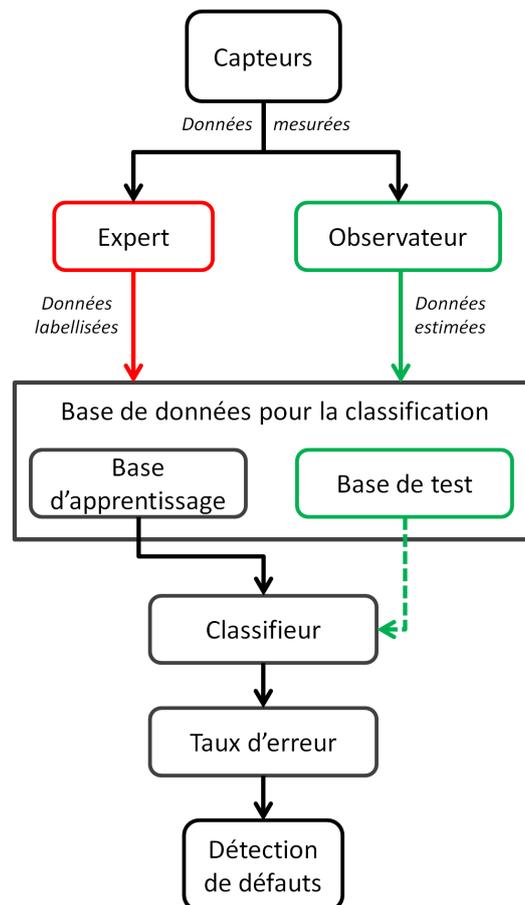


FIGURE 3.2: Flux de données dans le système de diagnostic

L'ajout des données estimées sur la base de données mesurées sert à enrichir cette dernière et donc à augmenter la connaissance sur le fonctionnement du siège c'est-à-dire rendre le classifieur plus fiable dans le but d'améliorer le taux de classification et donc le taux de détection de défaillances.

3.3 Cadre de la validation

Les observateurs d'état font partie des méthodes à base de modèles. Leur conception se base sur un modèle dynamique du système étudié. Nous rappelons que nous nous limitons, dans

ce chapitre, qu'au dossier du siège d'avion afin de faciliter la compréhension de la démarche adoptée. Celui-ci peut être modélisé par un pendule inversé entraîné par un actionneur électrique comme le montre la figure 3.3. L'entrée considérée est le couple fourni par le moteur pour mettre en mouvement le siège. La sortie mesurée est la position angulaire du dossier (θ). Notre objectif est donc d'estimer la vitesse angulaire ($\dot{\theta}$) en utilisant les observateurs d'états afin d'enrichir la base de données par cette estimation.

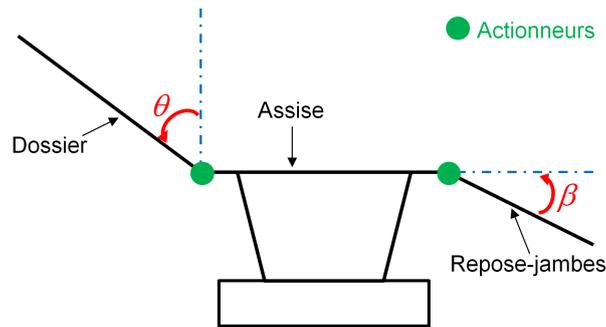


FIGURE 3.3: Différents segments du siège d'avion

Le modèle dynamique du dossier (pendule inversé) est obtenu à partir du formalisme Lagrangien qui décrit le mouvement d'un système mécanique en utilisant des équations liant ses entrées (couples et/ou forces appliqués aux actionneurs) à ses sorties (positions, vitesses et accélérations articulaires) [Khalil and Dombre, 1999, Siciliano and Khatib, 2008].

Le modèle dynamique du dossier est présenté par l'équation ci-dessous :

$$J\ddot{\theta}(t) - mgl \sin \theta(t) = u(t) \quad (3.1)$$

avec $u(t)$ qui représente le couple moteur appliqué ($N.m$) par l'actionneur et $\ddot{\theta}$ (rad/s^2) l'accélération angulaire. Les autres paramètres sont donnés dans le tableau 3.1 avec leurs valeurs numériques.

TABLE 3.1: Paramètres et valeurs numériques du modèle dynamique du dossier

Symbole	Paramètre	Unité	Valeur
m	Masse	kg	0.7
l	Longueur	m	0.33
J	Inertie	$kg.m^2$	0.0108
g	Accélération de pesanteur	$m.s^{-2}$	9.81

Nous obtenons à partir de l'équation (3.1) la représentation d'état en temps continu suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(\theta(t))x(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (3.2)$$

où $x(t) = \begin{bmatrix} \theta(t) \\ \dot{\theta}(t) \end{bmatrix}$, $u(t)$ et $y(t) = \theta(t)$ représentent respectivement les vecteurs d'état, l'entrée et la sortie du système.

$A(\theta(t)) \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$, $B \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$ et $C \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$ sont les matrices d'état, d'entrée et de sortie décrivant la dynamique du dossier et données par :

$$A(\theta(t)) = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \frac{mgl}{J} \times \frac{\sin\theta(t)}{\theta(t)} & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{J} \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}$$

La représentation d'état donnée par l'équation (3.2) servira par la suite à synthétiser les différents observateurs d'état (linéaire, TS et TSEI) afin d'estimer les variables d'état du dossier. Nous remarquons que cette représentation d'état contient une non-linéarité donnée par :

$$f(\theta(t)) = \frac{\sin\theta(t)}{\theta(t)} \quad (3.3)$$

et que celle-ci est bornée $\forall \theta(t)$ telle que $f(\theta(t)) \in [\underline{f}, \bar{f}]$ avec $\underline{f} \simeq -0.2172$ and $\bar{f} = 1$.

3.4 Estimation de données supplémentaires par les observateurs d'état

Dans la plupart des procédés industriels, l'état du système n'est pas complètement accessible. En effet, leur complexité ainsi que les contraintes de réduction du nombre de capteurs, rendent la tâche de mesurer les états très difficile. Par conséquent, dans un système à faible nombre de capteurs sur lequel nous possédons peu de connaissance, il est intéressant d'estimer les états non mesurables. Ceci est donc possible en utilisant les observateurs d'états. Un observateur est un système qui reconstruit l'état du système à partir des entrées et des sorties mesurées. La figure 3.4 schématise le fonctionnement d'un observateur d'état qui a les entrées $u(t)$ et les sorties $y(t)$ du système en entrée, et l'état estimé $\hat{x}(t)$ en sortie.

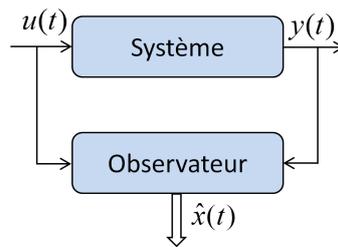


FIGURE 3.4: Schéma bloc d'un observateur d'état

3.4.1 Observateur Linéaire

Les premiers travaux de recherche dans le domaine des observateurs ont été menés par Kalman [Kalman et al., 1960, Kalman and Bucy, 1961], puis par Luenberger [Luenberger, 1964, Luenberger, 1971]. Ces travaux ont porté sur la synthèse d'observateurs pour les systèmes linéaires.

Avant de synthétiser notre observateur linéaire, il est nécessaire de linéariser le modèle du dossier qui contient une non linéarité donnée par (3.3). Cette linéarisation est faite autour du point de fonctionnement '0' (position érigée), en appliquant un développement de Taylor. Nous obtenons dans ce cas les matrices suivantes :

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \frac{mgl}{J} & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{J} \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

La représentation d'état d'un observateur linéaire peut être donnée par l'équation suivante :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + L(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (3.5)$$

où $\hat{x}(t)$ et $\hat{y}(t)$ représentent respectivement les vecteurs d'état et de sortie estimés. A , B et C sont les matrices données par (3.4).

La dynamique de l'erreur d'estimation, définie par $e = x(t) - \hat{x}(t)$, est donnée par l'équation (3.6) :

$$\dot{e}(t) = e = \dot{x}(t) - \dot{\hat{x}}(t) = (A - LC)e(t) \quad (3.6)$$

Avec L les gains de l'observateur qui sont calculés de telle sorte que l'erreur d'estimation soit asymptotiquement stable. Ceci se produit dans le cas où l'état estimé converge asymptotiquement vers l'état du système. La stabilité d'un tel observateur ainsi que la synthèse de gains peuvent être obtenues par la méthode de placement de pôles [Luenberger, 1971]. Cette dernière consiste à choisir les valeurs propres de $A - LC$ dans la partie réelle négative du plan complexe

afin de garantir la convergence de l'erreur d'estimation selon des performances spécifiées.

3.4.1.1 Application de l'observateur linéaire au dossier du siège considéré

Suite à la linéarisation du modèle du dossier, les gains L de l'observateur ont été calculés en choisissant les pôles désirés à '-5' et '-1' afin de garantir des performances suffisantes de l'observateur dans le cadre de notre application. Nous obtenons donc :

$$L = \begin{bmatrix} 5 \\ 215.5 \end{bmatrix}$$

Nous rappelons que notre but est d'améliorer la détection de défaillances à travers la classification. A l'aide de cet observateur et de nos données mesurées par les capteurs, nous cherchons donc à estimer la vitesse angulaire du dossier ($\dot{\theta}$) visant à enrichir la base de données de classification. Afin de valider l'observateur linéaire, la figure 3.5 présente à la fois la position angulaire et la vitesse angulaire à mesurer et celles estimées par l'observateur lors de la simulation d'un mouvement du dossier (une montée suivie par une pause et ensuite une descente). Nous remarquons que les données estimées par l'observateur (en rouge) suivent relativement bien les données à estimer (en vert) lors de ce mouvement.

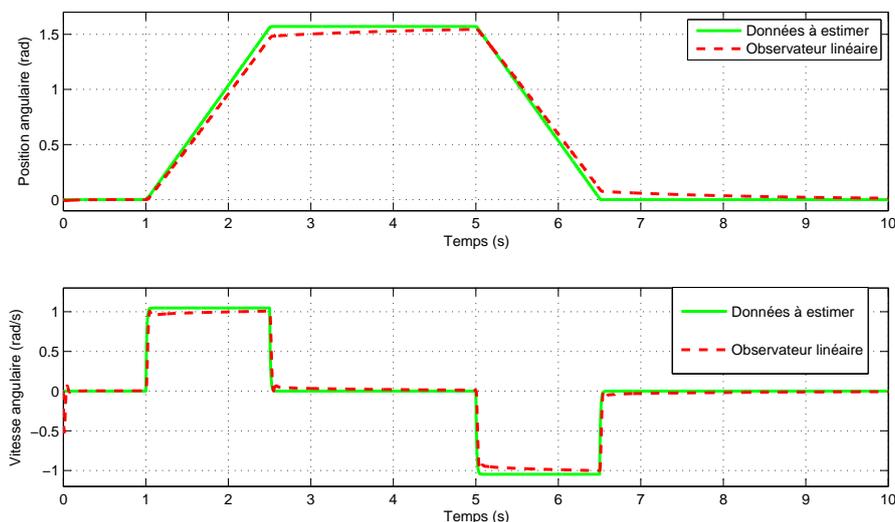


FIGURE 3.5: Résultats obtenus par l'observateur linéaire

L'erreur d'estimation de la vitesse angulaire est présentée dans la figure 3.6. Elle montre la dynamique de cette erreur. Nous constatons que l'erreur est significative à $t = 1s$, $t = 2.5s$, $t = 5s$ et $t = 6.5s$. Ce sont les instants où il y a un changement de mouvement. Ceci est

normal et montre la réaction de l'observateur ainsi que la convergence de l'erreur d'estimation. Rappelons par ailleurs que l'observateur linéaire n'est valide qu'autour du point de linéarisation. Ceci explique également les écarts obtenus lorsque le dossier du siège s'éloigne de la position '0'.

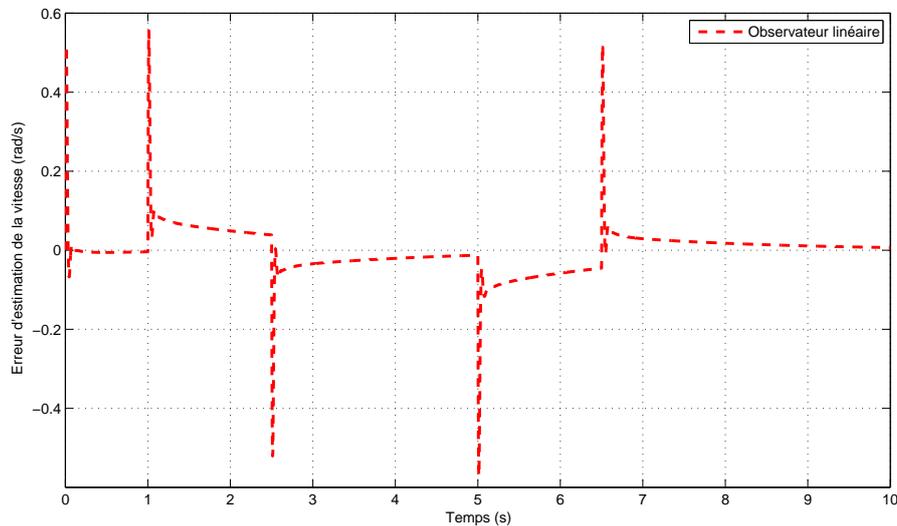


FIGURE 3.6: Erreur d'estimation obtenue par l'observateur linéaire

La vitesse angulaire estimée sera utilisée en tant qu'attribut supplémentaire afin d'enrichir la base de données de classification. Les résultats de classification sont donnés par la suite.

3.4.1.2 Résultats de classification avec l'observateur linéaire

Après avoir estimé la vitesse angulaire du dossier ($\dot{\theta}$) par l'observateur linéaire, cette dernière est injectée dans la base de données en tant qu'attribut supplémentaire. Nous nous limitons dans cette partie qu'à la base de données agrégées. Il s'agit d'une investigation sur l'approche d'hybridation proposée. L'objectif est de comparer les résultats de bonne classification avant l'ajout de l'attribut estimé et après cet ajout.

Nous présentons dans le tableau 3.2 les résultats de l'expérimentation sur le dossier du siège [Taleb et al., 2017a, Mazouzi et al., 2016]. Cinq algorithmes de classification ont été utilisés. Nous remarquons que dans trois cas sur cinq, l'ajout de l'attribut de la vitesse a amélioré les résultats de la classification. Ces trois classifieurs sont : "J48", "BayesNet" et "JRip". Ce dernier apporte le plus de gain 3.51% alors que "J48" apporte seulement 1.75 % et "BayesNet" n'apporte que 0.88 %.

Cet observateur se montre efficace et prometteur dans certains cas mais il dégrade les résultats

	<i>Base de données agrégées</i>	<i>Observateur linéaire</i>
<i>Classifieur</i>	Taux de bonne classification (%)	Taux de bonne classification (%)
<i>J48</i>	91.2281	92.9825
<i>Multilayer Perceptron</i>	92.1053	91.2281
<i>PART</i>	91.2281	89.4737
<i>BayesNet</i>	91.2281	92.1053
<i>JRip</i>	90.3509	93.8596

TABLE 3.2: Comparaison des résultats de classification sans données estimées et avec données estimées par l'observateur linéaire

dans deux cas sur cinq. Avec "PART", nous avons une perte de performance de l'ordre de 1.75 % et de 0.88 % avec "Multilayer Perceptron". Ceci paraît logique du fait que l'observateur linéaire n'est fonctionnel qu'autour d'un seul point de fonctionnement, autour de la position angulaire '0' en l'occurrence, et n'est plus performant dès que l'on s'éloigne de ce point de fonctionnement. D'où l'intérêt d'utiliser d'autres types d'observateurs pour prendre en compte la non-linéarité présente dans le système. Un observateur TS sera donc employé dans la partie suivante afin de répondre à ce besoin.

3.4.2 Observateur Non-Linéaire de type Takagi-Sugeno

Les observateurs linéaires ont été largement étudiés depuis les années soixante, que ce soit dans les domaines de la commande, de l'estimation (observation), de l'indentification ou même du diagnostic. Cependant, un observateur linéaire n'est valide qu'autour d'un point de fonctionnement (point de linéarisation). Étant donné que les systèmes réels, dont le siège d'avion de cette étude, sont de nature non-linéaire, l'hypothèse de la linéarité n'est plus valable que dans une zone restreinte de l'espace d'état. Par conséquent, l'observateur linéaire fournit des performances dégradées dès que l'on s'éloigne du point de fonctionnement [Ichalal, 2009].

La solution pour ce type de problématique est de prendre en compte les non-linéarités du système. Ceci permet d'étendre la zone de fonctionnement du modèle dans l'espace d'état. L'une des principales techniques pour prendre en compte les non-linéarités est la représentation floue de type TS [Takagi and Sugeno, 1985]. Cette dernière permet de représenter les systèmes non-linéaires par un ensemble de sous-modèles linéaires interpolés par des fonctions d'appartenance non-linéaires. L'intérêt d'une telle représentation est la possibilité d'étendre et d'utiliser les théories ainsi que les outils mathématiques valables pour les systèmes linéaires au cas des systèmes non-linéaires. Les sous-modèles permettent de représenter la dynamique du système autour d'un ensemble de points de fonctionnement particuliers de l'espace d'état [Tanaka and

[Wang, 2001]. Le formalisme flou intervient dans la détermination de la contribution de chacun de ces sous-modèles à la représentation globale. La méthode floue TS a été appliquée dans de nombreux domaines tels que la synthèse de lois de commandes, le suivi de trajectoire, le diagnostic, etc. [Bouibed et al., 2014a, Bouibed et al., 2014b, Ichalal et al., 2014, Seddiki et al., 2010, Seddiki, 2008, Guelton et al., 2008, Guelton, 2003, Patton et al., 1998].

La représentation floue TS permet de décrire les modèles par un ensemble de r règles du type [Tanaka and Wang, 2001, Takagi and Sugeno, 1985] :

$$R^i : \text{Si } z_1 \text{ est } F_1^i(z_1(t)) \text{ ET } z_2 \text{ ET } \dots \text{ ET } z_p \text{ est } F_p^i(z_p(t)) \text{ Alors } \begin{cases} \dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t) \\ y_i(t) = C_i x(t) \end{cases} \quad (3.7)$$

où R^i est la i^{me} règle et pour $j = 1, \dots, p$, $F_j^i(z_j(t))$ sont des sous-ensembles flous des prémisses associées à la j^{me} variable de prémisses $z_j(t)$. A_i , B_i et C_i sont les matrices décrivant la dynamique du système.

Une fonction de poids $w_i(z_j(t))$ est attribuée à chaque règle floue R^i . Cette fonction de poids détermine la contribution de chacun des sous-modèles dans la globalité du modèle dynamique en fonction du degré d'appartenance des variables de prémisses $z_j(t)$ aux sous-ensembles flous $F_j^i(z_j(t))$ et du choix de l'opérateur ET , telles que :

$$w_i(z(t)) = \prod_{j=1}^p F_j^i(z_j(t)) \text{ pour } i = 1, \dots, r. \quad (3.8)$$

avec $\forall t, w_i(z(t)) \in [0, 1]$.

On pose :

$$h_i(z(t)) = \frac{w_i(z(t))}{\sum_{i=1}^r w_i(z(t))} \quad (3.9)$$

avec $h_i(z(t))$ la fonction d'activation de la i^{me} règle du modèle flou. Les fonctions $h_i(z(t)) \in [0, 1]$ vérifient les propriétés de sommes convexes $\forall t \geq 0, \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) = 1$.

La représentation d'état d'un multi-modèles TS peut s'écrire sous la forme compacte suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) &= \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) \{A_i x(t) + B_i u(t)\} \\ y(t) &= \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) C_i x(t) \end{cases} \quad (3.10)$$

Différentes approches pour obtenir un multi-modèles TS ont été développées :

- La première approche est basée sur l'identification, à partir de données d'entrées et de sorties, d'un ensemble de modèles linéaires locaux autour de points de fonctionnement [Gasso et al., 2000].
- La deuxième approche est basée sur la linéarisation d'un modèle non-linéaire autour d'un ensemble de points de fonctionnement. Ensuite, une interpolation des modèles locaux, avec des fonctions d'appartenance floues (triangulaires, trapézoïdales, gaussiennes, etc.), donne naissance au modèle TS [Ma et al., 1998]. Cependant, ces fonctions d'appartenance ne garantissent pas une modélisation exacte des différentes non-linéarités reliant les sous-modèles.
- La troisième approche utilise des transformations polytopiques convexes et permet de fournir un multi-modèles TS représentant exactement un modèle non-linéaire sur un espace compact des variables d'états [Tanaka et al., 1998]. Nous utilisons la «décomposition en secteurs non-linéaires» [Tanaka and Wang, 2001, Morère, 2001] qui est la méthode de transformations convexes la plus utilisée. L'approche par secteurs non-linéaires ne constitue pas une approximation vis-à-vis la non-linéarité de systèmes. Cette méthode repose sur le principe que chacune des fonctions non-linéaires doit être bornée sur tout ou une partie de son espace d'état.

Dans la suite de ce manuscrit, les modèles TS sont obtenus à partir de la décomposition en secteurs non-linéaires. Cette dernière peut être réalisée selon le lemme suivant :

Lemme 3.1 ([Morère, 2001])

Pour $x \in [-b, a]$, $a, b \in \mathbb{R}^+$, la fonction $f(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ bornée sur $[-b, a]$ alors il existe toujours deux fonctions $w_1(x)$ et $w_2(x)$ ainsi que deux réels α et β tels que :

$$f(x) = \alpha \times w_1(x) + \beta \times w_2(x)$$

avec : $w_1(x) + w_2(x) = 1$, $w_1(x) \geq 0$ et $w_2(x) \geq 0$.

Preuve : Soient les scalaires α et β tels que $\alpha \leq f(x) \leq \beta$, on peut toujours écrire :

$$f(x) = \alpha \times w_1(x) + \beta \times w_2(x)$$

avec par exemple :

$$\alpha = \max(f(x)), \beta = \min(f(x)), w_1(x) = \frac{f(x) - \beta}{\alpha - \beta} \text{ et } w_2(x) = \frac{\alpha - f(x)}{\alpha - \beta}$$

Exemple :

On considère la non-linéarité $f(\theta(t))$ présente dans le modèle du dossier et donnée par (3.3). Le système non-linéaire prend la forme suivante :

$$\dot{\theta}(t) = \frac{\sin(\theta(t))}{\theta(t)} \theta(t) \quad (3.11)$$

La non-linéarité à traiter $f(\theta(t))$ est continue et bornée pour t et $\theta(t)$ tel que $f(\theta(t)) \in [\underline{f}, \bar{f}]$ avec $\underline{f} \simeq -0.2172$ et $\bar{f} = 1$. D'après le lemme 3.1 nous pouvons écrire :

$$f(\theta(t)) = \underbrace{\frac{(\sin \theta(t)/\theta(t)) + 0.2172}{1 - 0.2172}}_{h_1(\theta(t))} \times 1 + \underbrace{\frac{1 - f(\theta(t))}{1 - 0.2172}}_{h_2(\theta(t))} \times 0.2172 \quad (3.12)$$

Le système non-linéaire (3.11) peut donc être réécrit sous la forme d'un multi-modèles TS données par :

$$\dot{\theta}(t) = \sum_{i=1}^2 h_i(\theta(t)) a_i \theta(t) \quad (3.13)$$

où $a_1 = \bar{f}$ et $a_2 = \underline{f}$.

Remarque : Le nombre de règles floues dans le modèle TS dépend directement du nombre des non-linéarités à découper dans le modèle non-linéaire du système. Pour un système contenant n non-linéarités, le modèle TS est donc constitué de 2^n règles floues.

Après avoir présenté les modèles TS, nous présentons la synthèse d'observateurs TS. Ce dernier est basé sur la représentation TS décrite précédemment. Il s'agit d'une extension de celui de Luenberger [Luenberger, 1971] pour les systèmes linéaires avec $\hat{x}(t)$ le vecteur d'état reconstruit et L_i les gains de l'observateur [Tanaka et al., 1998] :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(\hat{\xi}(t)) (A_i \hat{x}(t) + B_i u(t) + L_i (y(t) - \hat{y}(t))) \\ \hat{y}(t) = C \hat{x}(t) \end{cases} \quad (3.14)$$

L'erreur d'estimation d'état est définie par :

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t) \quad (3.15)$$

Hypothèse 1 : Dans toute la suite, nous supposons que les variables de prémisses sont mesurables, i.e., $\hat{\xi}(t)$ est remplacé par $\xi(t)$ dans (3.14). De ce fait, l'observateur partage les mêmes variables de prémisses avec le modèle du système, ce qui permet d'éviter l'apparition des produits $h_i(\hat{x}(t))h_j(x(t))$. Ceci facilite l'étude de la dynamique de l'erreur d'estimation qui peut être donnée par :

$$\dot{e}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(\xi)(A_i - L_i C)e(t) \quad (3.16)$$

La détermination des gains L_i de l'observateur (3.14) dépend directement de la stabilité du système générant l'erreur d'estimation d'état et de la convergence de cette dernière. Dans [Patton et al., 1998], l'analyse de la stabilité via une fonction de Lyapunov quadratique permet d'obtenir des conditions sous la forme d'Inégalités Linéaires Matricielles (LMIs) [Boyd et al., 1994], pour la synthèse de l'observateur TS comme le montre le théorème 3.1 :

Théorème 3.1 ([Patton et al., 1998]) *L'erreur d'estimation d'état converge asymptotiquement vers zéro s'il existe une matrice $P = P^T > 0 \in \mathbb{R}^{n \times n}$ et des matrices $L_i \in \mathbb{R}^{n \times m}$ telles que les conditions suivantes soient satisfaites :*

$$A_i^T P + P A_i - C^T N_i^T - N_i C < 0 \quad (3.17)$$

$$i = 1, \dots, r$$

Les gains de l'observateur sont obtenus à partir du changement de variable :

$$L_i = P^{-1} N_i \quad (3.18)$$

[Patton et al., 1998] ont proposé une amélioration des performances de l'observateur par les spécifications d'un taux de décroissance $\lambda > 0$. L'équation (3.17) se transforme dans ce cas en (3.19) avec $\lambda > 0$. L'analyse de stabilité ainsi que le calcul des gains L_i peuvent se faire en respectant la condition donnée par :

$$A_i^T P + P A_i - C^T N_i^T - N_i C + 2\lambda P < 0 \quad (3.19)$$

où $\lambda > 0$ est le taux de décroissance exponentiel de la fonction de Lyapunov quadratique $V(x(t)) = x^T(t)Px(t)$, avec $P = P^T > 0$.

3.4.2.1 Application de l'observateur TS au dossier du siège considéré

Nous rappelons que le dossier du siège a une seule sortie qui est la position angulaire (θ) et une seule non-linéarité (3.3). L'observateur TS du dossier du siège prend donc la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \sum_{i=1}^2 h_i(\theta(t)) (A_i \hat{x}(t) + Bu(t) + L_i(\theta(t) - \hat{\theta}(t))) \\ \hat{\theta}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (3.20)$$

avec :

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \frac{mgL}{J} \times \bar{f} & 0 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \frac{mgL}{J} \times \underline{f} & 0 \end{bmatrix}$$

et les fonctions d'appartenances $h_1(\theta(t))$ et $h_2(\theta(t))$ définies en (3.12).

Les gains L_i de l'observateur sont calculés suite à la résolution des LMIs présentées par le théorème 3.1 à l'aide de la LMI Toolbox de Matlab [Gahinet et al., 1995] avec $\lambda = 5$. Nous obtenons les deux vecteurs de gains suivants :

$$L_1 = \begin{bmatrix} 13.3764 \\ 294.7022 \end{bmatrix}, L_2 = \begin{bmatrix} 13.3764 \\ 38.4599 \end{bmatrix}$$

Afin de valider la performance de l'observateur TS en le comparant à l'observateur linéaire (3.5) en simulation, un mouvement identique à celui effectué dans la partie de l'observateur linéaire (3.5) est produit. La figure 3.7 donne les courbes de la position angulaire et la vitesse angulaire dans les trois cas suivant : les données à estimer en vert, les données estimées par l'observateur linéaire (3.5) en rouge et les données estimées par l'observateur TS (3.20) en noir. Nous pouvons remarquer que l'observateur TS fournit des meilleures estimations par rapport à celles fournies par l'observateur linéaire.

La figure 3.8 donne les erreurs d'estimation de la vitesse angulaire dans les cas d'observateur linéaire et d'observateur TS. Nous remarquons que l'erreur d'estimation de l'observateur TS converge plus vite que celle de l'observateur linéaire et surtout lors des changements de mouvement à $t = 1s$, $t = 2.5s$, $t = 5s$ et $t = 6.5s$. Ceci prouve la supériorité de performance de l'observateur TS par rapport au linéaire et du fait que l'on prenne en compte la non-linéarité du système. L'observateur TS donne donc des meilleures estimations qui seront utilisés dans le

processus de classification afin de détecter les défaillances de notre siège d'avion.

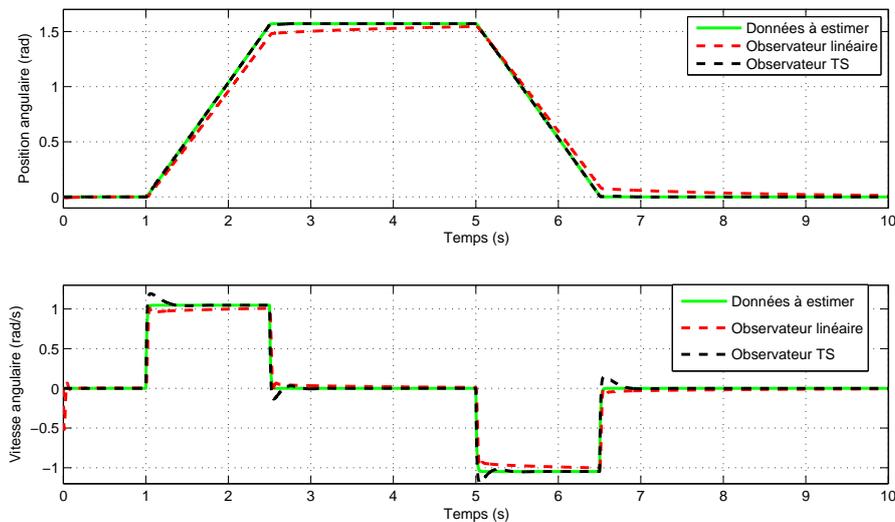


FIGURE 3.7: Comparaison des résultats obtenus par les observateurs linéaire et TS

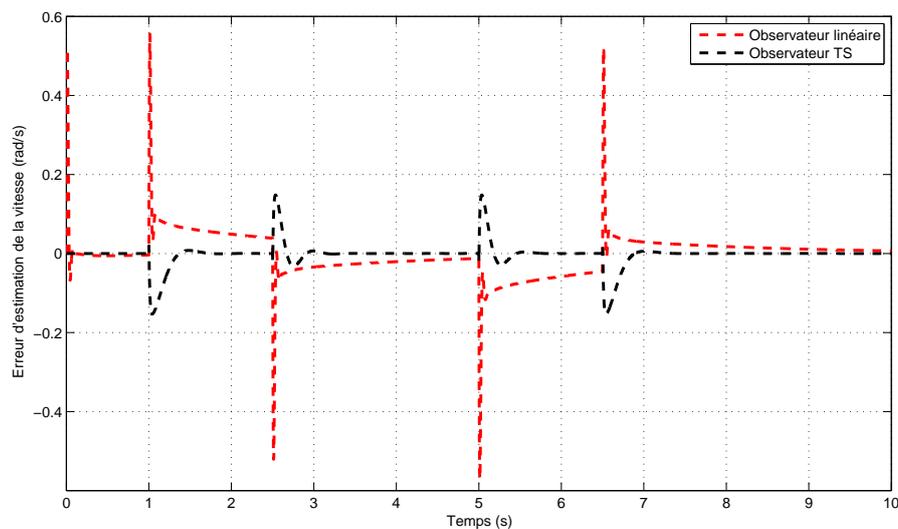


FIGURE 3.8: Comparaison des erreurs d'estimation obtenues par les observateurs linéaire et TS

3.4.2.2 Résultats de classification avec l'observateur TS

Dans cette partie, nous procédons de la même façon qu'avec l'observateur linéaire. La vitesse angulaire estimée par l'observateur TS est ajouté à la base de données agrégées et les résultats de classification sont donnés dans le tableau 3.3 [Taleb et al., 2017b]. Le but est d'une part d'analyser l'impact de l'ajout de la vitesse estimée par l'observateur TS aux taux de classification, et d'autre part de comparer la performance obtenue par l'observateur TS à celle obtenue

par l'observateur linéaire.

Nous constatons, avec les cinq classifieurs utilisés précédemment, que les taux de bonne classification ont été améliorés suite l'ajout de l'attribut estimé. Les classifieurs "J48" et "JRip" fournissent les meilleurs gains 2.63 % alors que "PART" et "Multilayer Perceptron" apportent le gain le plus faible de l'ordre de 0.88 %. Quant à "BayesNet", il apporte 1.75 % de gain.

	<i>Base de données agrégées</i>	<i>Observateur linéaire</i>	<i>Observateur TS</i>
<i>Classifieur</i>	Taux de bonne classification (%)	Taux de bonne classification (%)	Taux de bonne classification (%)
<i>J48</i>	91.2281	92.9825	93.8596
<i>Multilayer Perceptron</i>	92.1053	91.2281	92.9825
<i>PART</i>	91.2281	89.4737	92.1053
<i>BayesNet</i>	91.2281	92.1053	92.9825
<i>JRip</i>	90.3509	93.8596	92.9825

TABLE 3.3: Comparaison des résultats de classification entre l'observateur linéaire et l'observateur TS

Nous remarquons également que l'ajout d'attributs estimés par l'observateur TS améliore dans quatre cas sur cinq les résultats en le comparant à l'attribut estimé par l'observateur linéaire. Ces quatre classifieurs sont "J48", "Multilayer perceptron", "PART" et "BayesNet". Nous remarquons que cette amélioration est parvenue par les quatre types de classifieurs utilisés : arbre de décision, à base de règles, bayésien et à base de réseaux de neurones. Ces résultats nous confirment que l'observateur TS fournit de meilleures estimations que l'observateur linéaire. Nous concluons donc que l'observateur TS est plus adapté à la détection et au diagnostic de défaillances que l'observateur linéaire. Nous utiliserons la représentation TS dans le reste de cette thèse. Dans la partie suivante, un observateur TSEI sera employé afin de tenir compte du fait que le couple articulaire ne peut pas être mesuré dans les versions commerciales du siège du fait de l'absence de capteurs.

3.4.3 Observateur Non-Linéaire de type Takagi-Sugeno à Entrées Inconnues

Un processus physique est piloté par des entrées qui peuvent être connues ou inconnues. Les entrées connues sont des grandeurs mesurables. Quant aux entrées inconnues, elles peuvent être des grandeurs non mesurées, des perturbations, des bruits de mesures, etc. Plusieurs travaux ont déjà été réalisés sur les observateurs à entrées inconnues et qui montrent l'efficacité de ce type

d'observateurs dans la détection de défauts [Tan et al., 2015, Schubert et al., 2011, Guelton et al., 2008, Marx et al., 2007, Guerra et al., 2004, Guelton, 2003]. Parfois, certains couples de commande rentrent dans la catégorie des entrées inconnues à cause de l'absence de capteurs dédiés ce qui est le cas dans notre étude.

Dans le cas d'observateurs linéaire et TS présentés précédemment, l'entrée, qui est le couple actionneur, a été estimée par la dynamique inverse à partir du modèle du dossier. Or l'approche de la dynamique inverse pour l'estimation des couples d'entrée a un inconvénient majeur qui se résume par l'obligation de calculer les dérivées première et seconde de la position, qui sont très sensibles au bruit et sources d'erreurs d'estimation [Guelton et al., 2008]. D'où l'intérêt d'utiliser l'observateur à entrées inconnues afin d'estimer le couple de l'actionneur non mesurable et d'améliorer la performance du système de diagnostic.

La synthèse d'un observateur à entrées inconnues nécessite de fixer des hypothèses sur la dynamique de l'entrée non mesurée. Étant donné que les différents segments du siège, dont le dossier, se déplacent à des vitesses constantes, nous supposons que $\ddot{\theta} = 0$ et donc, à partir de (3.1), on peut écrire :

$$\dot{u}(t) \simeq -mgl\dot{\theta}(t) \cos \theta(t) \quad (3.21)$$

La considération d'un système augmenté (système non linéaire + dynamique de l'entrée inconnue) est nécessaire pour la synthèse de l'observateur à entrées inconnues. Nous utilisons donc un vecteur d'état augmenté donné par (3.22) :

$$x_a(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ u(t) \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

Le système augmenté peut être obtenu à partir de (3.2) et (3.22). Il est donné par :

$$\begin{cases} \dot{x}_a(t) = \tilde{A}(\theta(t))x_a(t) \\ \theta(t) = \tilde{C}x_a(t) \end{cases} \quad (3.23)$$

$$\text{avec } \tilde{A}(\theta(t)) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ \frac{mgl}{J} \times \frac{\sin\theta(t)}{\theta(t)} & 0 & \frac{1}{J} \\ 0 & -mgl \cos \theta(t) & 0 \end{bmatrix} \text{ et } \tilde{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

La matrice d'état $\tilde{A}(\theta(t))$ contient deux non-linéarités $\frac{\sin\theta(t)}{\theta(t)} \in [-\rho, 1]$ avec $\rho \approx 0.2172$ et $\cos \theta(t) \in [-1, 1]$.

D'après le lemme 3.1 nous pouvons écrire :

$$\frac{\sin \theta(t)}{\theta(t)} = \omega_{11}(\theta(t)) \times 1 + \omega_{12}(\theta(t)) \times (-\rho) \quad (3.24)$$

avec $\omega_{11}(\theta(t)) = \frac{\sin \theta(t) + \rho \theta(t)}{(1+\rho)\theta(t)} \geq 0$, $\omega_{12}(\theta(t)) = \frac{\theta(t) - \sin \theta(t)}{(1+\rho)\theta(t)} \geq 0$ et $\omega_{11}(\theta(t)) + \omega_{12}(\theta(t)) = 1$.

De même :

$$\cos \theta(t) = \omega_{21}(\theta(t)) \times 1 + \omega_{22}(\theta(t)) \times (-1) \quad (3.25)$$

avec $\omega_{21}(\theta(t)) = \frac{\cos \theta(t) + 1}{2} \geq 0$, $\omega_{22}(\theta(t)) = \frac{1 - \cos \theta(t)}{2} \geq 0$ et $\omega_{21}(\theta(t)) + \omega_{22}(\theta(t)) = 1$.

En appliquant la représentation floue présentée précédemment, nous obtenons le modèle TS du dossier suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}_a(t) = \sum_{i=1}^4 h_i(\theta(t)) \tilde{A}_i x_a(t) \\ \theta(t) = \tilde{C} x_a(t) \end{cases} \quad (3.26)$$

avec

$$\tilde{A}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ \frac{mgl}{J} & 0 & \frac{1}{J} \\ 0 & -mgl & 0 \end{bmatrix}, \quad \tilde{A}_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -\frac{\rho mgl}{J} & 0 & \frac{1}{J} \\ 0 & -mgl & 0 \end{bmatrix},$$

$$\tilde{A}_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ \frac{mgl}{J} & 0 & \frac{1}{J} \\ 0 & mgl & 0 \end{bmatrix}, \quad \tilde{A}_4 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -\frac{\rho mgl}{J} & 0 & \frac{1}{J} \\ 0 & mgl & 0 \end{bmatrix},$$

et avec les fonctions d'activations suivantes :

$$h_1(\theta(t)) = \omega_{11}(\theta(t))\omega_{21}(\theta(t)), \quad h_2(\theta(t)) = \omega_{12}(\theta(t))\omega_{21}(\theta(t)),$$

$$h_3(\theta(t)) = \omega_{11}(\theta(t))\omega_{22}(\theta(t)) \text{ et } h_4(\theta(t)) = \omega_{12}(\theta(t))\omega_{22}(\theta(t)),$$

qui respectent la propriété de somme convexe $\sum_{i=1}^4 h_i(\theta(t)) = 1$.

L'observateur à entrées inconnues s'écrit alors :

$$\begin{cases} \hat{x}_a(t) = \sum_{i=1}^4 h_i(\theta(t)) \left(\tilde{A}_i \hat{x}_a(t) + \tilde{L}_i(\theta(t)) - \hat{\theta}(t) \right) \\ \hat{\theta}(t) = \tilde{C} \hat{x}_a(t) \end{cases} \quad (3.27)$$

Nous utilisons la même démarche que celle présentée dans le cas d'observateurs TS pour l'analyse de stabilité et le calcul des gains. Nous étudions donc la dynamique de l'erreur de l'obser-

vateur TS à entrées inconnues donnée par :

$$e_a(t) = x_a(t) - \hat{x}_a(t) \quad (3.28)$$

Nous obtenons, à partir de (3.26) et (3.27), la dynamique de l'erreur d'estimation :

$$\dot{e}_a(t) = \sum_{i=1}^4 h_i(\theta(t))(\tilde{A}_i - \tilde{L}_i \tilde{C})e_a(t) \quad (3.29)$$

3.4.3.1 Application de l'observateur TSEI au dossier du siège considéré

Suite à la résolution des conditions LIMs données par le théorème 3.1 et avec $\lambda = 5$, nous obtenons les gains \tilde{L}_i de l'observateur TSEI :

$$\tilde{L}_1 = \begin{bmatrix} 22.0217; 2.5080; -5.2037 \end{bmatrix}, \quad \tilde{L}_2 = \begin{bmatrix} 34.9090; 2.0772; -3.7829 \end{bmatrix},$$

$$\tilde{L}_3 = \begin{bmatrix} 22.0217; 2.6524; -5.2037 \end{bmatrix}, \quad \tilde{L}_4 = \begin{bmatrix} 34.9090; 2.2217; -3.7829 \end{bmatrix}.$$

Dans un premier temps, nous procédons de la même façon que les deux observateurs précédents pour valider l'observateur TSEI en simulation. Il s'agit d'estimer à la fois la position angulaire et la vitesse angulaire par rapport au mouvement effectué par le dossier. La figure 3.9 montre les courbes dans les quatre cas : les données à estimer en vert, les données estimées par l'observateur linéaire en rouge, les données estimées par l'observateur TS en noir et les données estimées par l'observateur TSEI en bleu.

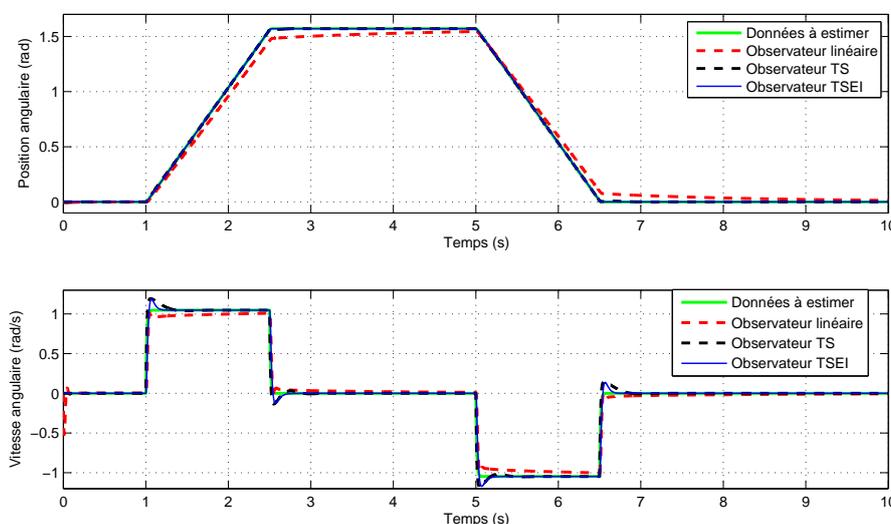


FIGURE 3.9: Comparaison des résultats obtenus par les observateurs linéaire, TS et TSEI

Quant aux erreurs d'estimation de l'état des trois observateurs, elles sont données par la figure 3.10. Cette dernière montre la rapidité de l'observateur TSEI à converger par rapport aux autres observateurs. Ceci justifie l'intérêt d'utiliser ce type d'observateur et de prendre en compte l'entrée inconnue du système.

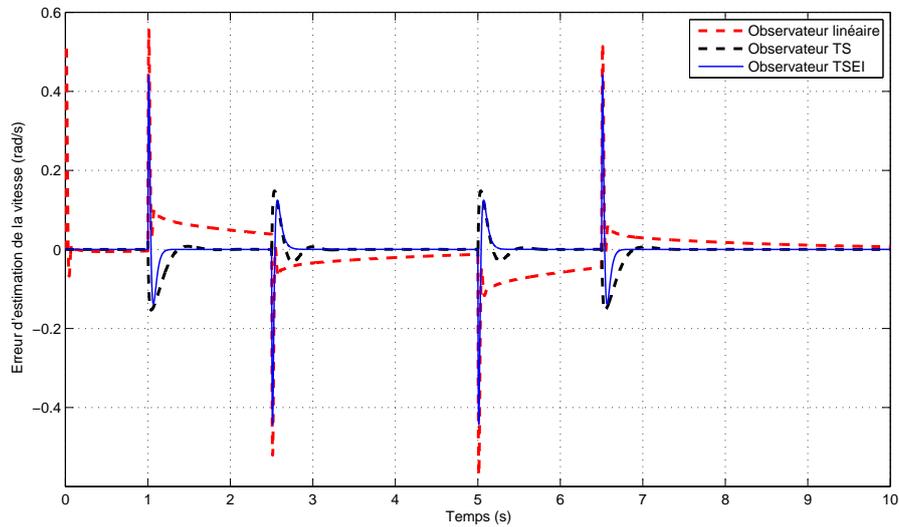


FIGURE 3.10: Comparaison des erreurs d'estimation obtenues par les observateurs linéaire, TS et TSEI

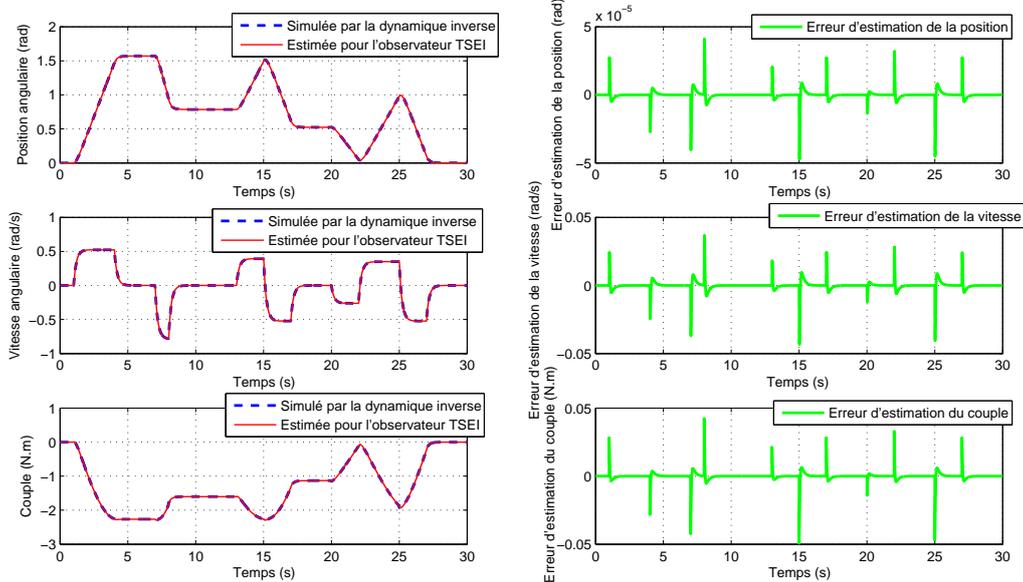


FIGURE 3.11: Comparaison entre la dynamique inverse et l'observateur TSEI

Dans le cadre d'une simulation plus complète, la figure 3.11 montre d'une part la position mesurée par le capteur, la vitesse et le couple calculés par la dynamique inverse, et d'autre part

les estimations de la position, de la vitesse et du couple par l'observateur TSEI. Nous observons également dans la partie droite de la figure les erreurs d'estimations de la position, de la vitesse et du couple. Nous pouvons remarquer que l'observateur TSEI fournit des estimations fiables avec de faibles erreurs. Nous rappelons que la dynamique inverse a un inconvénient majeur qui se résume par l'obligation de calculer les dérivées première et seconde de la position, qui sont très sensibles au bruit. Tandis que l'observateur TSEI permet de contourner cet inconvénient [Guelton et al., 2008].

Afin de clarifier ce point et de montrer l'efficacité de l'observateur TSEI en présence du bruit, nous avons ajouté un bruit bleu de puissance spectrale de 10^{-12} et avec une période d'échantillonnage de 10^{-3} ms à la valeur de la position mesurée. La figure 3.12 donne les résultats correspondants. Nous pouvons remarquer que la dynamique inverse est fortement influencée par le bruit ajouté, que ce soit en termes de vitesse ou de couple, tandis que l'observateur TSEI fournit toujours de bonnes estimations.

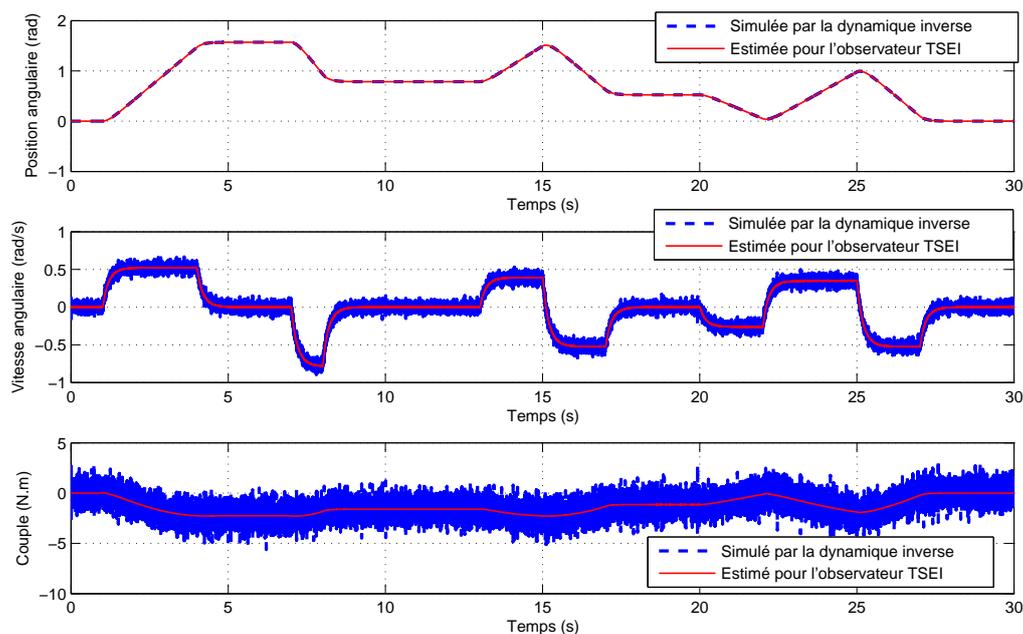


FIGURE 3.12: Comparaison entre la dynamique inverse et l'observateur TSEI en présence de bruit

Étant donné que l'on ne possède pas de capteur mesurant le couple sur les sièges d'avion, l'objectif est d'utiliser l'observateur TSEI qui se montre fiable, rapide et adapté à notre application. Cet observateur sera utilisé dans la suite de cette thèse et appliqué sur le siège global dans le but de diagnostiquer les défaillances. La figure 3.13 montre la position angulaire mesurée et celle estimée dans la première partie à partir d'une série de mesures expérimentales en présence

de défaillances de type glissement mécanique. Cette défaillance s'est produite à six reprises (à $t = 43s$, $t = 63s$, $t = 91s$, $t = 122s$, $t = 149s$ et $t = 172s$). La vitesse angulaire ainsi que le couple estimés sont tracés respectivement par les deux courbes rouge et verte. Ces deux estimations sont influencées par la défaillance comme on peut le voir clairement sur la courbe rouge de la vitesse angulaire qui subit une chute brutale à chaque glissement mécanique.

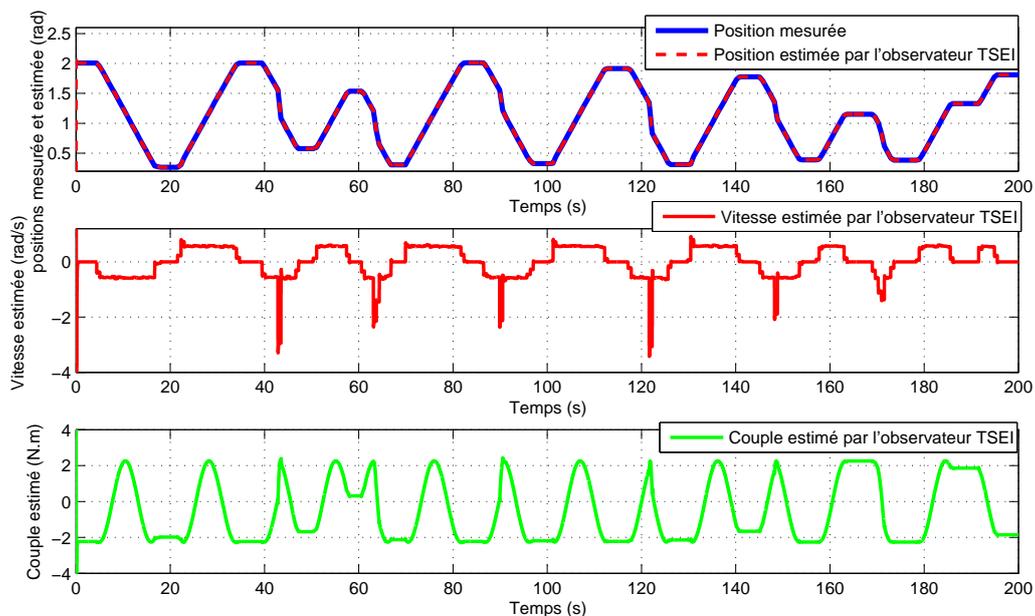


FIGURE 3.13: Estimations par l'observateur TSEI à partir d'une série de mesures expérimentales en présence de panne

3.4.3.2 Résultats de classification avec l'observateur TSEI

Dans cette partie, nous nous intéressons aux résultats de classification obtenus suite à l'ajout de la vitesse angulaire et du couple estimés par l'observateur TSEI. Trois séries d'expérimentation ont été réalisées :

- La première consiste à utiliser une base de données agrégées (cf chapitre 2, paragraphe 2.5.1.2).
- La deuxième consiste à utiliser une base de données séquentielles avec l'ajout d'une séquence ' $N - 1$ ' (cf chapitre 2, paragraphe 2.5.1.3).
- La troisième consiste à utiliser une base de données séquentielles avec l'ajout de trois séquences ' $N - 3$ ' (cf chapitre 2, paragraphe 2.5.1.3).

Les résultats de ces séries d'expérimentation sont donnés dans les tableaux 3.4, 3.5 et 3.6. Ces résultats sont donnés pour les quatre classifieurs ayant obtenus les meilleurs résultats. Le but

de cette partie est d'une part d'étudier l'impact de l'ajout des attributs estimés, et d'autre part de comparer les différents types de bases de données utilisées.

Le tableau 3.4 donne les résultats dans le cas de la base de données agrégées. Nous constatons que le taux de bonne classification a été amélioré dans trois cas sur quatre suite à l'ajout des deux attributs estimés par l'observateur TSEI. Quant au quatrième cas, avec le classifieur "Multilayer Perceptron", nous obtenons le même taux qui est de l'ordre de 92.1053 %. Un maximum de gain est obtenu par le classifieur "Random Forest" de l'ordre de 2.88 %.

<i>Classifieur</i>	<i>Sans données estimées</i>	<i>Observateur TSEI</i>
	Taux de bonne classification (%)	Taux de bonne classification (%)
<i>PART</i>	91.2281	92.1053
<i>JRip</i>	90.3509	92.9825
<i>Multilayer Perceptron</i>	92.1053	92.1053
<i>Random Forest</i>	92.7368	95.614

TABLE 3.4: Résultats de classification avec la base de données agrégées

Quant aux résultats obtenus en utilisant les bases de données séquentielles, ils sont donnés dans les deux tableaux 3.5 et 3.6. Nous constatons que quelque soit le classifieur utilisé, le taux de bonne classification a été amélioré suite à l'ajout des attributs estimés dans les deux cas ' $N - 1$ ' et ' $N - 3$ '. Les gains minimaux sont obtenus par "PART" dans les deux cas ' $N - 1$ ' et ' $N - 3$ ' et qui sont respectivement de l'ordre de 0.31 % et 0.23%. Quant aux gains maximaux, ils sont respectivement obtenus par "Random Forest" et "Multilayer Perceptron" dans les cas ' $N - 1$ ' et ' $N - 3$ ' avec 0.69 % et 0.62 %.

<i>Classifieur</i>	<i>Sans données estimées</i>	<i>Observateur TSEI</i>
	Taux de bonne classification (%)	Taux de bonne classification (%)
<i>PART</i>	93.5632	93.8697
<i>JRip</i>	93.6398	94.2529
<i>Multilayer Perceptron</i>	93.41	93.7165
<i>Random Forest</i>	94.0996	94.7893

TABLE 3.5: Résultats de classification avec la base de données séquentielles ' $N - 1$ '

Les résultats montrent que les gains obtenus dans le cas de la base de données agrégées sont plus élevés que ceux obtenus avec les bases de données séquentielles (un maximum de gain de 2.88 % dans le cas de la base de données agrégées, et de 0.69 % et 0.62 % dans les cas de ' $N - 1$ ' et ' $N - 3$ ' respectivement). Cependant, sans attributs estimés, les valeurs absolues des taux de

classification sont plus élevées en utilisant les bases de données séquentielles. La même performance est présente avec les attributs estimés ; les taux de classification sont meilleurs avec trois classifieurs sur quatre en utilisant les bases de données séquentielles en comparaison avec la base de données agrégées. Le classifieur “JRip” par exemple, avec la base de données agrégées et avec les attributs estimés, obtient 92.9825 % alors qu’il obtient 94.2529 % et 93.9184 % dans les cas ‘ $N - 1$ ’ et ‘ $N - 3$ ’. Cette différence de résultats est due à la taille des bases de données utilisée et notamment au nombre d’instances qu’elles contiennent. Dans le cadre de notre application, les bases de données agrégées contiennent chacune 114 instances seulement alors que les bases de données séquentielles contiennent près de 1300 instances. Ce nombre élevé d’instances est dû au fait que chaque acquisition, à chaque période d’échantillonnage, est une instance dans le cas séquentiel. Tandis que dans le cas agrégé, une instance représente un mouvement entier qui dure généralement plusieurs dizaines de périodes d’échantillonnage.

	<i>Sans données estimées</i>	<i>Observateur TSEI</i>
<i>Classifieur</i>	Taux de bonne classification (%)	Taux de bonne classification (%)
<i>PART</i>	93.6875	93.9184
<i>JRip</i>	93.6105	93.9184
<i>Multilayer Perceptron</i>	92.5327	93.1486
<i>Random Forest</i>	94.7652	94.9962

TABLE 3.6: Résultats de classification avec la base de données séquentielles ‘ $N - 3$ ’

D’après les taux de classification obtenus, nous remarquons que la performance des deux bases de données ‘ $N - 1$ ’ et ‘ $N - 3$ ’ est assez similaire. Nous constatons qu’avec deux classifieurs sur quatre (“JRip” et “Multilayer Perceptron”), ‘ $N - 1$ ’ obtient de meilleurs taux de classification. C’est le cas de ‘ $N - 3$ ’ avec les deux classifieurs restants (“PART” et “Random Forest”). A savoir que ‘ $N - 1$ ’ contient moins d’attributs du fait qu’elle se base sur l’ajout d’une seule séquence. Nous pouvons donc conclure que, malgré l’égalité entre ‘ $N - 3$ ’ et ‘ $N - 1$ ’, cette dernière est bien meilleure car elle apporte de très bons résultats avec moins d’attributs. Ceci peut s’expliquer par le fait que ‘ $N - 1$ ’ attend une seule période d’échantillonnage pour construire une instance tandis que ‘ $N - 3$ ’ doit attendre trois périodes d’échantillonnage pour faire la même tâche. La taille de la période d’échantillonnage ainsi que la durée séparant les différentes séquences est un paramètre très important dans des telles applications. Il s’agit d’une arme à double tranchant. En effet, plus on augmente le nombre de séquences, plus on obtient des attributs dans l’instance. D’un autre côté, plus on augmente le nombre de séquences, plus la phase de construction d’une instance est longue, ce qui peut dégrader les résultats de classification. C’est pour cela qu’une phase d’optimisation de choix est nécessaire tout en respectant les contraintes de l’application

ainsi que les normes industrielles.

Nous nous intéressons maintenant à la détection des fausses alertes par les deux bases de données séquentielles. Les deux figures 3.14 et 3.15 présentent une étude détaillée de classification dans les deux cas ' $N-1$ ' et ' $N-3$ ', sans données estimées et avec données estimées par l'observateur TSEI selon chaque classe. Ceci est présenté à l'aide des matrices de confusion qui sont généralement utilisées dans le cas d'une classification multi-classes.

Nous rappelons qu'une matrice de confusion est une matrice de représentation en deux dimensions dans laquelle les lignes correspondent aux différentes classes réelles tandis que les colonnes correspondent aux classes estimées par le classifieur. Notons que les cases des fausses alertes sont coloriées en orange. Nous rappelons également que les classes, dans ce cas d'étude, sont les suivantes (cf chapitre 2, paragraphe 2.4) :

- Fonctionnement normal (N) ,
- Irrégularité du mouvement (I),
- Surconsommation électrique (S),
- Glissement mécanique (G),
- Blocage mécanique (B).

	N-1						N-3					
	N	I	S	G	B		N	I	S	G	B	
PART	1064	10	2	2	3	N	1050	13	4	2	6	N
	29	12	0	0	0	I	27	12	0	0	2	I
	8	0	26	0	14	S	6	0	35	0	7	S
	4	0	0	2	0	G	5	0	0	1	0	G
	6	0	6	0	117	B	4	0	6	0	119	B
JRip	1071	8	0	1	1	N	1056	11	1	3	4	N
	32	9	0	0	0	I	22	19	0	0	0	I
	7	0	33	0	8	S	6	0	36	0	6	S
	5	0	0	1	0	G	6	0	0	0	0	G
	7	0	14	0	108	B	10	0	14	0	105	B
Multilayer perceptron	1076	0	2	0	3	N	1065	1	2	0	7	N
	41	0	0	0	0	I	41	0	0	0	0	I
	6	1	37	0	4	S	6	1	39	0	2	S
	6	0	0	0	0	G	6	0	0	0	0	G
	7	0	16	0	106	B	15	1	15	0	98	B
Random Forest	1076	4	0	0	1	N	1068	4	1	0	2	N
	38	3	0	0	0	I	31	10	0	0	0	I
	7	0	31	0	10	S	5	0	35	0	8	S
	5	0	0	1	0	G	5	0	0	1	0	G
	4	0	8	0	117	B	5	0	7	0	117	B

FIGURE 3.14: Matrices de confusion sans les données estimées

Prenons l'exemple de la matrice de confusion obtenue par le classifieur "Random Forest" sans les données estimées (voir figure 3.14). Dans le cas ' $N - 1$ ', le classifieur a réussi à classer 1076 instances de classe (N), tandis qu'il a classé 4 instances (N) en tant que (I) et une instance (N) en tant que (B), ce qui fait 5 fausses alertes au total. Dans le cas de ' $N - 3$ ', le même classifieur a réussi à classer 1068 instances de classe (N), tandis qu'il a classé 4 instances (N) en tant que (I), une instance (N) en tant que (S) et deux instances (N) en tant que (B), ce qui fait 7 fausses alertes au total.

Cette comparaison montre que quelque soit la méthode utilisée, les classifieurs réussissent mieux à détecter les instances de classe (N) dans le cas de ' $N - 1$ ' qu'avec ' $N - 3$ '. En d'autres termes, ' $N - 1$ ' contient moins d'instances de classe (N) classées en tant que l'une des défaillances (I), (S), (G) ou (B). Ceci veut dire que ' $N - 1$ ' contient moins des fausses alertes que ' $N - 3$ '. Par exemple, nous pouvons remarquer dans la figure 3.14 que le classifieur "Multilayer Perceptron" a seulement cinq fausses alertes avec ' $N - 1$ ' tandis que ' $N - 3$ ' en présente dix. Le même scénario se produit avec les données estimées, présentées dans la figure 3.15, nous obtenons trois fausses alertes avec ' $N - 1$ ' tandis qu'avec ' $N - 3$ ' neuf sont présentes .

	N-1						N-3					
	N	I	S	G	B		N	I	S	G	B	
PART	1057	17	0	2	5	N	1048	13	3	2	9	N
	29	10	1	0	1	I	23	17	1	0	0	I
	7	1	36	0	4	S	7	1	37	0	3	S
	3	0	0	3	0	G	4	0	0	2	0	G
	6	0	6	0	117	B	9	0	6	0	114	B
JRip	1074	4	1	2	0	N	1057	12	0	2	4	N
	26	15	0	0	0	I	22	19	0	0	0	I
	6	1	33	0	8	S	5	0	35	0	8	S
	2	0	0	4	0	G	1	0	0	5	0	G
	4	0	8	0	117	B	10	0	13	0	107	B
Multilayer perceptron	1078	1	1	0	1	N	1066	3	2	0	4	N
	41	0	0	0	0	I	34	7	0	0	0	I
	7	0	36	0	5	S	7	0	31	0	10	S
	6	0	0	0	0	G	6	0	0	0	0	G
	6	0	12	0	111	B	7	0	11	0	111	B
Random Forest	1078	2	0	1	0	N	1070	2	1	0	2	N
	37	4	0	0	0	I	35	6	0	0	0	I
	7	0	36	0	5	S	5	0	37	0	6	S
	3	0	0	3	0	G	3	0	0	3	0	G
	6	0	7	0	116	B	2	0	9	0	118	B

FIGURE 3.15: Matrices de confusion avec les données estimées

Nous constatons que la base de données ' $N - 1$ ' est plus appropriées que ' $N - 3$ ' pour notre système de diagnostic de défaillances pour plusieurs raisons. D'une part, ' $N - 1$ ' obtient de meilleurs résultats que la base de données agrégées. D'autre part, elle a la même performance en termes de taux de classification qu'avec ' $N - 3$ ' sachant que ' $N - 1$ ' contient moins d'attributs. Ceci veut dire que ' $N - 1$ ' est plus avantageuse que ' $N - 3$ ' en termes de temps de calcul ainsi que de mémoire de stockage de données. Finalement, ' $N - 1$ ' détecte les fausses alertes mieux que ' $N - 3$ ' grâce à sa faible période d'échantillonnage par rapport à ' $N - 3$ '.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés au diagnostic de défaillances à base de classification renforcée sur le dossier du siège. Afin d'améliorer les résultats de classification, plusieurs bases de données augmentées ont été utilisées. Elles sont construites à partir des données mesurées sur le siège et sont ensuite enrichies par des données estimées, issues des observateurs d'état, en tant qu'attributs estimés. Dans un premier temps, un observateur linéaire avec une base de données agrégées a été utilisé. Il a permis de montrer l'efficacité de l'ajout d'attribut en termes de taux de bonne classification. Ensuite un observateur non-linéaire TS a été employé afin de prendre en compte la non-linéarité du système. Cet observateur a pu améliorer les résultats de classification par rapport à ceux obtenus dans le cas d'attributs estimés par l'observateur linéaire. Finalement, un observateur TSEI a été utilisé dans le but de prendre en compte à la fois la non-linéarité du système mais aussi son entrée inconnue. Dans ce troisième cas, nous avons utilisé une base de données agrégées et deux bases de données séquentielles. Nous avons constaté que l'observateur TSEI est l'observateur le plus adapté à la détection de défaillances sur le dossier du siège. Quant aux bases de données, c'est la séquentielle ' $N - 1$ ' qui a permis de mieux détecter non seulement les défaillances mais aussi les fausses alertes. Nous pouvons conclure que l'observateur TSEI avec la base de données ' $N - 1$ ' est la solution la plus convenable à notre besoin de diagnostic de défaillances.

Après avoir appliqué l'approche de diagnostic de défaillances à base de classification renforcée par les observateurs d'état sur le dossier du siège, il convient maintenant d'étendre cette approche au siège complet tout en prenant en compte les interconnexions entre les différentes parties du siège ainsi que des incertitudes de modélisation. Ceci fera l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 4

Diagnostic de défauts sur le siège d'avion complet

Sommaire

4.1	Introduction	93
4.2	Architecture cinématique globale du siège d'avion	93
4.2.1	Modélisation dynamique du siège d'avion	95
4.2.2	Modélisation décentralisée de type Takagi-Sugeno	102
4.3	Synthèse d'observateurs décentralisés incertains et perturbés de type Takagi-Sugeno	109
4.4	Résultats expérimentaux	115
4.4.1	Estimation d'état et d'entrée du siège en fonctionnement	115
4.4.2	Résultats de classification sur le siège complet	118
4.5	Conclusion	123

4.1 Introduction

Le cadre général de l'approche de diagnostic appliquée au dossier ayant été développé dans les chapitres précédents, ce chapitre présente l'extension de l'approche proposée au siège complet afin de répondre à notre objectif principal qui est de diagnostiquer les défaillances sur le siège d'avion. Une modélisation de la dynamique globale du siège est donc nécessaire pour la synthèse d'observateurs afin d'enrichir la base de données pour la classification. Étant donné que la cinématique du siège est complexe, nous procéderons dans ce chapitre à une modélisation décentralisée afin d'obtenir trois sous-modèles (pour le dossier, l'assise et le repose-jambes), moins complexes analytiquement que le modèle global, interconnectés entre eux à l'aide des fonctions d'interconnexion.

À partir de ces sous-modèles, une méthodologie de synthèse d'observateurs décentralisés à entrées inconnues de type TS sera proposée. Nous utiliserons le critère H_∞ dans la synthèse d'observateurs afin d'atténuer l'effet des interconnexions, en les considérant comme des perturbations externes pour chaque sous-système. De plus, les incertitudes de modélisation seront aussi prises en compte dans ce chapitre afin de réduire le nombre de règles des modèles TS [Akhenak et al., 2008, Akhenak et al., 2007, Stoustrup and H Niemann, 2002]. Ces observateurs décentralisés serviront à estimer les données non-mesurées sur les différentes parties du siège pour améliorer la performance de la classification de pannes.

4.2 Architecture cinématique globale du siège d'avion

Le siège d'avion présenté par la figure 2.1, faisant l'objet de notre étude, est composé de plusieurs corps C_i . Ces corps, appelés segments, sont liés entre eux à travers des liaisons mécaniques L_i et entraînés par des actionneurs électriques. En considérant cette structure mécanique, nous avons choisi d'adopter les outils ainsi que les conventions utilisés en robotique afin de modéliser ce siège. Dans notre cas d'étude, nous considérons que les corps sont rigides et indéformables et que les liaisons sont parfaites.

Nous considérerons donc les deux types de liaisons mécaniques élémentaires suivantes :

- la liaison pivot, appelée 'rotoïde' en robotique, permet d'effectuer une rotation autour d'un axe. Par exemple un pivot dit d'axe \vec{y} permet la rotation autour de l'axe \vec{y} .
- La liaison glissière, appelée 'prismatique' en robotique, permet d'effectuer une translation suivant un axe. Une glissière dite d'axe \vec{x} permet la translation suivant l'axe \vec{x} .

Chacune de ces deux liaisons élémentaires comporte une seule mobilité, autrement dit un degré de liberté. Ce dernier est défini par la possibilité de mouvement dans l'espace. Les différentes liaisons mécaniques ainsi que leurs mobilités utilisées dans le monde de la robotique et de la mécanique sont détaillées dans [Siciliano and Khatib, 2008, Khalil and Dombre, 1999].

Une chaîne cinématique est composée de deux ou plusieurs corps rigides liés par l'intermédiaire des liaisons mécaniques. Les chaînes cinématiques peuvent être classées en deux grandes familles : des chaînes simples dans lesquelles chaque corps rigides a au plus deux liaisons c'est-à-dire que chaque segment est lié à deux autres corps au maximum, et des chaînes complexes où il y a au moins un corps lié à plus de deux autres corps (voir [Khalil and Dombre, 1999] pour plus de détails).

La chaîne cinématique du siège de notre étude est présentée par la figure 4.1. Elle se compose des corps C_0 , C_1 , C_2 , C_3 , C_4 , C_5 et C_6 . Ces corps représentent respectivement le bâti de l'avion, la base du siège, l'assise, le repose-jambes, le repose-pieds, le dossier et la tête. Ce siège a une structure arborescente constituée de six articulations et de six corps rigides. Cette structure est composée de deux chaînes arborescentes, la première regroupe les corps C_1 , C_2 , C_3 et C_4 alors que la deuxième regroupe les corps C_1 , C_2 , C_5 et C_6 (sans compter C_0 qui est supposé fixe par rapport à la structure de l'avion). Les corps du siège sont liés via des liaisons mécaniques représentées par L_i avec $i = 1, \dots, 6$ et qui seront détaillées par la suite :

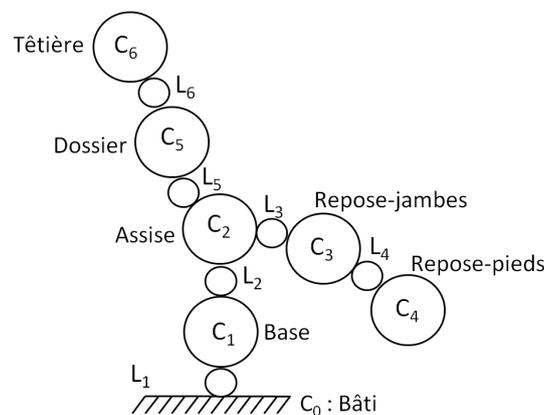


FIGURE 4.1: Chaîne cinématique du siège

- L_1 correspond à la liaison entre C_0 et C_1 . Cette dernière est le support de plusieurs sièges en même temps. La liaison L_1 est généralement une liaison glissière automatisée ou manuelle qui aide à ajuster l'environnement du siège lors du montage mécanique. Nous supposons dans ce manuscrit que L_1 est une liaison d'encastrement car non commandée et fixe après réglages manuels.
- L_2 correspond à la liaison entre C_1 et C_2 . Il s'agit d'une liaison composée de deux liaisons, une liaison glissière guidée par une rainure oblique, ce qui donne une sorte

d'une translation curviligne. le corps C_2 se translate donc tout en tournant par rapport à C_1 .

- L_3 et L_5 correspondent respectivement aux liaisons entre C_2 et C_3 ainsi que C_2 et C_5 . Il s'agit de deux liaisons rotoïdes (pivots) qui font tourner les segments C_3 et C_5 via deux actionneurs montés sur le siège.
- L_4 et L_6 correspondent respectivement aux liaisons entre C_3 et C_4 ainsi que C_5 et C_6 . Il s'agit de liaisons prismatiques (glissières) qui font translater les segments C_4 et C_6 (le repose-pieds et la tête) linéairement afin d'assurer le confort du passager.

Dans le cadre de notre étude, nous considérerons que les deux corps C_4 et C_6 (le repose-pieds et la tête) sont fixes par rapport à C_3 et C_5 afin d'alléger le calcul mathématique et de simplifier le modèle dynamique pour la synthèse d'observateurs. En effet, cela n'a pas d'impact sur l'application de notre approche de diagnostic de défaillances sur le siège. Ceci est lié au fait que les deux corps C_4 et C_6 ont une légère influence sur la dynamique du siège vu leurs masses et leurs emplacements. Notons qu'un modèle dynamique complet intégrant tous les segments du siège a néanmoins été proposé afin d'être exploité ultérieurement par la société ZAS. Ce modèle n'est pas présenté dans ce manuscrit pour des raisons de confidentialité.

4.2.1 Modélisation dynamique du siège d'avion

Une représentation géométrique du siège d'avion est illustré dans la figure 4.2. Il montre la structure du siège, les différents segments ainsi que les différents points d'articulation et de gravité. En ce qui concerne les paramètres du siège, ils sont donnés dans le tableau 4.1.

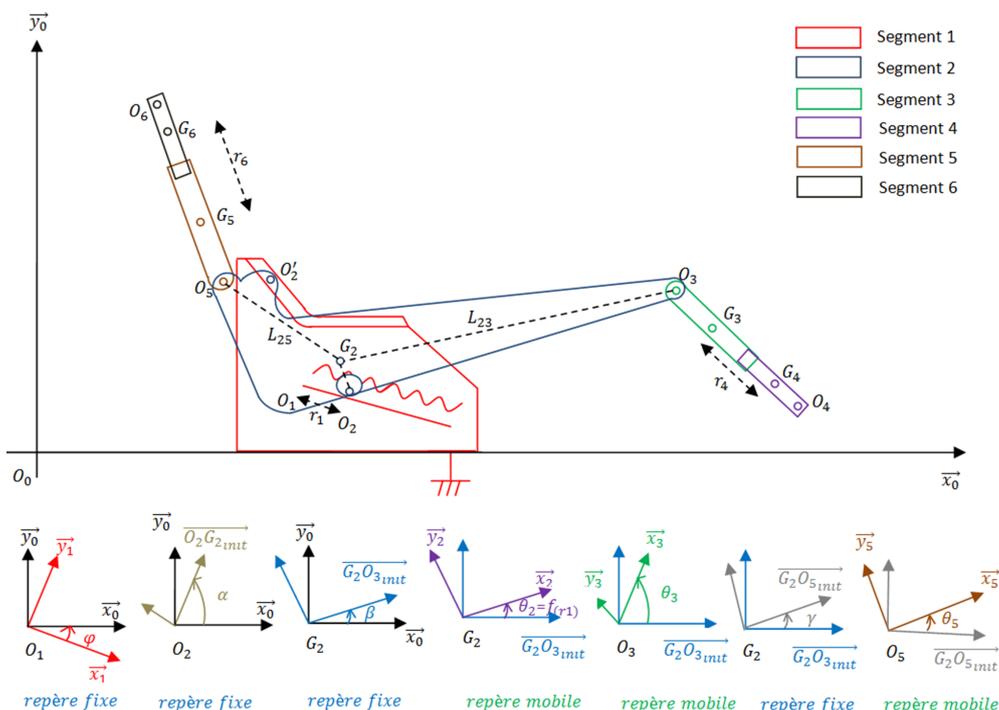


FIGURE 4.2: Représentation géométrique du siège

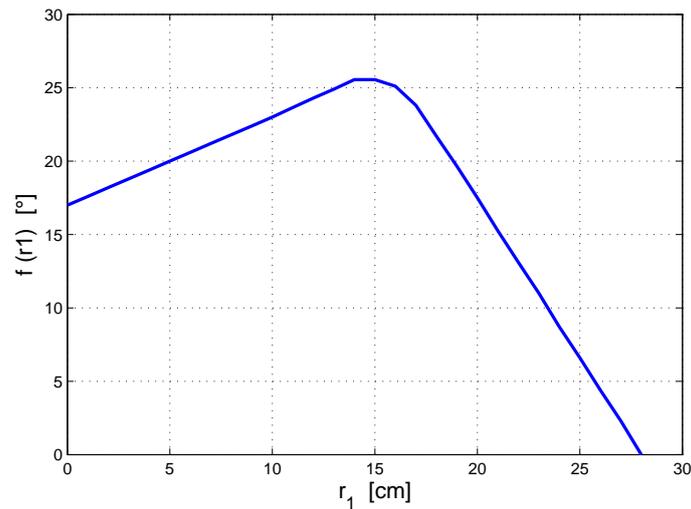
u_1 , u_3 et u_5 représentent respectivement les couples moteurs permettant la mise en mouvement des corps C_2 , C_3 et C_5 associés à $r_1(t)$, $\theta_3(t)$ et $\theta_5(t)$, tel que :

- $r_1(t)$ correspond au mouvement de translation de l'assise C_2 par rapport au bâti C_1 suivant l'axe \vec{x}_1 ,
- $\theta_3(t)$ correspond au mouvement de rotation du repose-jambes C_3 par rapport à l'assise C_2 suivant l'axe \vec{x}_3 ,
- $\theta_5(t)$ correspond au mouvement de rotation du dossier C_5 par rapport à l'assise C_2 suivant l'axe \vec{x}_5 .

TABLE 4.1: Paramètres du modèle dynamique du siège

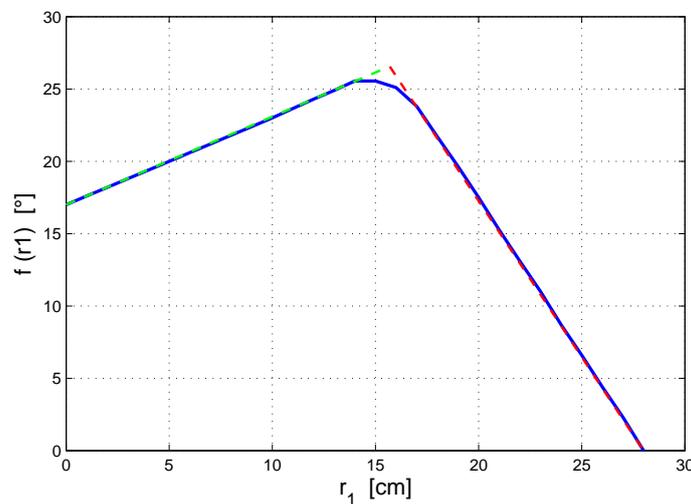
Paramètre	Désignation	Unité	Valeur
m_2	Masse de l'assise	kg	7.2
m_3	Masse du repose-jambes	kg	0.5
m_5	Masse du dossier	kg	0.7
J_2	Inertie de l'assise	$kg.m^2$	0.2156
J_3	Inertie du repose-jambes	$kg.m^2$	0.0558
J_5	Inertie du dossier	$kg.m^2$	0.0108
L_3	Longueur du repose-jambes	m	0.25
L_5	Longueur du dossier	m	0.33
L_{x1}	Distane entre l'origine du repère O_0 et l'origine de l'assise O_1 suivant l'axe des abscisses \vec{x}_0	m	0.8
L_{y1}	Distane entre l'origine du repère O_0 et l'origine du repère de l'assise O_1 suivant l'axe des ordonnées \vec{y}_0	m	0.225
L_{21}	Distane entre le centre de gravité de l'assise G_2 et le point d'articulation de l'assise O_2	m	0.067
L_{23}	Distane entre le centre de gravité de l'assise G_2 et l'axe de rotation du repose-jambes O_3	m	0.295
L_{25}	Distane entre le centre de gravité de l'assise G_2 et l'axe de rotation du dossier O_5	m	0.205
φ	Angle entre l'axe des abscisses \vec{x}_0 et l'axe \vec{x}_1	rad	-0.343
τ	Angle entre l'axe des abscisses \vec{x}_0 et la position initiale de l'axe $\overrightarrow{O_2G_2}$	rad	2.193
β	Angle entre l'axe des abscisses \vec{x}_0 et la position initiale de l'axe $\overrightarrow{G_2O_3}$	rad	0.218
γ	Angle entre la position initiale de l'axe $\overrightarrow{G_2O_3}$ et celle de l'axe $\overrightarrow{G_2O_5}$	rad	2.618

Nous rappelons que la cinématique du siège conduit à ce que l'assise C_2 tourne par rapport au bâti C_1 en même temps qu'elle translate. Cette rotation est donnée par $f_{(r_1)}$ qui est une fonction représentant l'angle de rotation en fonction de la translation $r_1(t)$. Cette fonction est illustrée par la figure 4.3.

FIGURE 4.3: Mouvement de l'assise C_2 par rapport au bâti C_1

Afin de faciliter la manipulation de ce mouvement de translation curviligne, une approximation par deux mouvements linéaires donnés par les deux lignes verte et rouge dans la figure 4.4 est adoptée. La fonction $f_{(r_1)}$ devient :

$$f_{(r_1)} = \begin{cases} 0.61r_1 + 17 & \text{(la courbe verte) si } r_1 \in [0; 15.7] \\ -2.41r_1 + 67.6 & \text{(la courbe rouge) si } r_1 \in [15.7; 28] \end{cases}$$

FIGURE 4.4: Mouvement de l'assise C_2 par rapport au bâti C_1

Nous avons choisi le formalisme Lagrangien afin d'établir un modèle dynamique du siège. Il décrit le mouvement et permet de représenter le lien entre ses entrées (couples et/ou forces appliqués aux actionneurs) et ses sorties (positions, vitesses et accélérations articulaires) [Khalil and Dombre, 1999, Siciliano and Khatib, 2008]. La dynamique du siège peut être obtenue à partir des équations de Lagrange données par :

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial E_c}{\partial \dot{q}_i} \right) - \frac{\partial (E_c - E_p)}{\partial q_i} = \Gamma_i \quad (4.1)$$

où q_i et Γ_i sont respectivement la coordonnée et la force généralisées, associées au degré de liberté i . E_c est l'énergie cinétique du système et E_p est l'énergie potentielle du système.

Nous pouvons établir les coordonnées dans le repère cartésien $(o, \vec{x}_0, \vec{y}_0)$ des centres de gravité ainsi que des points d'articulation des différents segments du siège.

Ainsi, l'origine du repère mobile de l'assise O_1 est donnée par :

$$\left(\overrightarrow{O_0 O_1} \right) = \begin{bmatrix} L_{x1} \\ L_{y1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \vec{x}_0 \\ \vec{y}_0 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

Le point d'articulation de l'assise O_2 est décrit par :

$$\left(\overrightarrow{O_0 O_2} \right) = \overrightarrow{O_0 O_1} + \overrightarrow{O_1 O_2} = \begin{bmatrix} L_{x1} \\ L_{y1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \vec{x}_0 \\ \vec{y}_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} r_1 \cos \varphi \\ r_1 \sin \varphi \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \vec{x}_0 \\ \vec{y}_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{x1} + r_1 \cos \varphi \\ L_{y1} + r_1 \sin \varphi \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \vec{x}_0 \\ \vec{y}_0 \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

et le centre de gravité de l'assise G_2 par :

$$\left(\overrightarrow{O_0 G_2} \right) = \overrightarrow{O_0 O_2} + \overrightarrow{O_2 G_2} = \begin{bmatrix} L_{x1} + r_1 \cos \varphi + L_{21} \cos (\tau + f_{(r1)}) \\ L_{y1} + r_1 \sin \varphi + L_{21} \sin (\tau + f_{(r1)}) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \vec{x}_0 \\ \vec{y}_0 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

De même, le point d'articulation du repose-jambes O_3 est décrit par :

$$\left(\overrightarrow{G_2 O_3} \right) = \begin{bmatrix} L_{23} \cos (\beta + f_{(r1)}) \\ L_{23} \sin (\beta + f_{(r1)}) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \vec{x}_0 \\ \vec{y}_0 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

$$\left(\overrightarrow{O_0 O_3} \right) = \overrightarrow{O_0 G_2} + \overrightarrow{G_2 O_3} \quad (4.6)$$

et son centre de gravité G_3 par :

$$\left(\overrightarrow{O_3 G_3} \right) = \begin{bmatrix} \frac{L_3}{2} \cos (\beta + \theta_3 + f_{(r1)}) \\ \frac{L_3}{2} \sin (\beta + \theta_3 + f_{(r1)}) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \vec{x}_0 \\ \vec{y}_0 \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

d'où :

$$\left(\overrightarrow{O_0 G_3} \right) = \overrightarrow{O_0 O_3} + \overrightarrow{O_3 G_3} \quad (4.8)$$

Le point d'articulation du dossier O_5 est décrit par :

$$\left(\overrightarrow{G_2O_5}\right) = \begin{bmatrix} L_{25} \cos(\beta + \gamma + f_{(r1)}) \\ L_{25} \sin(\beta + \gamma + f_{(r1)}) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \vec{x}_0 \\ \vec{y}_0 \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

$$\left(\overrightarrow{O_0O_5}\right) = \overrightarrow{O_0G_2} + \overrightarrow{G_2O_5} \quad (4.10)$$

et son centre de gravité G_5 par :

$$\left(\overrightarrow{O_5G_5}\right) = \begin{bmatrix} \frac{L_5}{2} \cos(\beta + \gamma + \theta_5 + f_{(r1)}) \\ \frac{L_5}{2} \sin(\beta + \gamma + \theta_5 + f_{(r1)}) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \vec{x}_0 \\ \vec{y}_0 \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

d'où :

$$\left(\overrightarrow{O_0G_5}\right) = \overrightarrow{O_0O_5} + \overrightarrow{O_5G_5} \quad (4.12)$$

En se basant sur les coordonnées (4.4), (4.8) et (4.12), nous obtenons les expressions des vitesses des centres de gravité des différents segments dans le repère cartésien $(o, \vec{x}_0, \vec{y}_0)$. Elles sont données en Annexe B, paragraphe B.1 (afin de ne pas alourdir inutilement ce chapitre). Dès lors, l'énergie cinétique globale du système s'écrit :

$$E_c = \frac{1}{2}m_2V_2^2 + \frac{1}{2}m_3V_3^2 + \frac{1}{2}m_5V_5^2 + \frac{1}{2}J_2\dot{f}_{(r1)}^2 + \frac{1}{2}J_3(\dot{\theta}_3 + \dot{f}_{(r1)})^2 + \frac{1}{2}J_5(\dot{\theta}_5 + \dot{f}_{(r1)})^2 \quad (4.13)$$

Notons que V_2^2 , V_3^2 et V_5^2 sont données en Annexe B, paragraphe B.2.

L'énergie potentielle de gravité du système s'écrit quant à elle telle que :

$$E_p = m_2g\overrightarrow{O_0G_2} \cdot \vec{y}_0 + m_3g\overrightarrow{O_0G_3} \cdot \vec{y}_0 + m_5g\overrightarrow{O_0G_5} \cdot \vec{y}_0 \quad (4.14)$$

où g est la norme de l'accélération de la pesanteur.

D'où :

$$E_p = m_TgL_{y1} + m_Tgr_1 \sin \varphi + m_TgL_{21} \sin(\tau + f_{(r1)}) + m_5g\frac{L_5}{2} \sin(\beta + \gamma + \theta_5 + f_{(r1)}) \\ + m_3gL_{23} \sin(\beta + f_{(r1)}) + m_5gL_{25} \sin(\beta + \gamma + f_{(r1)}) + m_3g\frac{L_3}{2} \sin(\beta + \theta_3 + f_{(r1)}) \quad (4.15)$$

Finalement, en substituant (4.13) et (4.15) dans (4.1), et en considérant les forces généralisées Γ_i , les équations du mouvement peuvent s'écrire sous la forme matricielle suivante :

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \Gamma \quad (4.16)$$

où $q = [r_1(t) \ \theta_3(t) \ \theta_5(t)]^T$ et $\Gamma = [u_1(t) \ u_3(t) \ u_5(t)]^T$ sont respectivement le vecteur contenant les coordonnées généralisées du système et le vecteur contenant les forces généralisées (couples moteurs, entrées du système).

$M(q)$ est la matrice d'inertie donnée par :

$$M(q) = \begin{bmatrix} M_{11}(q) & M_{21}(q) & M_{31}(q) \\ M_{21}(q) & M_{22} & 0 \\ M_{31}(q) & 0 & M_{33} \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

avec

$$M_{11}(q) = \begin{cases} \left[m_3 \left(L_{23}^2 + \frac{L_3^2}{4} + 2L_{21}L_{23} \cos(\tau - \beta) + L_{21}L_3 \cos(\tau - \beta - \theta_3) + L_{23}L_3 \cos(\theta_3) \right) \right] f'^2_{(r1)} \\ + \left[m_5 \left(\frac{L_5^2}{4} + L_{25}^2 + L_{21}L_5 \cos(\tau - \beta - \gamma - \theta_5) \right) \right] f'^2_{(r1)} \\ + [m_5 (2L_{21}L_{25} \cos(\tau - \beta - \gamma) + L_{25}L_5 \cos(\theta_5))] f'^2_{(r1)} \\ + 2 [m_5 (L_{21} \sin(\varphi - \tau - f_{(r1)}) + L_{25} \sin(\varphi - \beta - \gamma - f_{(r1)}))] f'_{(r1)} \\ + [m_5 (L_5 \sin(\varphi - \beta - \gamma - \theta_5 - f_{(r1)}))] f'_{(r1)} + m_T + (m_T L_{21}^2 + J) f'^2_{(r1)} \\ + [m_3 (2L_{21} \sin(\varphi - \tau - f_{(r1)}) + 2L_{23} \sin(\varphi - \beta - f_{(r1)}) + L_3 \sin(\varphi - \beta - \theta_3 - f_{(r1)}))] f'_{(r1)} \end{cases}$$

$$M_{21}(q) = \begin{cases} \left[\frac{1}{2} m_3 L_3 \sin(\varphi - \beta - \theta_3 - f_{(r1)}) \right] \\ + \left[\frac{1}{2} m_3 \left(\frac{L_3^2}{2} + L_{21}L_3 \cos(\tau - \beta - \theta_3) + L_{23}L_3 \cos(\theta_3) \right) + J_3 \right] f'_{(r1)} \end{cases}$$

$$M_{31}(q) = \begin{cases} \left[\frac{1}{2} m_5 L_5 \sin(\varphi - \beta - \gamma - \theta_5 - f_{(r1)}) \right] \\ + \left[\frac{1}{2} m_5 \left(\frac{L_5^2}{2} + L_{21}L_5 \cos(\tau - \beta - \gamma - \theta_5) + L_{25}L_5 \cos(\theta_5) \right) + J_5 \right] f'_{(r1)} \end{cases}$$

$$M_{22} = m_3 \frac{L_3^2}{4} + J_3$$

$$M_{33} = m_5 \frac{L_5^2}{4} + J_5$$

$C(q, \dot{q})$ est la matrice de Coriolis donnée par :

$$C(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} C_{11}(q, \dot{q}) & C_{12}(q, \dot{q}) & C_{13}(q, \dot{q}) \\ C_{21}(q, \dot{q}) & 0 & 0 \\ C_{31}(q, \dot{q}) & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

avec

$$\begin{aligned}
C_{11}(q, \dot{q}) &= \left\{ \begin{array}{l} \left(\frac{1}{2} (m_3) (-2L_{21} \cos(\varphi - \tau - f_{(r1)}) - 2L_{23} \cos(\varphi - \beta - f_{(r1)})) \right. \\ \left. \frac{1}{2} (m_3) (-L_3 \cos(\varphi - \beta - \theta_3 - f_{(r1)})) + \frac{1}{2} (m_5) (-2L_{21} \cos(\varphi - \tau - f_{(r1)})) \right) f'^2_{(r1)} \dot{r}_1 \\ \left. + \frac{1}{2} (m_5) (-2L_{25} \cos(\varphi - \beta - \gamma - f_{(r1)}) - L_5 \cos(\varphi - \beta - \gamma - \theta_5 - f_{(r1)})) \right) \\ + 2m_2 L_{21} \cos(\varphi - \tau - f_{(r1)}) f'_{(r1)} \end{array} \right. \\
C_{12}(q, \dot{q}) &= \left\{ \begin{array}{l} \left[-\frac{1}{2} L_3 (m_3) \cos(\varphi - \beta - \theta_3 - f_{(r1)}) \right] \dot{\theta}_3 - (m_3) L_3 \cos(\varphi - \beta - \theta_3 - f_{(r1)}) \dot{r}_1 f'_{(r1)} \\ + \left[\frac{1}{2} (m_3) (L_{21} L_3 \sin(\tau - \beta - \theta_3) + L_{23} L_3 \sin(-\theta_3)) \right] \dot{\theta}_3 \Big] f'_{(r1)} \\ + (m_3) (L_{21} L_3 \sin(\tau - \beta - \theta_3) + L_{23} L_3 \sin(-\theta_3)) f'^2_{(r1)} \cdot \dot{r}_1 \end{array} \right. \\
C_{21}(q, \dot{q}) &= - \left[+\frac{1}{2} (m_3) (L_{21} L_3 \sin(\tau - \beta - \theta_3) + L_{23} L_3 \sin(-\theta_3)) \right] f'^2_{(r1)} \dot{r}_1 \\
C_{13}(q, \dot{q}) &= \left\{ \begin{array}{l} \left[-\frac{1}{2} (m_5) L_5 \cos(\varphi - \beta - \gamma - \theta_5 - f_{(r1)}) \right] \dot{\theta}_5 - (m_5) L_5 \cos(\varphi - \beta - \gamma - \theta_5 - f_{(r1)}) \dot{r}_1 f'_{(r1)} \\ + \left[\frac{1}{2} (m_5) (L_{21} L_5 \sin(\tau - \beta - \gamma - \theta_5) + L_{25} L_5 \sin(-\theta_5)) \right] \dot{\theta}_5 \Big] f'_{(r1)} \\ + (m_5) (L_{21} L_5 \sin(\tau - \beta - \gamma - \theta_5) + L_{25} L_5 \sin(-\theta_5)) f'^2_{(r1)} \cdot \dot{r}_1 \end{array} \right. \\
C_{31}(q, \dot{q}) &= - \left[+\frac{1}{2} (m_5) (L_{21} L_5 \sin(\tau - \beta - \gamma - \theta_5) + L_{25} L_5 \sin(-\theta_5)) \right] f'^2_{(r1)} \dot{r}_1
\end{aligned}$$

$G(q)$ est la matrice de gravitation donnée par :

$$G(q) = \begin{bmatrix} G_{11}(q) & 0 & 0 \\ 0 & G_{22}(q) & 0 \\ 0 & 0 & G_{33}(q) \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

avec

$$G_{11}(q) = \left\{ \begin{array}{l} m_T g \sin \varphi \\ + \left(\begin{array}{l} m_T g L_{21} \cos(\tau + f_{(r1)}) + (m_3) g L_{23} \cos(\beta + f_{(r1)}) + (m_5) g L_{25} \cos(\beta + \gamma + f_{(r1)}) \\ (m_3) g \frac{L_3}{2} \cos(\beta + \theta_3 + f_{(r1)}) + (m_5) g \frac{L_5}{2} \cos(\beta + \gamma + \theta_5 + f_{(r1)}) \end{array} \right) \frac{f'_{(r1)}}{r_1} \end{array} \right.$$

$$G_{22}(q) = \left(m_3 g \frac{L_3}{2} \cos(\beta + \theta_3 + f_{(r1)}) \right) \frac{1}{\theta_3}$$

$$G_{33}(q) = \left(m_5 g \frac{L_5}{2} \cos(\beta + \gamma + \theta_5 + f_{(r1)}) \right) \frac{1}{\theta_5}$$

On choisit le vecteur d'état du système :

$x(t) = \left[r_1(t) \quad \theta_3(t) \quad \theta_5(t) \quad \dot{r}_1(t) \quad \dot{\theta}_3(t) \quad \dot{\theta}_5(t) \right]^T$, (4.16) peut s'écrire sous la forme d'une représentation d'état généralisée sous forme descripteur donnée par :

$$\begin{cases} E(x(t)) \dot{x}(t) = A(x(t)) x(t) + B(x(t)) u(t) \\ y(t) = C(x(t)) x(t) \end{cases} \quad (4.20)$$

$$\text{où } u(t) = \begin{bmatrix} u_1(t) & u_2(t) & u_3(t) \end{bmatrix}, E(x(t)) = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & M(q) \end{bmatrix}, A(x(t)) = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -G(q) & -C(q, \dot{q}) \end{bmatrix}, B(x(t)) = \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix}, C(x(t)) = \begin{bmatrix} I & 0 \end{bmatrix}, I \in \mathbb{R}^{3 \times 3}.$$

4.2.2 Modélisation décentralisée de type Takagi-Sugeno

Nous pouvons remarquer que le modèle du siège donné par l'équation (4.20) est très complexe. Cette complexité est liée au fait qu'un nombre élevé de non-linéarités est présent. Ceci engendre des difficultés au niveau de la synthèse d'observateurs pour le diagnostic. Afin de résoudre ce problème et de simplifier le modèle, une méthode de décentralisation (décomposition) a été appliquée [Sandell et al., 1978]. Cette dernière permet d'obtenir trois sous-modèles, moins complexe que le modèle principal, interconnectés entre eux à l'aide des fonctions d'interconnexion. L'ensemble de ces sous modèles a exactement le même comportement global que le modèle principal. Cette décentralisation du modèle va permettre de simplifier le problème de synthèse d'observateur qui sera dans ce cas composé d'un ensemble d'observateurs locaux associés chacun à un sous-modèle et interconnectés entre eux [Mansouri et al., 2013, Jabri, 2011].

Notons que les modèles mathématiques sont censés représenter fidèlement les systèmes réels. Or dès qu'il s'agit d'un système complexe, il est difficile de le modéliser parfaitement. En effet, il existe toujours des incertitudes, dites de modélisation, présentes dans le modèle et qui ne permettent pas de représenter parfaitement la dynamique du système [Akhenak et al., 2008, Akhenak et al., 2007, Nguang et al., 2007]. Néanmoins, une façon de contourner ce problème est d'ajouter au modèle mathématique nominal une partie représentant ces incertitudes de modélisation afin d'en tenir compte [Zhou and Khargonekar, 1988]. Il existe plusieurs éventuelles sources d'incertitudes de modélisation : les erreurs de modélisation, les différentes hypothèses considérées ainsi que les approximations prises en compte pour obtenir un modèle exploitable du système complexe [Dubuisson, 1990, Zhou and Khargonekar, 1988].

De plus, des perturbations externes peuvent menacer la performance des systèmes [Mazars et al., 2008]. Ce phénomène peut avoir lieu dans le cas d'une modélisation décentralisée puisque les sous-modèles peuvent s'influencer les uns et les autres à travers les différentes fonctions

d'interconnexion les reliant. De ce fait, un système de diagnostic à base d'observateurs décentralisés se doit de tenir compte de ces fonctions d'interconnexion. Afin de traiter ce problème, nous considérerons ces interconnexions comme étant des perturbations externes à atténuer pour chaque sous-système.

4.2.2.1 Modèles TS descripteurs décentralisés

Dans cette partie, nous présentons le principe de décentralisation d'une classe de systèmes non-linéaires S composés de N descripteurs S_i , incertains et interconnectés de type TS. La dynamique du système global S est décrite par les N sous-systèmes S_i :

Pour $i = 1, \dots, N$,

$$S_i : \begin{cases} \sum_{j=1}^{l_i} v_i^j(\xi_i(t)) (E_i^j + \Delta E_i^j) \dot{x}_i(t) = \sum_{k=1}^{r_i} h_i^k(\xi_i(t)) \left((A_i^k + \Delta A_i^k) x_i(t) + (B_i^k + \Delta B_i^k) u_i(t) + \sum_{\substack{\tau=1 \\ \tau \neq i}}^N F_{i\tau}^k x_\tau(t) \right) \\ y_i(t) = \sum_{k=1}^{r_i} h_i^k(\xi_i(t)) C_i^k x_i(t) \end{cases} \quad (4.21)$$

où $x_i(t) \in \mathbb{R}^{n_i}$, $u_i(t) \in \mathbb{R}^{m_i}$ et $y_i(t) \in \mathbb{R}^{q_i}$ sont respectivement les vecteurs d'état, de commande et de sortie du sous-système S_i , $\xi_i(t) \in \mathbb{R}^{p_i}$ sont les variables de prémisse associées au sous-système S_i , $x_\tau(t) \in \mathbb{R}^{n_\tau}$ est le vecteur d'état du sous-système τ , avec $\tau = 1, \dots, N$ et $\tau \neq i$. On note l_i , le nombre de règles floues associées au membre gauche de l'équation d'état (4.21). Ainsi, pour $j = 1, \dots, l_i$, $E_i^j \in \mathbb{R}^{n_i \times n_i}$ sont des matrices à coefficients constants et les fonctions $v_i^j(\xi_i) \geq 0$ sont des fonctions d'appartenance vérifiant la propriété de somme convexe $\sum_{j=1}^{l_i} v_i^j(\xi_i) = 1$. De même, r_i est le nombre de règles floues associées au membre droit de l'équation d'état (4.21). Ainsi, pour $k = 1, \dots, r_i$, $A_i^k \in \mathbb{R}^{n_i \times n_i}$, $B_i^k \in \mathbb{R}^{n_i \times m_i}$, $C_i^k \in \mathbb{R}^{q_i \times n_i}$ et $F_{i\tau}^k \in \mathbb{R}^{n_i \times n_\tau}$ sont des matrices à coefficients constants et les fonctions $h_i^k(\xi_i) \geq 0$ sont des fonctions d'appartenance vérifiant la propriété de somme convexe $\sum_{k=1}^{r_i} h_i^k(\xi_i) = 1$. $\Delta E_i^j \in \mathbb{R}^{n_i \times n_i}$, $\Delta A_i^k \in \mathbb{R}^{n_i \times n_i}$, $\Delta B_i^k \in \mathbb{R}^{n_i \times m_i}$ sont des matrices d'incertitudes bornées et variables dans le temps.

Nous considérerons les notations suivantes afin d'alléger les équations mathématiques :

$$\begin{aligned} E_i^v &= \sum_{j=1}^{l_i} v_i^j(\xi_i(t)) E_i^j, \\ A_i^{hh} &= \sum_{s=1}^{r_i} \sum_{k=1}^{r_i} h_i^s(\xi_i(t)) h_i^k(\xi_i(t)) A_i^{sk}, \\ A_i^{vh} &= \sum_{j=1}^{l_i} \sum_{k=1}^{r_i} v_i^j(\xi_i(t)) h_i^k(\xi_i(t)) A_i^{jk}, \end{aligned}$$

$$A_i^{vhh} = \sum_{j=1}^{l_i} \sum_{k=1}^{r_i} \sum_{k=1}^{r_i} v_i^j(\xi_i(t)) h_i^k(\xi_i(t)) h_i^k(\xi_i(t)) A_i^{jkk}.$$

etc.

La fonction d'interconnexion peut être réécrite sous la forme suivante :

pour $i = 1, \dots, N$,

$$\sum_{\substack{\tau=1 \\ \tau \neq i}}^N H_{\tau i} \varphi_{\tau}(\xi_{\tau}) = \sum_{k=1}^{r_i} \sum_{\substack{\tau=1 \\ \tau \neq i}}^N h_i^k F_{i\tau}^k x_{\tau} \quad (4.22)$$

avec $H_{\tau i} \in \mathbb{R}^{n_i \times n_{\tau}}$

Les matrices d'incertitudes $\Delta E_i^v \in \mathbb{R}^{n_i \times n_i}$, $\Delta A_i^h \in \mathbb{R}^{n_i \times n_i}$ et $\Delta B_i^h \in \mathbb{R}^{n_i \times m_i}$ peuvent être réécrites telles que [Zhou and Khargonekar, 1988] :

$$\Delta E_i^v(t) = H_{ei}^v \Delta_{ei}^v(t) N_{ei}^v \quad (4.23)$$

$$\Delta A_i^h(t) = H_{ai}^h \Delta_{ai}^h(t) N_{ai}^h \quad (4.24)$$

$$\Delta B_i^h(t) = H_{bi}^h \Delta_{bi}^h(t) N_{bi}^h \quad (4.25)$$

où H_{ei}^v , H_{ai}^h , H_{bi}^h , N_{ei}^v , N_{ai}^h et N_{bi}^h sont des matrices réelles, connues, constantes et de dimensions appropriées. $\Delta_{ei}^v(t)$, $\Delta_{ai}^h(t)$ et $\Delta_{bi}^h(t)$ sont des matrices inconnues et bornées dans le temps telles que, $\forall t \geq 0$:

$$(\Delta_{ei}^v(t))^T \Delta_{ei}^v(t) \leq I \quad (4.26)$$

$$(\Delta_{ai}^h(t))^T \Delta_{ai}^h(t) \leq I \quad (4.27)$$

$$(\Delta_{bi}^h(t))^T \Delta_{bi}^h(t) \leq I \quad (4.28)$$

En utilisant les notations définies ci-dessus, la représentation d'état (4.21) devient :

$$S_i : \begin{cases} (E_i^v + \Delta E_i^v) \dot{x}_i(t) = (A_i^h + \Delta A_i^h) x_i(t) + (B_i^h + \Delta B_i^h) u_i(t) + H_{\tau i} \varphi_{\tau}(t) \\ y_i(t) = C_i^h x_i(t) \end{cases} \quad (4.29)$$

Et pour chaque sous-système S_i , nous pouvons définir un observateur O_i correspondant, donné par :

$$O_i : \begin{cases} (E_i^v + \Delta E_i^v) \hat{x}_i(t) = (A_i^h + \Delta A_i^h) \hat{x}_i(t) + (B_i^h + \Delta B_i^h) u_i(t) + L_i^{hv} C_i^h (x_i(t) - \hat{x}_i(t)) \\ \hat{y}_i(t) = C_i^h \hat{x}_i(t) \end{cases} \quad (4.30)$$

où \hat{x}_i représente le vecteur d'état estimé et \hat{y}_i la sortie estimée.

4.2.2.2 Application à la modélisation décentralisée du siège d'avion

D'après le modèle du siège, trois sous-modèles ont été obtenus. Le premier représente l'assise (corps C_2), le deuxième représente le repose-jambes (corps C_3) et le troisième sous-modèle représente à son tour le dossier (corps C_5). Les interconnexions entre ces trois sous-modèles sont illustrées par la figure 4.5.

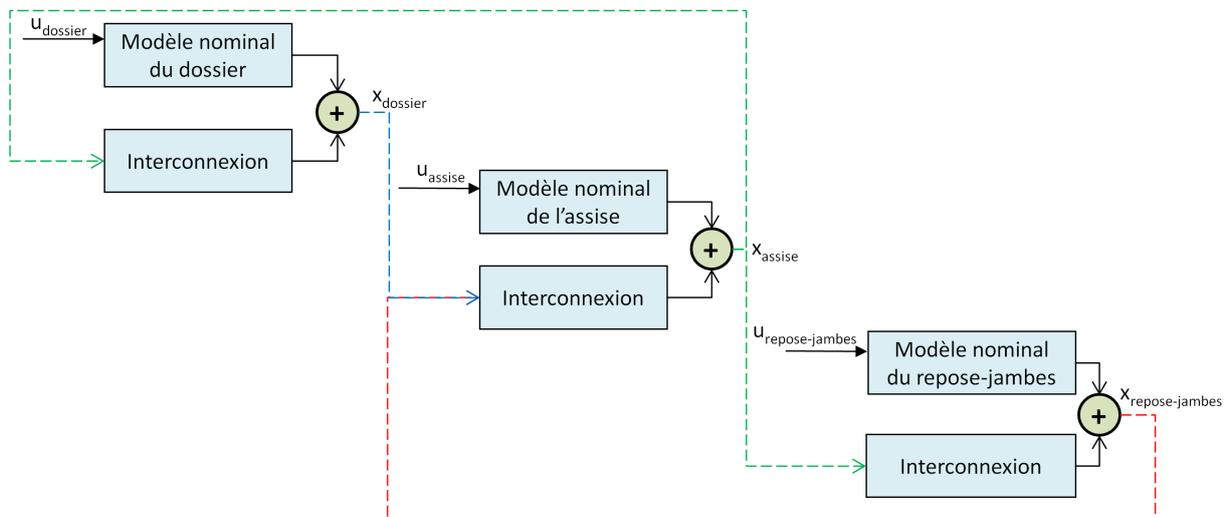


FIGURE 4.5: Principe d'interconnexion des sous-modèles

Notons que seul le sous-modèle de l'assise est sous la forme descripteur, tandis que les deux sous-modèles du dossier et du repose-jambes ont une forme standarde ($E_i^y = I$).

4.2.2.2.a Sous-modèle de l'assise

Suite à la décentralisation du modèle global du siège, nous obtenons le premier sous-modèle de l'assise. Il contient sept non-linéarités au total. Nous avons les non-linéarités f_1 , f_2 et f_3 au membre gauche de l'équation d'état et f_1 , f_2 , f_4 , f_5 , f_6 et f_7 à son membre droit.

Ces sept non-linéarités sont données par :

$$f_1 = \cos(f_{(r_1)}), f_2 = \sin(f_{(r_1)}), f_3 = \sin(2f_{(r_1)}), f_4 = \frac{1}{r_1}, f_5 = \frac{\cos(f_{(r_1)})}{r_1}, f_6 = \frac{\sin(f_{(r_1)})}{r_1} \text{ et } f_7 = \frac{\sin^2(f_{(r_1)})}{r_1}$$

La figure 4.6 montre la dynamique de ces non-linéarités par rapport à une simulation des trois sous-modèles du siège. Nous pouvons voir que les quatre non-linéarités f_4 , f_5 , f_6 et f_7 ont une faible dynamique par rapport aux non-linéarités f_1 , f_2 et f_3 .

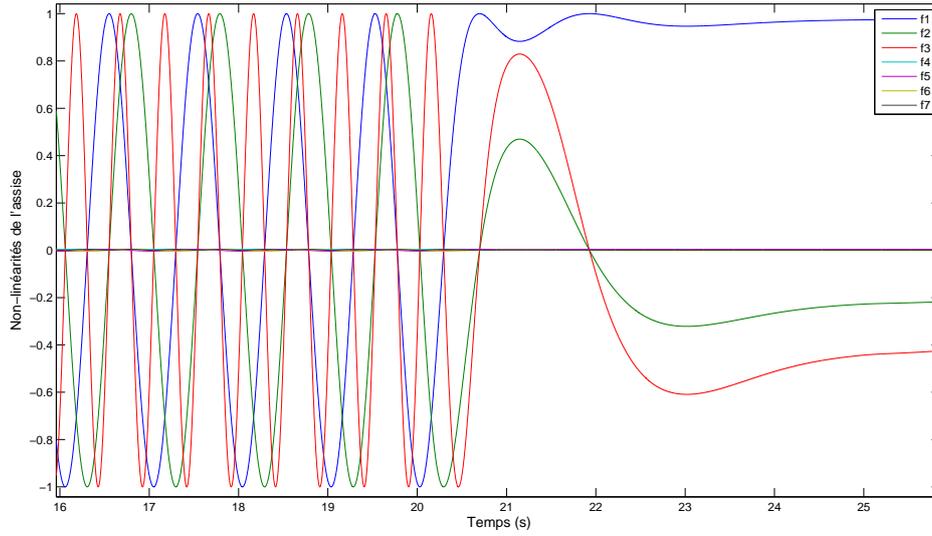


FIGURE 4.6: Dynamique des non-linéarités de l'assise

vu la faible dynamique des non-linéarités f_4 , f_5 , f_6 et f_7 et afin de réduire le nombre de règles du sous-modèle TS de l'assise, nous considérerons ces quatre non-linéarités comme étant des incertitudes de modélisation.

La représentation d'état de l'assise prend la forme suivante :

$$\begin{cases} E_1(x_1)\dot{x}_1 = (A_1(x_1) + \Delta A_1(x_1))x_1 + B_1u_1 + H_{31}\dot{x}_3 + H_{51}\dot{x}_5 \\ y_1 = C_1x_1 \end{cases} \quad (4.31)$$

$$\text{où } x_1 = \begin{bmatrix} r_1 \\ \dot{r}_1 \end{bmatrix}, E_1(x_1) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & g_E^1(x_1) + g_E^2(x_1)\cos(f_{(r_1)}) + g_E^3(x_1)\sin(f_{(r_1)}) + g_E^4(x_1)\sin(2f_{(r_1)}) \end{bmatrix},$$

$$A_1(x_1) = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & g_A^1(x_1)\cos(f_{(r_1)}) + g_A^2(x_1)\sin(f_{(r_1)}) + g_A^3(x_1) \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \text{ et } C_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$\Delta A_1(x_1)$ est la matrice contenant les incertitudes de modélisation du sous-modèle de l'assise (cf Annexe B, paragraphe B.3), donnée par :

$$\Delta A_1(x_1) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \frac{g_A^4(x_1)}{r_1} + g_A^5(x_1)\frac{\cos(f_{(r_1)})}{r_1} + g_A^6(x_1)\frac{\sin(f_{(r_1)})}{r_1} + g_A^7(x_1)\frac{\sin^2(f_{(r_1)})}{r_1} & 0 \end{bmatrix},$$

avec

$$\begin{aligned}
g_E^1(x_1) &= m_T + \left[\begin{array}{l} + \frac{1}{2} m_T L_{21}^2 + \frac{1}{2} J + \frac{1}{2} (m_3) \left(L_{23}^2 + \frac{L_3^2}{4} + 2L_{21}L_{23} \cos(\tau - \beta) \right) \\ + \frac{1}{2} (m_5) \left(\frac{L_5^2}{4} + L_{25}^2 + 2L_{21}L_{25} \cos(\tau - \beta - \gamma) \right) \end{array} \right] 2f'^2_{(r1)} \\
g_E^2(x_1) &= \left([(m_3 + m_5) L_{21} \sin(\varphi - \tau) + m_3 L_{23} \sin(\varphi - \beta) + m_5 L_{25} \sin(\varphi - \beta - \gamma)] 2f'_{(r1)} \right) \\
g_E^3(x_1) &= - \left([(m_3 + m_5) L_{21} \cos(\varphi - \tau) + m_3 L_{23} \cos(\varphi - \beta) + m_5 L_{25} \cos(\varphi - \beta - \gamma)] 2f'_{(r1)} \right) \\
g_E^4(x_1) &= - \left(\frac{1}{2} (m_3 L_3 + m_5 L_5) f'_{(r1)} \right), \\
g_A^1(x_1) &= \left(2m_2 L_{21} \cos(\varphi - \tau) f'_{(r1)} \right), \\
g_A^2(x_1) &= \left(2m_2 L_{21} \sin(\varphi - \tau) f'_{(r1)} \right) \\
g_A^3(x_1) &= \left[\begin{array}{l} - \left[\begin{array}{l} (m_3 + m_5) L_{21} \cos(\varphi - \alpha) + m_3 L_{23} \cos(\varphi - \beta) \\ + m_5 L_{25} \cos(\varphi - \beta - \gamma) \end{array} \right] (\cos(f_{(r1)}) + \sin(f_{(r1)})) f'^2_{(r1)} \dot{r}_1 \\ + \frac{1}{2} (m_3 L_3 + m_5 L_5) \sin^2(f_{(r1)}) f'^2_{(r1)} \dot{r}_1 \end{array} \right] \\
g_A^4(x_1) &= m_T g \sin \varphi \\
g_A^5(x_1) &= \left([m_T g L_{21} \cos(\tau) + m_3 g L_{23} \cos(\beta) + m_5 g L_{25} \cos(\beta + \gamma)] f'_{(r1)} \right) \\
g_A^6(x_1) &= - \left[m_T g L_{21} \sin(\tau) + m_3 g L_{23} \sin(\beta) + m_5 g L_{25} \sin(\beta + \gamma) \right] f'_{(r1)}, \\
g_A^7(x_1) &= - \left(\frac{m_3 L_3 + m_5 L_5}{2} \right) g f'_{(r1)};
\end{aligned}$$

$H_{31} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ H_{31}^{(2,1)} & H_{31}^{(2,2)} \end{bmatrix}$ et $H_{51} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ H_{51}^{(2,1)} & H_{51}^{(2,2)} \end{bmatrix}$ sont les matrices d'interconnexion reliant respectivement l'assise au repose-jambes et au dossier, dont les termes sont détaillés en Annexe B, paragraphe B.4.

Les termes non-linéaires du modèle descripteur (4.31), résumés dans le tableau 4.2, sont contenus dans les matrices $E_1(x_1)$ et $A_1(x_1)$, avec $f_{(r1)}(x_1)$ pour variable de prémisse.

Fonctions non-linéaires	Min	Max
$f_1 = \cos(f_{(r1)})$	-1	1
$f_2 = \sin(f_{(r1)})$	-1	1
$f_3 = \sin(2f_{(r1)})$	-1	1

TABLE 4.2: Termes non-linéaires contenus dans le modèle (4.31)

Le découpage de ces non-linéarités se fait à l'aide du lemme 3.1 (cf chapitre 3, paragraphe 3.4.2) :

$$f_1 = \cos(f_{(r1)}) = 1 \cdot \frac{\cos(f_{(r1)}) + 1}{2} - 1 \cdot \frac{1 - \cos(f_{(r1)})}{2} \quad (4.32)$$

$$f_2 = \sin(f_{(r1)}) = 1 \cdot \frac{\sin(f_{(r1)}) + 1}{2} - 1 \cdot \frac{1 - \sin(f_{(r1)})}{2} \quad (4.33)$$

$$f_3 = \sin(2f_{(r_1)}) = 1 \cdot \frac{\sin(2f_{(r_1)}) + 1}{2} - 1 \cdot \frac{1 - \sin(2f_{(r_1)})}{2} \quad (4.34)$$

Le modèle flou TS s'écrit avec les règles données en Annexe B, paragraphe B.5 :

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^8 v_1^j E_1^j \dot{x}_1(t) = \sum_{k=1}^4 h_1^k \left((A_1^k + \Delta A_1^k) x_1(t) \right) + B_1 u_1(t) + H_{31} \dot{x}_3 + H_{51} \dot{x}_5 \\ y_1(t) = \sum_{k=1}^4 h_1^k (C_1 x_1(t)) \end{cases} \quad (4.35)$$

C'est-à-dire, avec les notations utilisées :

$$\begin{cases} E_1^v \dot{x}_1(t) = (A_1^h + \Delta A_1^h) x_1(t) + B_1 u_1(t) + H_{31} \dot{x}_3 + H_{51} \dot{x}_5 \\ y_1(t) = C_1 x_1(t) \end{cases} \quad (4.36)$$

Nous considérons un système augmenté pour la synthèse d'observateur à entrées inconnues selon le même principe proposé dans le chapitre 3 (avec $\dot{u}(t) = 0$). Le modèle donné par (4.36) prend alors la forme suivante :

$$\begin{cases} \tilde{E}_1^v \dot{x}_{1a}(t) = \left(\tilde{A}_1^h + \Delta \tilde{A}_1^h \right) x_{1a}(t) + \tilde{H}_{31} \dot{x}_{3a} + \tilde{H}_{51} \dot{x}_{5a} \\ y_{1a}(t) = \tilde{C}_1 x_{1a}(t) \end{cases} \quad (4.37)$$

avec

$$x_{1a}(t) = \begin{bmatrix} x_1^T(t) & u_1^T(t) \end{bmatrix}^T, \quad x_{3a}(t) = \begin{bmatrix} x_3^T(t) & u_3^T(t) \end{bmatrix}^T, \quad x_{5a}(t) = \begin{bmatrix} x_5^T(t) & u_5^T(t) \end{bmatrix}^T, \quad \tilde{E}_1^v = \begin{bmatrix} E_1^v & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}, \quad \tilde{A}_1^h = \begin{bmatrix} A_1^h & B_1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \Delta \tilde{A}_1^h = \begin{bmatrix} \Delta A_1^h & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \tilde{C}_1 = \begin{bmatrix} C_1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \tilde{H}_{31} = \begin{bmatrix} H_{31}^T & 0 \end{bmatrix}^T, \quad \tilde{H}_{51} = \begin{bmatrix} H_{51}^T & 0 \end{bmatrix}^T$$

4.2.2.2.b Sous-modèle du dossier

La représentation d'état du dossier prend la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}_5 = A_5 x_5 + B_5 u_5 + H_{15} x_1 \\ y_5 = C_5 x_5 \end{cases} \quad (4.38)$$

$$\text{où } x_5 = \begin{bmatrix} \theta_5 \\ \dot{\theta}_5 \end{bmatrix}, \quad A_5 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \frac{m_5 g L_5}{J_5} \cdot \frac{\sin \theta_5}{\theta_5} & 0 \end{bmatrix}, \quad B_5 = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{J_5} \end{bmatrix}, \quad H_{15} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ H_{15}^{(2,1)} & H_{15}^{(2,2)} \end{bmatrix}, \quad x_1 = \begin{bmatrix} r_1 \\ \dot{r}_1 \end{bmatrix}, \quad C_5 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Avec H_{15} la matrice d'interconnexion entre le dossier et l'assise et qui est donnée en Annexe B, paragraphe B.4.

Le modèle flou TS du dossier ainsi que le modèle TS augmenté correspondent à ceux obtenus dans le chapitre 3, auxquels la fonction d'interconnexion avec l'assise a été ajoutée.

4.2.2.2.c Sous-modèle du repose-jambes

Notons que, comme le dossier, le repose-jambes peut être considéré comme un pendule. De ce fait et de manière similaire au dossier, on obtient la représentation d'état suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}_3 = A_3 x_3 + B_3 u_3 + H_{13} x_1 \\ y_3 = C_3 x_3 \end{cases} \quad (4.39)$$

$$\text{où } x_3 = \begin{bmatrix} \theta_3 \\ \dot{\theta}_3 \end{bmatrix}, A_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \frac{m_3 g L_3}{J_3} \cdot \frac{\sin \theta_3}{\theta_3} & 0 \end{bmatrix}, B_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{J_3} \end{bmatrix}, H_{13} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ H_{13}^{(2,1)} & H_{13}^{(2,2)} \end{bmatrix}, x_1 = \begin{bmatrix} r_1 \\ \dot{r}_1 \end{bmatrix}, C_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Avec H_{13} la matrice d'interconnexion entre le repose-jambes et l'assise et qui est donnée en Annexe B, paragraphe B.4.

Le modèle flou TS du repose-jambes ainsi que le modèle TS augmenté sont obtenus selon la même démarche présentée dans le chapitre 3 puisque le repose-jambes est similaire au dossier.

4.3 Synthèse d'observateurs décentralisés incertains et perturbés de type Takagi-Sugeno

À ce stade, un modèle TS décentralisé du siège a été proposé tout en tenant compte des fonctions d'interconnexion entre les différents sous-modèles ainsi que d'incertitudes afin de réduire le nombre de règles. Notre objectif dans cette partie est de fournir une méthodologie de synthèse d'observateurs décentralisés robustes permettant de réduire l'effet des interconnexions tout en garantissant une convergence de l'erreur d'estimation. Il s'agit d'une extension des observateurs proposés dans [Guelton et al., 2008, Guerra et al., 2004, Guelton, 2003] au cas décentralisé incertain et perturbé.

En considérant le vecteur d'état augmenté $\tilde{x}_i(t) = \begin{bmatrix} x_{ia}^T(t) & \dot{x}_{ia}^T(t) \end{bmatrix}^T$, le modèle donné par (4.29) devient :

$$\begin{cases} \tilde{E} \dot{\tilde{x}}_i(t) = \tilde{A}_i^{hv} \tilde{x}_i(t) + \tilde{B}_i^h u_i(t) + \tilde{H}_{\tau_i} \varphi_{\tau}(t) \\ \tilde{y}_i(t) = \tilde{C} \tilde{x}_i(t) \end{cases} \quad (4.40)$$

De la même façon, on pose le vecteur d'état estimé augmenté $\hat{\tilde{x}}_i(t) = \begin{bmatrix} \hat{x}_{ia}^T(t) & \hat{x}_{ia}^T(t) \end{bmatrix}^T$. L'observateur donné par (4.30) peut être réécrit de la façon suivante :

$$\begin{cases} \tilde{E} \dot{\hat{\tilde{x}}}_i(t) = \tilde{A}_i^{hv} \hat{\tilde{x}}_i(t) + \tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i(\tilde{x}_i - \hat{\tilde{x}}_i) \\ \hat{\tilde{y}}_i(t) = \tilde{C} \hat{\tilde{x}}_i(t) \end{cases} \quad (4.41)$$

avec $\tilde{E} = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, $\tilde{A}_i^{hv} = \begin{bmatrix} 0 & I \\ \tilde{A}_i^h + \Delta A_i^h & -\tilde{E}_i^v \end{bmatrix}$, $\tilde{H}_{\tau i} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{H}_{\tau i} \end{bmatrix}$, $\tilde{L}_i^{hv} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{L}_i^{hv} \end{bmatrix}$ et $\tilde{C} = \begin{bmatrix} \tilde{C} & 0 \end{bmatrix}$

L'erreur d'estimation prend la forme suivante :

$$\tilde{e}_i(t) = \tilde{x}_i(t) - \hat{\tilde{x}}_i(t) \quad (4.42)$$

La dérivée de l'erreur d'estimation, en multipliant par la matrice \tilde{E} , prend la forme suivante :

$$\tilde{E} \dot{\tilde{e}}_i(t) = \tilde{E} \dot{\tilde{x}}_i(t) - \tilde{E} \dot{\hat{\tilde{x}}}_i(t) \quad (4.43)$$

En substituant (4.40) et (4.41) dans (4.43), on obtient la dynamique de l'erreur d'estimation suivante :

$$\tilde{E} \dot{\tilde{e}}_i(t) = \left(\tilde{A}_i^{hv} - \tilde{L}_i^{hv} \tilde{C} \right) \tilde{e}_i(t) + \tilde{H}_{\tau i} \varphi_{\tau}(t) \quad (4.44)$$

Notre objectif est d'étudier la convergence de l'observateur en présence des fonctions d'interconnexion φ_{τ} . La synthèse des gains d'observateur doit donc se faire en atténuant l'influence des fonctions d'interconnexion (perturbations) φ_{τ} sur la dynamique de l'erreur d'estimation $\tilde{e}_i(t)$. Pour cela, on propose une synthèse H_{∞} dont la définition est donnée par :

Définition [Boyd et al., 1994]

On appelle norme H_{∞} du transfert $T_{\tilde{e}_i \varphi_{\tau}}$ entre les grandeurs variables $\varphi_{\tau}(t)$ et $\tilde{e}_i(t)$ la quantité :

$$\|T_{\tilde{e}_i \varphi_{\tau}}\|_{\infty} = \sup_{\|\varphi_{\tau}(t)\|_2 \neq 0} \frac{\|\tilde{e}_i(t)\|_2}{\|\varphi_{\tau}(t)\|_2} \quad (4.45)$$

où $\|\sigma(t)\|_2^2 = \int_0^{\infty} \sigma^T(t) \sigma(t) dt$ représente la norme L_2 (au carré) d'une grandeur variable $\sigma(t)$.

Afin de calculer les gains d'observateurs, une minimisation du transfert entre $\varphi_{\tau}(t)$ et $\tilde{e}_i(t)$ tel que $\|T_{\tilde{e}_i \varphi_{\tau}}\|_{\infty} < \eta_i$ est nécessaire. Dans ce cas, on peut réécrire le critère H_{∞} sous la forme :

$$\int_0^{\infty} \tilde{e}_i^T(t) \tilde{Q}_i \tilde{e}_i(t) dt - \eta_i^2 \int_0^{\infty} \varphi_{\tau}^T(t) \varphi_{\tau}(t) dt < 0 \quad (4.46)$$

avec $\tilde{Q}_i = \begin{bmatrix} Q_i & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, $Q_i = Q_i^T > 0$ est une matrice de pondération et η_i désigne le taux d'atténuation

Les conditions suffisantes permettant la synthèse d'observateurs décentralisés incertains et perturbés sont données par le théorème 4.1.

Théorème 4.1 *La convergence de l'erreur d'estimation donnée par (4.44) de l'observateur incertain perturbé local du sous-système S_i décrits dans (4.30) est vérifiée, au regard du critère H_∞ décrit par (4.46), s'il existe les matrices $Z_{i1} = Z_{i1}^T > 0$, Z_{i3} ainsi que les scalaires σ_{i1}^{-1} , σ_{i2}^{-1} et $\delta_i = \eta_i^2$ pour toutes les combinaisons $i = 1, \dots, N$, $\tau = 1, \dots, N$, $\tau \neq i$, $j = 1, \dots, l_i$ et $s = 1, \dots, r_i$, sachant les conditions LMI données par :*

$$\Upsilon_i^{hv} < 0 \quad (4.47)$$

$$\Upsilon_i^{hv} = \begin{bmatrix} \Upsilon_{i11}^{hv} & (*) & (*) & (*) & 0 & 0 & 0 \\ (H_{ai}^h)^T Z_{i3} & -\sigma_{i1}^{-1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ Z_{i1} & 0 & -Q^{-1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \Upsilon_{i41}^{hv} & 0 & 0 & \Upsilon_{i44}^{hv} & (*) & 0 & (*) \\ 0 & 0 & 0 & (H_{ai}^h)^T Z_{i3} & -\sigma_{i2}^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\delta_i I & 0 \\ 0 & 0 & 0 & (\tilde{H}_{\tau i})^T & 0 & 0 & -\delta_i I \end{bmatrix}$$

avec :

$$\Upsilon_{i11}^{hv} = Z_{i3}^T \tilde{A}_i^h + (\tilde{A}_i^h)^T Z_{i3} - \tilde{M}_i^{hv} \tilde{C}_i - (\tilde{C}_i)^T (\tilde{M}_i^{hv})^T + (\sigma_{i1}^{-1} + \sigma_{i2}^{-1}) \left\{ (N_{ai}^h)^T N_{ai}^h \right\},$$

$$\Upsilon_{i41}^{hv} = Z_{i1} - (\tilde{E}_i^v)^T Z_{i3} + Z_{i3}^T \tilde{A}_i^h - \tilde{M}_i^{hv} \tilde{C}_i,$$

$$\Upsilon_{i44}^{hv} = -Z_{i3}^T \tilde{E}_i^v - (\tilde{E}_i^v)^T Z_{i3}.$$

Preuve :

Soit la fonction quadratique de Lyapunov donnée par :

$$V(\tilde{e}_i(t)) = \tilde{e}_i^T(t) \tilde{E} \tilde{Z}_i \tilde{e}_i(t) > 0 \quad (4.48)$$

où \tilde{Z} est une matrice à coefficients constants de $\mathbb{R}^{2n \times 2n}$. Cette fonction de Lyapunov (4.48) nécessite :

$$\tilde{E} \tilde{Z}_i = \tilde{Z}_i^T \tilde{E} > 0 \quad (4.49)$$

On pose :

$$\tilde{Z}_i = \begin{bmatrix} Z_{i1} & Z_{i2} \\ Z_{i3} & Z_{i4} \end{bmatrix} \quad (4.50)$$

d'après la condition de symétrie (4.49), on obtient :

$$\begin{bmatrix} Z_{i1}^T & Z_{i3}^T \\ Z_{i2}^T & Z_{i4}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{i1} & Z_{i2} \\ Z_{i3} & Z_{i4} \end{bmatrix} > 0 \quad (4.51)$$

c'est-à-dire

$$\begin{bmatrix} Z_{i1}^T & 0 \\ Z_{i2}^T & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z_{i1} & Z_{i2} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} > 0 \quad (4.52)$$

d'où $Z_{i1} = Z_{i1}^T > 0$, $Z_{i2} = 0$, et où Z_{i3} et Z_{i4} sont des matrices de décision libres de choix.

Au regard de la fonction candidate de Lyapunov quadratique (4.48), l'erreur d'estimation converge asymptotiquement vers zéro sous la performance H_∞ (4.46) si :

$$\dot{V}(\tilde{e}_i(t)) + \tilde{e}_i^T(t) \tilde{Q}_i \tilde{e}_i(t) - \eta_i^2 \varphi_\tau^T(t) \varphi_\tau(t) < 0 \quad (4.53)$$

C'est-à-dire si :

$$\dot{\tilde{e}}_i^T(t) \tilde{E} \tilde{Z}_i \tilde{e}_i(t) + \tilde{e}_i^T(t) \tilde{E} \tilde{Z}_i \dot{\tilde{e}}_i(t) + \tilde{e}_i^T(t) \tilde{Q}_i \tilde{e}_i(t) - \eta_i^2 \varphi_\tau^T(t) \varphi_\tau(t) < 0 \quad (4.54)$$

Sachant (4.49), (4.54) devient :

$$\dot{\tilde{e}}_i^T(t) \tilde{E} \tilde{Z}_i \tilde{e}_i(t) + \tilde{e}_i^T(t) \tilde{Z}_i^T \tilde{E} \dot{\tilde{e}}_i(t) + \tilde{e}_i^T(t) \tilde{Q}_i \tilde{e}_i(t) - \eta_i^2 \varphi_\tau^T(t) \varphi_\tau(t) < 0 \quad (4.55)$$

En substituant (4.44) dans (4.55) on obtient :

$$\begin{aligned} & \tilde{e}_i^T(t) \left((\tilde{A}_i^{hv})^T - (\tilde{C}_i)^T (\tilde{L}_i^{hv})^T \right) \tilde{Z}_i \tilde{e}_i(t) + \varphi_\tau^T(t) (\tilde{H}_{\tau i})^T \tilde{Z}_i \tilde{e}_i(t) + \tilde{e}_i^T(t) \tilde{Z}_i^T (\tilde{A}_i^{hv} - \tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i) \tilde{e}_i(t) \\ & + \tilde{e}_i^T(t) \tilde{Z}_i^T \tilde{H}_{\tau i} \varphi_\tau(t) + \tilde{e}_i^T(t) \tilde{Q}_i \tilde{e}_i(t) - \eta_i^2 \varphi_\tau^T(t) \varphi_\tau(t) < 0 \end{aligned} \quad (4.56)$$

que l'on peut réécrire sous la forme :

$$\begin{bmatrix} \tilde{e}_i^T(t) \\ \varphi_\tau^T(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \left((\tilde{A}_i^{hv})^T - (\tilde{C}_i)^T (\tilde{L}_i^{hv})^T \right) \tilde{Z}_i + \tilde{Z}_i^T (\tilde{A}_i^{hv} - \tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i) + \tilde{Q}_i & \tilde{Z}_i^T \tilde{H}_{\tau i} \\ (\tilde{H}_{\tau i})^T \tilde{Z}_i & -\eta_i^2 I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{e}_i(t) \\ \varphi_\tau(t) \end{bmatrix} < 0 \quad (4.57)$$

d'où (4.53) est vérifiée si :

$$\begin{bmatrix} \left[\left(\tilde{A}_i^{hv} \right)^T - \left(\tilde{C}_i \right)^T \left(\tilde{L}_i^{hv} \right)^T \right] \tilde{Z}_i + \tilde{Z}_i^T \left(\tilde{A}_i^{hv} - \tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i \right) + \tilde{Q}_i & \tilde{Z}_i^T \tilde{H}_{\tau i} \\ \left(\tilde{H}_{\tau i} \right)^T \tilde{Z}_i & -\eta_i^2 I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.58)$$

Soit, sous la forme étendue, avec les matrices définies dans l'équation (4.41) :

$$\begin{bmatrix} \left(Z_{i3}^T \left(\tilde{A}_i^h + \Delta \tilde{A}_i^h \right) + \left(\tilde{A}_i^h + \Delta \tilde{A}_i^h \right)^T Z_{i3} \right) & (*) & 0 & 0 \\ \left(-Z_{i3}^T \tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i - \left(\tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i \right)^T Z_{i3} + Z_{i1}^T Q Z_{i1} \right) & & & \\ \left(Z_{i1} - \left(\tilde{E}_i^v \right)^T Z_{i3} + Z_{i4}^T \left(\tilde{A}_i^h + \Delta \tilde{A}_i^h \right) - Z_{i4}^T \tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i \right) & -Z_{i4}^T \tilde{E}_i^v + (*) & 0 & (*) \\ 0 & 0 & -\delta I & 0 \\ 0 & \left(\tilde{H}_{\tau i}^h \right)^T & 0 & -\delta I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.59)$$

Que l'on peut réécrire à l'aide de (4.23), (4.24) et (4.25) sous la forme :

$$\begin{bmatrix} \left(Z_{i3}^T \tilde{A}_i^h + \left(\tilde{A}_i^h \right)^T Z_{i3} - Z_{i3}^T \tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i - \left(\tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i \right)^T Z_{i3} \right) & (*) & 0 & 0 \\ \left(+ Z_{i3}^T \left(H_{ai}^h \Delta_{ai}^h N_{ai}^h \right) + \left(H_{ai}^h \Delta_{ai}^h N_{ai}^h \right)^T Z_{i3} + Z_{i1}^T Q Z_{i1} \right) & & & \\ \left(Z_{i1} - \left(\tilde{E}_i^v \right)^T Z_{i3} + Z_{i4}^T \tilde{A}_i^h + Z_{i4}^T \left(H_{ai}^h \Delta_{ai}^h N_{ai}^h \right) - Z_{i4}^T \tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i \right) & -Z_{i4}^T \tilde{E}_i^v + (*) & 0 & (*) \\ 0 & 0 & -\delta I & 0 \\ 0 & \left(\tilde{H}_{\tau i}^h \right)^T & 0 & -\delta I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.60)$$

L'inégalité (4.60) peut être majorée, à l'aide du lemme C.1 (Annexe C), par :

$$\begin{bmatrix} \chi_{i11}^{hv} & (*) & 0 & 0 \\ \left(Z_{i1} - \left(\tilde{E}_i^v \right)^T Z_{i3} + Z_{i4}^T \tilde{A}_i^h - Z_{i4}^T \tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i \right) & \chi_{i22}^{hv} & 0 & (*) \\ 0 & 0 & -\delta I & 0 \\ 0 & \left(\tilde{H}_{\tau i}^h \right)^T & 0 & -\delta I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.61)$$

avec :

$$\chi_{i11}^{hv} = \left(Z_{i3}^T \tilde{A}_i^h + \left(\tilde{A}_i^h \right)^T Z_{i3} - Z_{i3}^T \tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i - \left(\tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i \right)^T Z_{i3} + Z_{i1}^T Q Z_{i1} \right) \\ + \sigma_{i1} Z_{i2}^T \left\{ H_{ai}^h \left(H_{ai}^h \right)^T \right\} Z_{i3} + \left(\sigma_{i1}^{-1} + \sigma_{i3}^{-1} \right) \left\{ \left(N_{ai}^h \right)^T N_{ai}^h \right\}$$

$$\chi_{i22}^{hv} = \left(-Z_{i4}^T \tilde{E}_i^v - \left(\tilde{E}_i^v \right)^T Z_{i4} + \sigma_{i2} Z_{i4}^T \left\{ H_{ai}^h (H_{ai}^h)^T \right\} Z_{i4} \right)$$

En appliquant le complément de Schur (voir lemme C.2, Annexe C), l'inégalité (4.61) est équivalente à :

$$\Upsilon_i^{hv} = \begin{bmatrix} \Upsilon_{i11}^{hv} & (*) & (*) & (*) & 0 & 0 & 0 \\ \left(H_{ai}^h \right)^T Z_{i3} & -\sigma_{i1}^{-1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ Z_{i1} & 0 & -Q^{-1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \Upsilon_{i41}^{hv} & 0 & 0 & \Upsilon_{i44}^{hv} & (*) & 0 & (*) \\ 0 & 0 & 0 & \left(H_{ai}^h \right)^T Z_{i4} & -\sigma_{i2}^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\delta_i I & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \left(\tilde{H}_{\tau i} \right)^T & 0 & 0 & -\delta_i I \end{bmatrix} \quad (4.62)$$

avec :

$$\begin{aligned} \Upsilon_{i11}^{hv} &= Z_{i3}^T \tilde{A}_i^h + \left(\tilde{A}_i^h \right)^T Z_{i3} - Z_{i3}^T \tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i - \left(\tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i \right)^T Z_{i3} + \left(\sigma_{i1}^{-1} + \sigma_{i2}^{-1} \right) \left\{ \left(N_{ai}^h \right)^T N_{ai}^h \right\}, \\ \Upsilon_{i41}^{hv} &= Z_{i1} - \left(\tilde{E}_i^v \right)^T Z_{i3} + Z_{i4}^T \tilde{A}_i^h - Z_{i4}^T \tilde{L}_i^{hv} \tilde{C}_i, \\ \Upsilon_{i44}^{hv} &= -Z_{i4}^T \tilde{E}_i^v - \left(\tilde{E}_i^v \right)^T Z_{i4}. \end{aligned}$$

On procède aux changements de variable $Z_{i3} = Z_{i4}$ et $\tilde{M}_i^{hv} = Z_{i3}^T \tilde{L}_i^{hv}$, l'inégalité (4.62) est alors vérifiée si les conditions LMI données par le théorème 4.1 le sont.

Notons que dans le cas du dossier et du repose-jambes, nous n'avons pas d'incertitudes dans les sous-modèles. De plus $\tilde{E}_i^v = I$. La synthèse d'observateur présentée dans le théorème 4.1 ne s'applique donc qu'à l'assise. Une version simplifiée, prenant en compte seulement la fonction d'interconnexion à travers le critère H_∞ , est nécessaire pour le dossier et le repose-jambes. Cette version simplifiée du théorème 4.1 est donnée par le corollaire 4.1.

Corollaire 4.1 *La convergence de l'erreur d'estimation donnée par (4.44) de l'observateur incertain perturbé local du sous-système S_i décrits dans (4.30) est vérifiée, au regard du critère H_∞ décrits par (4.46), s'il existe les matrices $Z_{i1} = Z_{i1}^T > 0$, Z_{i3} ainsi que le scalaire $\delta_i = \eta_i^2$ pour toutes les combinaisons $i = i, \dots, N$, $\tau = 1, \dots, N$, $\tau \neq i$, $j = 1, \dots, l_i$ et $s = 1, \dots, r_i$, sachant les conditions LMI données par :*

$$\Xi_i^{hv} < 0 \quad (4.63)$$

$$\Xi_i^{hv} = \begin{bmatrix} \Xi_{i11}^{hv} & (*) & (*) & 0 & 0 \\ Z_{i1} & -Q^{-1} & 0 & 0 & 0 \\ \Xi_{i31}^{hv} & 0 & \Xi_{i33}^{hv} & 0 & (*) \\ 0 & 0 & 0 & -\delta_i I & 0 \\ 0 & 0 & \left(\tilde{H}_{\tau i} \right)^T & 0 & -\delta_i I \end{bmatrix}$$

avec :

$$\begin{aligned}\Xi_{i11}^{hv} &= Z_{i3}^T \tilde{A}_i^h + \left(\tilde{A}_i^h\right)^T Z_{i3} - \tilde{M}_i^{hv} \tilde{C}_i - \left(\tilde{C}_i\right)^T \left(\tilde{M}_i^{hv}\right)^T, \\ \Xi_{i31}^{hv} &= Z_{i1} - Z_{i3} + Z_{i3}^T \tilde{A}_i^h - \tilde{M}_i^{hv} \tilde{C}_i, \\ \Xi_{i33}^{hv} &= -Z_{i3}^T - Z_{i3}.\end{aligned}$$

Preuve :

Triviale en suivant la même démarche établie dans la preuve du théorème 4.1, avec la même fonction de Lyapunov sans prendre en compte les incertitudes et en considérant que $\tilde{E}_i^v = I$.

4.4 Résultats expérimentaux

4.4.1 Estimation d'état et d'entrée du siège en fonctionnement

Afin de valider les observateurs décentralisés développés en utilisant le théorème 4.1 ainsi que le corollaire 4.1, plusieurs séries de mesures ont été effectuées sur le siège. Elles sont prises dans différents cas de fonctionnement (normal et en cas de défaillances). Plusieurs types de défaillances ont été introduits durant la phase de mouvement du siège pendant ces campagnes de mesures. Nous avons les classes suivantes :

- N : fonctionnement normal sur les trois segments du siège,
- SR : surconsommation électrique au niveau de l'actionneur du dossier,
- ST : surconsommation électrique au niveau de l'actionneur de l'assise,
- SL : surconsommation électrique au niveau de l'actionneur du repose-jambes,
- VR : vibration au niveau du dossier,
- VT : vibration au niveau de l'assise,
- VL : vibration au niveau du repose-jambes,
- VTR : vibration au niveau de l'assise et du dossier en même temps,
- VLR : vibration du niveau du repose-jambes et du dossier en même temps,
- VTLR : vibration au niveau des trois segments du siège en même temps.

La figure 4.7 montre un exemple d'une série de mesures de la position ainsi que du courant électrique consommé (mA) sur les trois segments du siège. Ces mesures sont prises pendant des mouvements défaillants de type 'vibration' entre $t = 0s$ et $t = 222s$. Cette défaillance de type 'vibration' est identifiable sur la figure lorsque les mesures de courants oscillent lors des mouvements.

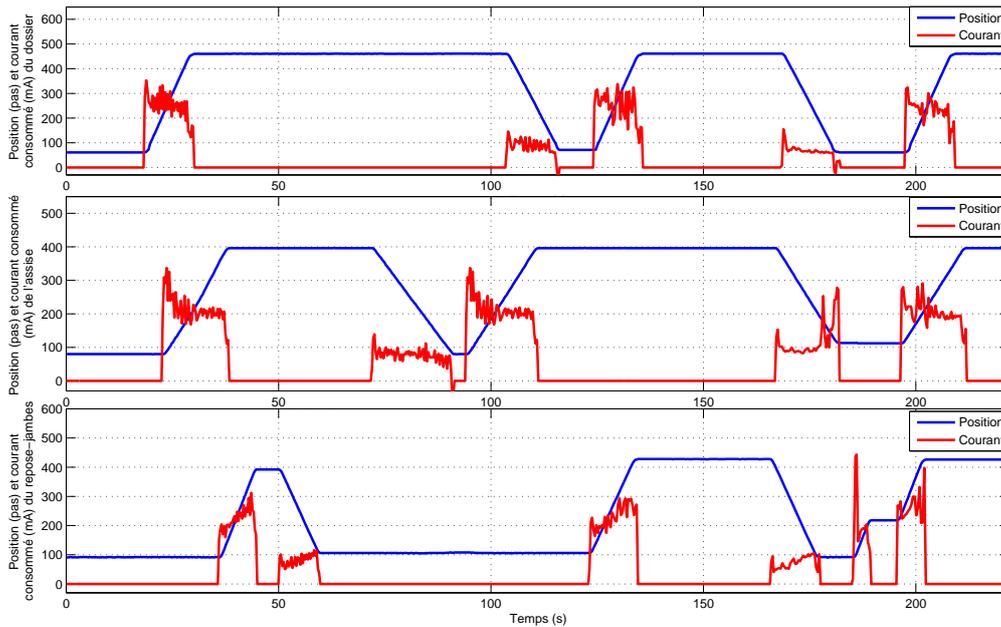


FIGURE 4.7: Mesures de position et de courant des trois segments du siège en présence de défaillances de type 'vibration'

Les mesures de position sont ensuite injectés dans les observateurs décentralisés qui à leur tour estiment les différentes variables d'état et d'entrées de chaque sous-modèles tout en atténuant les perturbations (interconnexions) présentes. Les figures 4.8, 4.9 et 4.10 présentent respectivement la reconstruction des variables d'état sur le dossier, l'assise et le repose-jambes. Dans la première partie de chaque figure, nous avons à la fois la position mesurée (en bleu discontinu) sur le segment et à la fois celle estimée (en rouge) par l'observateur. En ce qui concerne les deux courbes noire et verte, elles représentent respectivement la vitesse estimée et le couple moteur estimé. Quant à la dernière courbe bleue continue, il s'agit de la fonction d'interconnexion reliant chaque segment à son voisin. À noter que celle de l'assise est la somme des deux fonctions d'interconnexion la reliant au dossier et au repose-jambes.

Nous constatons que, pendant les mouvements effectués par chacun des trois segments, la fonction d'interconnexion est compensée par l'entrée. Ceci n'est pas contradictoire puisque grâce à l'utilisation du critère H_∞ la perturbation est censée être atténuée par l'entrée. Nous prenons par exemple le mouvement effectué par le dossier entre $t = 168s$ et $t = 209s$ dans la figure 4.8. Nous pouvons voir la réaction de l'entrée en présence de la perturbation. Ceci peut se voir dans les cas du repose-jambes et de l'assise entre $t = 165s$ et $t = 202s$, et entre $t = 72s$ et $t = 111s$ respectivement.

Concernant l'effet des interconnexions entre les sous-modèles, il est clairement présent entre $t = 72s$ et $t = 111s$. Pendant cette tranche de temps, nous remarquons que les positions mesurées

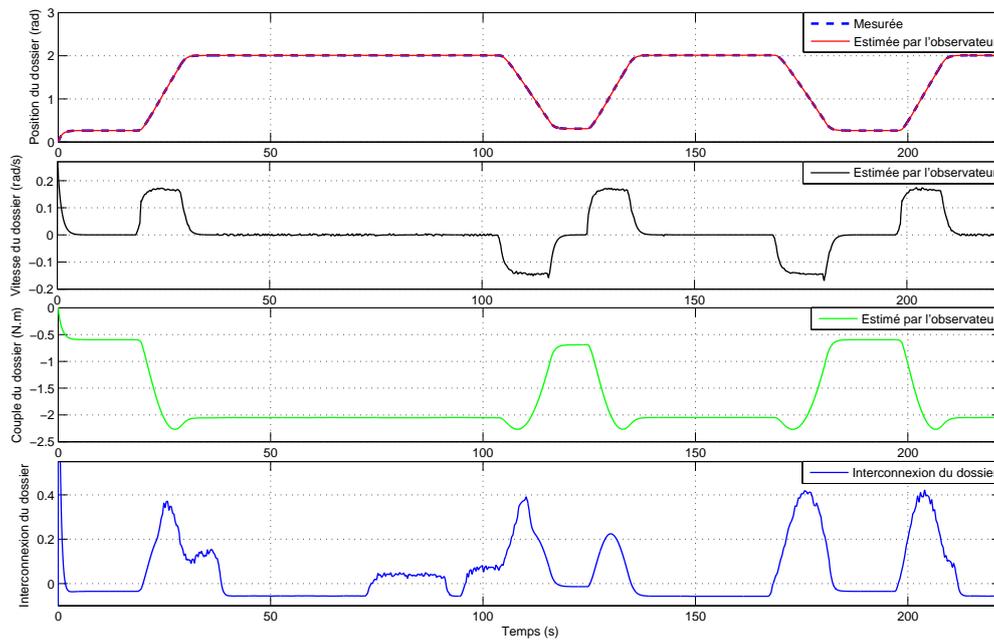


FIGURE 4.8: Résultats de l'estimation des variables d'état et d'entrée ainsi que la fonction d'interconnexion du dossier

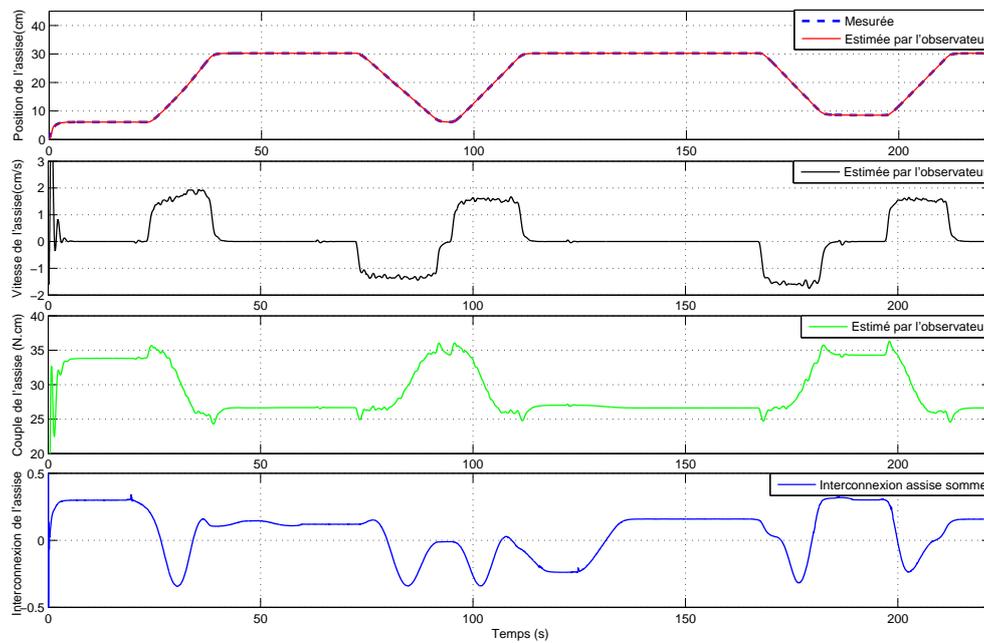


FIGURE 4.9: Résultats de l'estimation des variables d'état et d'entrée ainsi que la fonction d'interconnexion de l'assise

du dossier ainsi que du repose-jambes ne varient pas. Ces deux segments sont donc censés être immobiles. Ceci est confirmé par les courbes des vitesses estimées qui restent nulles ainsi que des couples estimés qui gardent une valeur constante. Cependant, nous constatons que les interconnexions des deux segments ont une dynamique variable entre $t = 72s$ et $t = 111s$ assez cohérente et adéquate au mouvement de l'assise. Cela peut confirmer l'influence de l'assise sur le dossier ainsi que le repose-jambes malgré le fait qu'ils ne soient pas en mouvement.

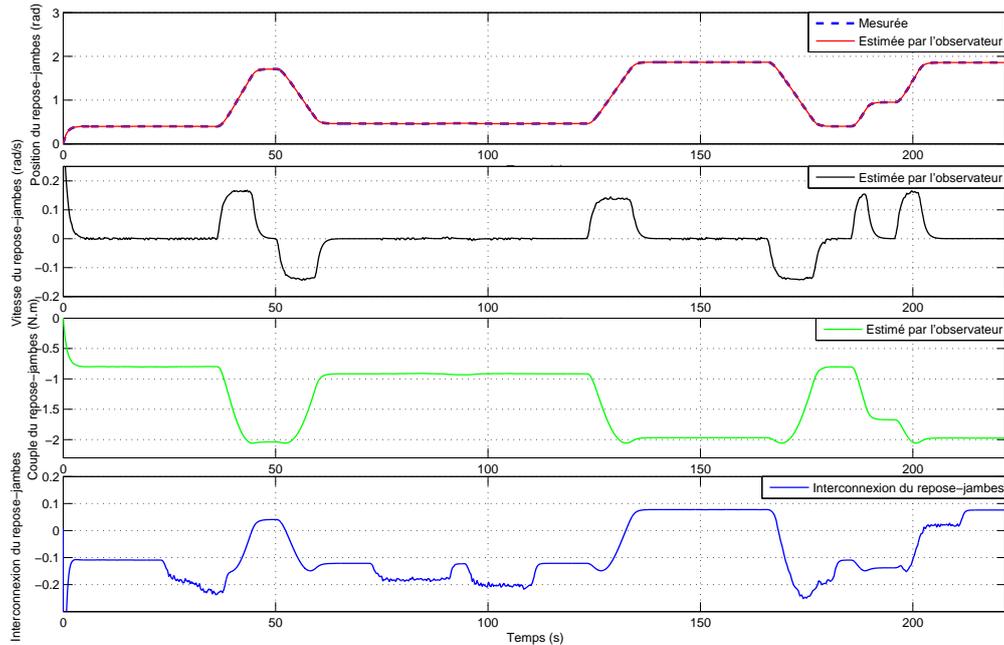


FIGURE 4.10: Résultats de l'estimation des variables d'état et d'entrée ainsi que la fonction d'interconnexion du repose-jambes

Nous constatons que les observateurs décentralisés fonctionnent correctement et fournissent des estimations fiables en présence des perturbations ainsi que des incertitudes. Ces estimations de vitesses et couples sont ensuite utilisées dans le processus de la classification comme expliqué dans le chapitre 3.

4.4.2 Résultats de classification sur le siège complet

À partir des séries de mesures effectuées sur le siège complet, une base de données de 4385 instances a été construite pour l'approche de diagnostic à base de classification. Cette base de données est ensuite enrichie par les estimations de vitesses et de couples provenant des observateurs décentralisés. La classification supervisée est ensuite appliquée sur les deux bases de données sans et avec estimations en utilisant les algorithmes de classification déjà employés dans les chapitres 2 et 3. Les taux de classification sont donnés dans le tableau 4.3.

	<i>Sans données estimées</i>	<i>Avec données estimées par les mutli-observateurs</i>
<i>Classifieur</i>	Taux de bonne classification (%)	Taux de bonne classification (%)
<i>Random Forest</i>	95.1881	96.6021
<i>Decision Table</i>	91.7902	91.5849
<i>J48</i>	95.0513	95.3478
<i>Multilayer Perceptron</i>	91.7218	92.2235
<i>JRip</i>	94.8689	95.6899
<i>PART</i>	94.1619	95.2566
<i>BayesNet</i>	92.5327	93.1486

TABLE 4.3: Résultats de classification appliquée au siège complet

À partir de ces résultats, nous constatons dans un premier temps que les taux de bonne classification obtenus sont plus élevés que ceux obtenus dans les chapitres précédents. Ceci est lié au fait que l'on prenne en compte la totalité du siège dans ce chapitre ainsi qu'un nombre élevé d'instances est considéré. Par ailleurs, nous remarquons que le taux de bonne classification a été amélioré avec 6 classifieurs sur 7 suite à l'ajout d'attributs estimés. Le meilleur taux est obtenu par "Random Forest" et est de l'ordre de 96.6 %. Ce même classifieur apporte le gain de taux de classification le plus élevé suite à l'ajout des estimations et qui est de l'ordre de 1.4 %. Nous remarquons que 4 classifieurs sur 7 donnent un taux de classification supérieur à 95 % grâce aux attributs estimés. Cela montre l'efficacité de notre approche et la fiabilité des estimations par les observateurs décentralisés.

Les figures 4.11, 4.12, 4.13, 4.14, 4.15, 4.16 et 4.17 présentent les matrices de confusion obtenues respectivement par les classifieurs "Random Forest", "Decision Table", "J48", "Multilayer Perceptron", "JRip", "PART" et "BayesNet" dans les deux cas sans attributs estimés et avec attributs estimés.

Concernant les résultats obtenus par le meilleur classifieur "Random Forest", ils sont donnés dans la figure 4.11. Nous constatons que le nombre des instances bien classées, c'est-à-dire celles qui se trouvent sur la diagonale, a augmenté pour 11 classes sur 13 suite à l'ajout des estimations. Cet ajout a diminué en même temps le nombre des fausses alertes (les instances en orange) de 33 à 15 instances. De plus le nombre de défaillances mal-classées (les instances en rouge) a diminué de 6 à 4 grâce aux attributs estimés. Quant aux instances de défaillances non détectées, c'est-à-dire classées en tant que normales (en bleu), elles ont diminué de 169 à 130.

Cette étude détaillée, en utilisant les matrices de confusion, montre explicitement l'impact des estimations en terme de réduction de fausses alertes et de défaillances mal-classées ou encore non-détectées.

N	SR	CL	CT	CR	SL	ST	VR	VL	VT	VTR	VLR	VTLR	N	SR	CL	CT	CR	SL	ST	VR	VL	VT	VTR	VLR	VTLR	N	SR	CL	CT	CR	SL	ST	VR	VL	VT	VTR	VLR	VTLR				
3710	2	0	0	0	0	2	13	13	3	0	0	0	N	3728	0	0	1	0	0	0	6	5	3	0	0	N	3728	0	0	1	0	0	0	6	5	3	0	0	0	0	N	
5	53	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	SR	5	52	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	SR	5	52	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	SR
21	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	CL	19	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	CL	19	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	CL		
23	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	CT	18	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	CT	18	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	CT	
27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	CR	16	0	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	CR	16	0	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	CR		
12	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	1	SL	11	0	0	0	0	34	0	0	0	0	0	0	SL	11	0	0	0	0	34	0	0	0	0	0	0	0	SL		
12	3	0	0	0	0	96	0	0	0	0	0	0	ST	10	0	0	0	0	0	101	0	0	0	0	0	ST	10	0	0	0	0	0	101	0	0	0	0	0	0	0	ST	
35	0	0	0	0	0	0	67	0	0	0	0	0	VR	31	0	0	0	0	0	0	71	0	0	0	0	VR	31	0	0	0	0	0	0	71	0	0	0	0	0	0	VR	
21	0	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0	0	VL	10	0	0	0	0	0	0	51	0	0	0	0	VL	10	0	0	0	0	0	0	51	0	0	0	0	0	VL		
2	0	0	0	0	0	0	0	0	90	0	0	0	VT	2	0	0	0	0	0	0	0	0	90	0	0	VT	2	0	0	0	0	0	0	0	0	90	0	0	0	0	VT	
4	0	0	0	0	0	0	1	0	1	42	0	0	VTR	3	0	0	0	0	0	0	1	0	1	43	0	VTR	3	0	0	0	0	0	0	1	0	1	43	0	0	VTR		
4	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	28	0	VLR	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29	0	VLR	4	0	0	0	0	0	0	0	0	29	0	0	VLR			
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	VTLR	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	VTLR	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	VTLR			

FIGURE 4.11: Matrices de confusion obtenues par "Random Forest" : à gauche sans estimations et à droite avec estimations

Nous étudions dans la figure 4.12 les deux matrices de confusion obtenues par le classifieur ayant obtenu les plus bas taux de classification "Decision Table" dans les deux cas sans attributs estimés et avec attributs estimés. Nous remarquons que malgré la dégradation des résultats après l'ajout des attributs estimés, le nombre des fausses alertes reste constant (38 fausses alertes). Cela veut dire que ce classifieur pourrait être utilisé dans les cas moins contraignants au niveau des défaillances et où on s'intéresse plus aux fausses alertes. Notons que le nombre des défaillances mal-classées a augmenté seulement d'une seule défaillance de 19 à 20.

N	SR	CL	CT	CR	SL	ST	VR	VL	VT	VTR	VLR	VTLR	N	SR	CL	CT	CR	SL	ST	VR	VL	VT	VTR	VLR	VTLR	N	SR	CL	CT	CR	SL	ST	VR	VL	VT	VTR	VLR	VTLR			
3705	0	0	0	0	0	9	13	15	0	0	0	1	N	3705	1	2	1	0	1	10	10	11	1	0	1	N	3705	1	2	1	0	1	10	10	11	1	0	1	0	N	
7	44	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	SR	13	40	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	SR	13	40	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	SR	
26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	CL	22	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	CL	22	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	CL	
26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	CT	23	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	CT	23	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	CT	
27	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	CR	26	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	CR	26	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	CR	
23	0	0	0	0	18	0	0	1	0	0	0	3	SL	25	0	0	0	0	19	0	0	1	0	0	0	SL	25	0	0	0	0	19	0	0	1	0	0	0	0	SL	
28	3	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0	ST	37	7	0	0	0	0	67	0	0	0	0	0	ST	37	7	0	0	0	0	67	0	0	0	0	0	0	0	ST
61	0	0	0	0	0	0	41	0	0	0	0	0	VR	54	0	0	0	0	0	0	48	0	0	0	0	VR	54	0	0	0	0	0	0	48	0	0	0	0	0	VR	
51	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	VL	41	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	VL	41	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	0	VL	
15	0	0	0	0	0	0	0	0	77	0	0	0	VT	22	0	0	0	0	0	0	0	70	0	0	0	VT	22	0	0	0	0	0	0	0	70	0	0	0	0	VT	
18	0	0	0	0	0	0	1	0	0	29	0	0	VTR	24	0	0	0	0	0	0	1	0	0	23	0	VTR	24	0	0	0	0	0	1	0	0	23	0	0	VTR		
13	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	18	0	VLR	15	0	0	0	0	3	0	0	0	0	15	0	VLR	15	0	0	0	0	3	0	0	0	15	0	0	VLR		
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	VTLR	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	VTLR	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	VTLR		

FIGURE 4.12: Matrices de confusion obtenues par "Decision Table" : à gauche sans estimations et à droite avec estimations

Nous remarquons, dans les deux figures 4.13 et 4.14, que le nombre de fausses alertes a augmenté avec les classifieurs "J48" et "Multilayer Perceptron" de 58 à 76 et de 46 à 78 respectivement. Ces augmentations ne sont pas négligeable et peuvent influencer sur le choix de ces classifieurs malgré le fait que nous arrivions à réduire le nombre de défaillances non détectées de 145 à 118 avec 'J48' et de 262 à 222 avec "Multilayer Perceptron" suite à l'ajout d'estimations.

N	SR	CL	CT	CR	SL	ST	VR	VL	VT	VTR	VLR	VTLR	N	SR	CL	CT	CR	SL	ST	VR	VL	VT	VTR	VLR	VTLR
3685	1	0	1	0	10	4	14	16	3	6	3	0	3667	4	7	8	2	16	1	9	15	3	5	6	0
6	50	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	4	55	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	16	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
15	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	18	0	0	0	1	0	0	0	0	3	0	0	0	25	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0
9	2	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	15	0	0	0	0	0	96	0	0	0	0	0	0
33	1	0	1	0	0	0	67	0	0	0	0	0	33	1	0	0	0	0	0	68	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	46	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	50	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	87	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	88	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	2	0	1	40	0	0	3	0	0	0	1	0	0	2	0	1	41	0	0
7	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	25	0	5	0	0	0	0	2	0	0	0	0	26	0	0
2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	7	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	7	0

FIGURE 4.13: Matrices de confusion obtenues par “J48” : à gauche sans estimations et à droite avec estimations

N	SR	CL	CT	CR	SL	ST	VR	VL	VT	VTR	VLR	VTLR	N	SR	CL	CT	CR	SL	ST	VR	VL	VT	VTR	VLR	VTLR
3697	1	1	0	0	4	9	17	10	4	0	0	0	3665	3	0	0	0	6	7	36	19	2	1	3	1
10	47	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	5	50	1	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0
7	2	6	1	1	4	2	0	0	2	0	1	0	17	0	4	0	0	2	0	0	0	2	1	0	0
16	0	0	5	1	1	0	1	0	1	0	1	0	14	0	1	7	0	0	0	0	0	4	0	0	0
14	2	2	0	8	0	0	0	0	0	1	1	0	18	0	0	0	6	2	0	1	1	0	0	0	0
19	0	0	0	0	22	0	0	0	0	0	4	0	19	1	0	0	0	19	0	0	0	0	0	6	0
17	6	0	1	0	1	86	0	0	0	0	0	0	16	5	0	0	0	0	90	0	0	0	0	0	0
88	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	74	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	0
53	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	39	0	0	0	0	0	0	22	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	82	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	88	0	0	0	0
20	0	0	0	2	0	6	1	0	2	17	0	0	7	1	0	0	0	0	0	1	0	1	38	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29	0	4	0	0	0	0	3	0	0	0	0	26	0	0
4	0	3	0	0	3	0	0	0	0	0	0	1	5	0	1	2	0	0	2	0	0	0	0	0	1

FIGURE 4.14: Matrices de confusion obtenues par “Multilayer Perceptron” : à gauche sans estimations et à droite avec estimations

Concernant les résultats obtenus par “JRip” et donnés dans la figure 4.15, nous constatons une diminution du nombre de fausses alertes de 85 à 68 ainsi que’une diminution du nombre de défaillances non-détectées de 109 à 99. Ceci montre l’efficacité de ce classifieur qui a obtenu le deuxième taux de bonne classification suite à l’ajout d’estimations.

N	SR	CL	CT	CR	SL	ST	VR	VL	VT	VTR	VLR	VTLR	N	SR	CL	CT	CR	SL	ST	VR	VL	VT	VTR	VLR	VTLR
3658	2	1	1	0	12	3	23	28	3	7	2	3	3675	1	4	2	0	4	6	30	11	0	2	5	3
5	49	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	3	52	0	0	0	0	2	1	0	0	0	1	0
14	0	11	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	25	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	26	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	2	0	9	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	1	0
13	11	0	0	0	0	87	0	0	0	0	0	0	16	3	0	0	0	0	92	0	0	0	0	0	0
26	1	0	0	0	0	0	75	0	0	0	0	0	26	1	0	0	0	0	1	74	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	0	44	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0	52	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	89	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	87	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	1	0	3	41	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	5	40	1	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	7	0	0	0	0	1	0	0	0	0	24	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	7	0

FIGURE 4.15: Matrices de confusion obtenues par “JRip” : à gauche sans estimations et à droite avec estimations

Le même phénomène est présent dans le cas du classifieur “PART” (voir figure 4.16). Ce dernier

avec quatre classifieurs et le nombre de défaillances non-détectées a également diminué avec six classifieurs.

Nous proposons, d'après cette étude détaillée basée sur les matrices de confusion, d'utiliser le classifieur "Random Forest" pour notre application industrielle. Ceci est dû au fait que ce classifieur a obtenu le meilleur taux de classification avec l'ajout d'attributs estimés (96.6 %). De plus, il donne les plus bas nombres de fausses alertes (15) et de défaillances mal-classées (4) en comparaison avec les autres classifieurs.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, une extension de l'approche proposée dans le chapitre 3 a été présentée. Cette extension utilise un modèle du siège complet. Une modélisation décentralisée de type TS a été établie pour le siège d'avion. Les fonctions d'interconnexion ainsi que les incertitudes de modélisation ont été prises en compte lors de cette modélisation. Cette dernière a permis une synthèse d'observateurs décentralisés TSEI incertains et perturbés afin d'estimer la vitesse ainsi que le couple de chaque segment du siège. Ceci est fait en atténuant les différentes interconnexions tout en assurant une convergence de l'erreur d'estimation. Ensuite, plusieurs séries de mesures sur le siège ont permis de construire une base de données de classification. Cette dernière a été enrichie par les données estimées par les observateurs. Finalement, une étude de classification de défaillances a été réalisée et a permis de montrer l'impact positif de l'ajout d'attributs sur le taux de bonne classification, sur la détection de défaillances ainsi que sur la détection de fausses alertes. On en conclut que l'algorithme "Random Forest" est le plus adapté à notre application industrielle grâce au meilleur taux de classification qu'il a obtenu, ainsi qu'à sa capacité à réduire le nombre de défaillances et de fausses alertes. Ceci montre la capacité de l'approche proposée à répondre au besoin de ZAS concernant le diagnostic de défaillances des sièges d'avion.

Conclusion et perspectives

Dans ce travail de thèse, nous nous sommes intéressés au diagnostic de défaillances sur les sièges d'avion robotisés fabriqués par la société ZAS. L'objectif était de proposer une approche innovante et adaptée au besoin de ZAS afin d'augmenter le taux de détection de défaillances dans le but d'assurer la meilleure disponibilité possible des sièges.

Deux familles de méthodes existent pour le diagnostic de défaillances sur des tels systèmes. Les méthodes à base de modèles et celles à base de données. Or l'application de ces méthodes n'est pas toujours évidente à cause de deux principales contraintes : la complexité des systèmes industriels à modéliser et l'insuffisance de données récoltées dûe au manque de capteurs. Ces deux contraintes nous ont motivé à orienter nos travaux vers l'hybridation de méthodes de diagnostic tout en utilisant les deux familles développées par les deux communautés des informaticiens et des automaticiens.

Dans le premier chapitre, le contexte général ainsi que les motivations de l'étude ont été présentés. Des généralités sur les sièges robotisés et notamment sur les sièges d'avions ainsi que les éventuelles défaillances pouvant y survenir ont été données. Dans ce contexte, les deux familles de méthodes de diagnostic de défaillances ont été exposées. Ainsi, une synthèse soulignant les avantages et les inconvénients des méthodes a été donnée. Finalement, une étude sur l'hybridation de méthodes de diagnostic a été présentée. Ceci a permis, d'une part, de montrer l'intérêt de l'hybridation en termes d'amélioration du diagnostic de défaillances et, d'autre part, d'orienter notre choix concernant la stratégie de diagnostic la plus adaptée à notre système.

Dans le deuxième chapitre, notre choix s'est porté sur la méthode de diagnostic de défaillances à base de la classification supervisée. Ainsi, le cadre expérimental ainsi que le principe de la classification ont été présentés. Ensuite, le protocole expérimental ainsi que les campagnes de mesures, effectuées sur le siège d'avion pendant des séries de mouvement réelles, ont été exposés. Ces campagnes de mesures ont permis de recueillir des données nécessaires pour le processus de la classification contenant des instances en fonctionnement normal ainsi que d'autres en cas

de défaillances. La construction des différentes bases de données de classification (agrégées et séquentielles) ainsi que les paramètres utilisés ont été détaillés. Ensuite, Nous avons présentés les différents types d'algorithmes de classification utilisés dans le cadre de cette thèse. Finalement, Nous avons appliqué la classification supervisée sur des données réelles, recoltées sur la partie du dossier du siège. Les résultats de diagnostic de défaillances ont été donnés en termes de taux de bonne classification pour les différentes bases de données construites.

Étant donné que le diagnostic à base de classification nécessite une large base de données représentant le fonctionnement du système, le troisième chapitre a été consacré au renforcement de la classification par des observateurs d'état. Ces derniers ont été utilisés afin d'estimer des variables d'état non-mesurables qui ont été injectés par la suite dans les bases de données en tant qu'attributs estimés. Trois types d'observateurs ont été développés afin de valider cette approche de renforcement sur le dossier du siège. Dans un premier temps, l'emploi d'un observateur linéaire a permis de valider l'efficacité de cette approche en améliorant les taux de classification suite à l'ajout de la vitesse angulaire estimée. Ensuite, un observateur TS a été synthétisé afin de prendre en compte la non-linéarité du système. Les résultats de classification ont donc été améliorés grâce aux estimations issues de cet observateur. Finalement, un observateur TS à entrées inconnues (TSEI) a été adopté et testé sur la partie du dossier avec deux types de base de données (agrégées et séquentielles). Il a permis d'estimer à la fois le vecteur d'état et l'entrée non mesurée (couple) du système. L'observateur TSEI a pu montrer son efficacité en termes d'améliorations du taux de classification. Il a donc été choisi afin de l'étendre sur l'ensemble du siège.

Enfin, dans le quatrième chapitre, L'observateur TSEI a été étendu sur l'ensemble du siège. Ce dernier a été modélisé à l'aide du formalisme de Lagrange. Ensuite, nous avons choisi de décomposer le modèle global du siège en trois sous-modèles afin de simplifier la synthèse d'observateurs et de faciliter leur manipulation. Ainsi, la contribution théorique générale de ce travail de thèse a consisté en la proposition d'une méthodologie de synthèse d'observateurs TSEI incertains et perturbés tout en prenant en compte des interconnexions entre chaque parties du siège. Finalement, l'application des observateurs décentralisés TSEI incertains et perturbés sur le siège a été présentée et les résultats de classification ont été étudiés. L'analyse des taux de bonne classification ainsi que des matrices de confusion a pu démontrer l'impact positif de l'ajout d'attributs estimés. Elle a montré la capacité des estimations à améliorer la performance de classification obtenue.

D'après les résultats obtenus durant cette thèse, nous pouvons conclure que l'approche proposée permet de répondre aux besoins de ZAS en termes de diagnostic de défaillances. Elle augmente

la détection de défaillances et diminue le nombre de fausses alertes. Nous proposons d'utiliser l'algorithme "Random Forest" qui paraît le plus adapté à cette application industrielle.

Multiplés perspectives peuvent être envisageables. Dans un premier temps, l'implémentation de l'approche proposée en embarqué dans un environnement temps réel est nécessaire pour pouvoir diagnostiquer les défaillances en ligne, tout en passant par une modélisation discrète et par une synthèse d'observateurs discrets. Dans un second temps, l'approche proposée peut être appliquée sur le siège complet présent à bord de l'avion contenant les segments de la tête ainsi que le repose-pieds afin de prendre en compte la structure globale réelle du siège.

Bien entendu, une application de l'approche sur d'autres types de sièges d'avions ayant des cinématiques différentes est aussi envisageable. Ceci permettra, d'une part, de rendre notre méthode de diagnostic adaptable à tous les systèmes robotisés quelque soit leur nature et leur cinématique, et d'autre part d'augmenter le niveau de connaissance et d'expérience sur le fonctionnement de tels systèmes afin de mieux entraîner les classifieurs.

Par ailleurs, le développement d'une interface homme-machine disponible dans l'avion ou mise à disposition des agents de maintenance est nécessaire. Cette interface pourra servir, dans un premier temps, à alerter les hôtesses de l'air en cas de défaillances tout en précisant le siège défaillant voire l'actionneur concerné. Dans un second temps, elle pourra être utilisée pour diagnostiquer les défauts présents sur les sièges qui représentent les divergences de comportement. Ceci sera utilisé pour le calcul de la durée de vie restante des composants et d'anticiper les défaillances liées à l'usure du matériel. Il s'agit du début du pronostic de défaillances.

De plus, la création de nouveaux attributs à partir des données mesurées ou estimées est une piste prometteuse afin d'augmenter la taille des bases de données de classification. En effet, la création de certains attributs comme l'écart type d'une variable, la racine carrée d'une multiplication de deux variables ou autre pourrait avoir un impact positif sur les résultats de classification et ceci mériterait le test.

La récolte de données sur l'ensemble de sièges similaires d'un ou de plusieurs avions augmentera d'une façon évidente la taille de la base de données et donc la connaissance sur le fonctionnement de ce type de siège. La récupération des données provenant de plusieurs types de sièges est aussi envisageable. Ceci nécessitera une certaine expertise de données afin de définir les combinaisons ainsi que les limites entre les différents attributs des multiples systèmes.

Il est évident que la récupération d'un nombre élevé de données n'est pas la solution unique pour améliorer notre approche de diagnostic. Une phase d'optimisation du nombre de séquence,

dans le cas d'une base de données séquentielles, est nécessaire. Comme nous avons pu voir dans cette thèse, le nombre de séquence a un impact direct sur les résultats. Le choix du nombre de séquences mériterait donc une étude approfondie qui dépendra du système en question, de la nature ainsi que de la quantité de données disponibles.

De plus, l'utilisation des multi-classifieurs est une véritable piste pour améliorer la détection de défaillances. En effet, utiliser plusieurs algorithmes de classification en même temps avec la même base de données permettra de construire plusieurs classifieurs qui donneront chacun une décision à chaque nouvelle instance. L'ensemble des décisions pourront être fusionnées dans un vote majoritaire simple ou pondéré afin de prendre en compte la décision de l'ensemble de classifieurs et améliorer le taux de réussite concernant la décision de classe de chacune des nouvelles instances.

Par ailleurs, une amélioration de l'approche proposée afin de prendre en compte la variabilité des utilisateurs est un véritable besoin. Par exemple en considérant la variation de la masse ainsi que l'inertie pendant les mouvements. Cela pourrait être effectué en considérant la synthèse d'observateurs à paramètres variables [Ichalal et al., 2015, Yoneyama, 2009].

Bibliographie

- [Akhenak et al., 2004] Akhenak, A., Chadli, M., Ragot, J., and Maquin, D. (2004). Conception d'un observateur flou à entrées inconnues. *Rencontres francophones sur la Logique Floue et ses Applications, Nantes, France*, pages 18–19.
- [Akhenak et al., 2007] Akhenak, A., Chadli, M., Ragot, J., and Maquin, D. (2007). Design of sliding mode unknown input observer for uncertain takagi-sugeno model. In *Control & Automation, 2007. MED'07. Mediterranean Conference on*, pages 1–6. IEEE.
- [Akhenak et al., 2008] Akhenak, A., Chadli, M., Ragot, J., and Maquin, D. (2008). Fault detection and isolation using sliding mode observer for uncertain takagi-sugeno fuzzy model. In *Control and automation, 2008 16th Mediterranean conference on*, pages 286–291. IEEE.
- [Ali et al., 2012] Ali, J., Khan, R., Ahmad, N., and Maqsood, I. (2012). Random forests and decision trees. *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, 9(5) :1–7.
- [Alzghoul et al., 2014] Alzghoul, A., Backe, B., Löfstrand, M., Byström, A., and Liljedahl, B. (2014). Comparing a knowledge-based and a data-driven method in querying data streams for system fault detection : A hydraulic drive system application. *Computers in Industry*, 65(8) :1126–1135.
- [Arunesh and Kumar, 2017] Arunesh, K. and Kumar, M. M. (2017). A comparative study of classification techniques for intrusion detection using nsl-kdd data sets. In *International Conference on Recent Trends in Engineering Science, Humanities and Management*.
- [Atoui et al., 2016] Atoui, M. A., Verron, S., and Kobi, A. (2016). A bayesian network dealing with measurements and residuals for system monitoring. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 38(4) :373–384.
- [Balaban et al., 2009a] Balaban, E., Bansal, P., Stoelting, P., Saxena, A., Goebel, K. F., and Curran, S. (2009a). A diagnostic approach for electro-mechanical actuators in aerospace systems. In *Aerospace conference, 2009 IEEE*, pages 1–13. IEEE.

- [Balaban et al., 2009b] Balaban, E., Saxena, A., Bansal, P., Goebel, K. F., and Curran, S. (2009b). Modeling, detection, and disambiguation of sensor faults for aerospace applications. *IEEE Sensors Journal*, 9(12) :1907–1917.
- [Beard, 1971] Beard, R. V. (1971). *Failure accomodation in linear systems through self-reorganization*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology.
- [Benkouider et al., 2009] Benkouider, A., Buvat, J., Cosmao, J., and Saboni, A. (2009). Fault detection in semi-batch reactor using the ekf and statistical method. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 22(2) :153–161.
- [Benkouider et al., 2012] Benkouider, A., Kessas, R., Yahiaoui, A., Buvat, J., and Guella, S. (2012). A hybrid approach to faults detection and diagnosis in batch and semi-batch reactors by using ekf and neural network classifier. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 25(4) :694–702.
- [Bensaadi et al., 2011] Bensaadi, R., Mouss, L.-H., Mouss, M. D., and Benbouzid, M. (2011). Fuzzy pattern recognition based fault diagnosis. *International Review on Modelling and Simulations (I. RE. MO. S.)*, 4(6) :3361–3370.
- [Bloch, 2003] Bloch, I. (2003). Fusion d'informations en traitement du signal et des images. *Hermes Science Publication*, 2.
- [Bodden et al., 2007] Bodden, D. S., Clements, N. S., Schley, B., and Jenney, G. (2007). Seeded failure testing and analysis of an electro-mechanical actuator. In *Aerospace Conference, 2007 IEEE*, pages 1–8. IEEE.
- [Bouibed et al., 2009] Bouibed, K., Aitouche, A., and Bayart, M. (2009). Nonlinear parity space applied to an electric autonomous vehicle. In *Mechatronics and Automation, 2009. ICMA 2009. International Conference on*, pages 198–203. IEEE.
- [Bouibed et al., 2014a] Bouibed, K., Seddiki, L., Guelton, K., and Akdag, H. (2014a). Actuator and sensor fault detection and isolation of an actuated seat via nonlinear multi-observers. *Systems Science & Control Engineering : An Open Access Journal*, 2(1) :150–160.
- [Bouibed et al., 2014b] Bouibed, K., Seddiki, L., Guelton, K., and Akdag, H. (2014b). Diagnosis of an actuated seat in a constrained space via takagi-sugeno sliding mode observers. In *Journal of Physics : Conference Series*, volume 570, page 072007. IOP Publishing.
- [Boyd et al., 1994] Boyd, S., El Ghaoui, L., Feron, E., and Balakrishnan, V. (1994). *Linear matrix inequalities in system and control theory*. SIAM.

- [Breiman, 2001] Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1) :5–32.
- [Chadli, 2010] Chadli, M. (2010). An lmi approach to design observer for unknown inputs takagi-sugeno fuzzy models. *Asian Journal of Control*, 12(4) :524–530.
- [Chen and Patton, 2012] Chen, J. and Patton, R. J. (2012). *Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems*, volume 3. Springer Science & Business Media.
- [Chen, 2010] Chen, T. (2010). On reducing false alarms in multivariate statistical process control. *Chemical Engineering Research and Design*, 88(4) :430–436.
- [Chow and Willsky, 1984] Chow, E. Y. and Willsky, A. S. (1984). Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 29(7) :603–614.
- [Cinaroglu, 2016] Cinaroglu, S. (2016). Comparison of performance of decision tree algorithms and random forest : An application on oecd countries health expenditures. *International Journal of Computer Applications*.
- [Debiolles et al., 2004] Debiolles, A., Oukhellou, L., and Akin, P. (2004). Combined use of partial least squares regression and neural network for diagnosis tasks. In *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on*, volume 4, pages 573–576. IEEE.
- [DePold and Gass, 1998] DePold, H. R. and Gass, F. D. (1998). The application of expert systems and neural networks to gas turbine prognostics and diagnostics. In *ASME 1998 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exhibition*, pages V005T15A009–V005T15A009. American Society of Mechanical Engineers.
- [Derbel, 2009] Derbel, H. (2009). *Diagnostic à base de modèles des systèmes temporisés et d'une sous-classe de systèmes dynamiques hybrides*. PhD thesis, Université Joseph-Fourier-Grenoble I.
- [Ding, 2013] Ding, S. X. (2013). *Model-Based Fault Diagnosis Techniques : Design Schemes, Algorithms and Tools*. Springer Science & Business Media.
- [Diouf, 2007] Diouf, S. (2007). *Contribution au diagnostic industriel de défauts de roulement et de balourd par techniques neuronales : application à la machine asynchrone à cage*. PhD thesis, Paris 12.
- [Djeziri, 2007] Djeziri, M. A. (2007). *Diagnostic des Systèmes Incertains par l'Approche Bond Graph*. PhD thesis, Ecole Centrale de Lille.

- [Du et al., 2013] Du, M., Scott, J., and Mhaskar, P. (2013). Actuator and sensor fault isolation of nonlinear process systems. *Chemical Engineering Science*, 104 :294–303.
- [Dubuisson, 1990] Dubuisson, D. (1990). *Diagnostic et reconnaissance des formes*. Hermes.
- [Eriksson and Nielsen, 2014] Eriksson, L. and Nielsen, L. (2014). *Modeling and control of engines and drivelines*. John Wiley & Sons.
- [Frank and Witten, 1998] Frank, E. and Witten, I. H. (1998). Generating accurate rule sets without global optimization. In Shavlik, J., editor, *Fifteenth International Conference on Machine Learning*, pages 144–151. Morgan Kaufmann.
- [Frank, 1990] Frank, P. M. (1990). Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy : A survey and some new results. *Automatica*, 26(3) :459–474.
- [Fürnkranz and Widmer, 1994] Fürnkranz, J. and Widmer, G. (1994). Incremental reduced error pruning. In Cohen, W. W. and Hirsh, H., editors, *Machine Learning, Proceedings of the Eleventh International Conference, Rutgers University, New Brunswick, NJ, USA, July 10-13, 1994*, pages 70–77. Morgan Kaufmann.
- [Gahinet et al., 1995] Gahinet, P., Nemirovski, A., Laub, A., and Chilali, M. (1995). The lmi control toolbox. for use with matlab. user’s guide. natick, ma : The mathworks.
- [Gasso et al., 2000] Gasso, K., Mourot, G., and Ragot, J. (2000). Fuzzy rule base optimisation : a pruning and merging approach. In *Systems, Man, and Cybernetics, 2000 IEEE International Conference on*, volume 1, pages 67–72. IEEE.
- [Gertler, 1991] Gertler, J. (1991). Analytical redundancy methods in fault detection and isolation. In *Preprints of IFAC/IMACS Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes SAFEPROCESS’91*, pages 9–21.
- [Gertler, 1995] Gertler, J. (1995). Diagnosing parametric faults : from parameter estimation to parity relations. In *American Control Conference, Proceedings of the 1995*, volume 3, pages 1615–1620. IEEE.
- [Ghosh et al., 2011] Ghosh, K., Ng, Y. S., and Srinivasan, R. (2011). Evaluation of decision fusion strategies for effective collaboration among heterogeneous fault diagnostic methods. *Computers & chemical engineering*, 35(2) :342–355.
- [Gokdere et al., 2005] Gokdere, L., Chiu, S. L., Keller, K. J., and Vian, J. (2005). Lifetime control of electromechanical actuators. In *Aerospace Conference, 2005 IEEE*, pages 3523–

3531. IEEE.

- [Gucik-Derigny, 2011] Gucik-Derigny, D. (2011). *Contribution au pronostic des systèmes à base de modèles : théorie et application*. PhD thesis, PhD thesis, Université paul cézanne aix marseille III.
- [Guelton, 2003] Guelton, K. (2003). *Estimation des caractéristiques du mouvement humain en station debout. Mise en œuvre d'observateurs flous sous forme descripteur*. PhD thesis, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis.
- [Guelton et al., 2008] Guelton, K., Delprat, S., and Guerra, T.-M. (2008). An alternative to inverse dynamics joint torques estimation in human stance based on a takagi–sugeno unknown-inputs observer in the descriptor form. *Control Engineering Practice*, 16(12) :1414–1426.
- [Guerra et al., 2004] Guerra, T. M., Guelton, K., and Delprat, S. (2004). A class of nonlinear observers in descriptor form : Lmi based design with applications in biomechanics. In *2nd IFAC Workshop on Advanced Fuzzy/Neural Control*, volume 4.
- [Gupta et al., 2016] Gupta, A., Mohammad, A., Syed, A., and Halgamuge, M. N. (2016). A comparative study of classification algorithms using data mining : Crime and accidents in denver city the usa. *Education*, 7(7).
- [Hartert, 2010] Hartert, L. (2010). *Reconnaissance des formes dans un environnement dynamique appliquée au diagnostic et au suivi des systèmes évolutifs*. PhD thesis, Université de Reims-Champagne Ardenne.
- [Hassen et al., 2012] Hassen, W. B., Auzanneau, F., Péres, F., and Tchangani, A. (2012). A distributed diagnosis strategy using bayesian network for complex wiring networks. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(31) :42–47.
- [Hassen et al., 2013] Hassen, W. B., Auzanneau, F., Péres, F., and Tchangani, A. (2013). Optimisation de capteurs de diagnostic de défauts par reflectometrie dans les reseaux filaires complexes en utilisant les reseaux bayesiens. In *QUALITA2013*.
- [Hastie et al., 2009] Hastie, T., Tibshirani, R., and Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning : Data Mining, Inference, and Prediction*. New York, NY : Springer-Verlag New York.
- [Hvass and Tesar, 2004] Hvass, P. B. and Tesar, D. (2004). Condition based maintenance for intelligent electromechanical actuators. Technical report.

- [Ichalal, 2009] Ichalal, D. (2009). *Estimation et diagnostic de systèmes non linéaires décrits par un modèle de Takagi-Sugeno*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Lorraine-INPL.
- [Ichalal et al., 2014] Ichalal, D., Marx, B., Ragot, J., and Maquin, D. (2014). Fault detection, isolation and estimation for takagi–sugeno nonlinear systems. *Journal of the Franklin Institute*, 351(7) :3651–3676.
- [Ichalal et al., 2015] Ichalal, D., Marx, B., Ragot, J., and Maquin, D. (2015). Unknown input observer for lpv systems with parameter varying output equation. *IFAC-PapersOnLine*, 48(21) :1030–1035.
- [Inman et al., 2005] Inman, D. J., Farrar, C. R., Junior, V. L., and Junior, V. S. (2005). *Damage prognosis : for aerospace, civil and mechanical systems*. John Wiley & Sons.
- [Isermann, 1984] Isermann, R. (1984). Process fault detection based on modeling and estimation methods - a survey. *Automatica*, 20(4) :387–404.
- [Isermann, 1997] Isermann, R. (1997). Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods-an introduction. *Control engineering practice*, 5(5) :639–652.
- [Isermann, 2005] Isermann, R. (2005). Model-based fault-detection and diagnosis–status and applications. *Annual Reviews in control*, 29(1) :71–85.
- [Isermann, 2011] Isermann, R. (2011). *Fault-diagnosis applications : model-based condition monitoring : actuators, drives, machinery, plants, sensors, and fault-tolerant systems*. Springer Science & Business Media.
- [Jabri, 2011] Jabri, D. (2011). *Contribution à la synthèse de lois de commande pour les systèmes de type Takagi-Sugeno et/ou hybrides interconnectés*. PhD thesis, Reims.
- [Jardine et al., 2006] Jardine, A. K., Lin, D., and Banjevic, D. (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical systems and signal processing*, 20(7) :1483–1510.
- [Kalman and Bucy, 1961] Kalman, R. E. and Bucy, R. S. (1961). New results in linear filtering and prediction theory. *Journal of basic engineering*, 83(3) :95–108.
- [Kalman et al., 1960] Kalman, R. E. et al. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of basic Engineering*, 82(1) :35–45.
- [Khalil and Dombre, 1999] Khalil, W. and Dombre, E. (1999). *Modélisation, identification et commande des robots*. Hermès science publ.

- [Kohavi, 1995] Kohavi, R. (1995). The power of decision tables. In *Proceedings of the European Conference on Machine Learning*, pages 174–189. Springer Verlag.
- [Kohavi et al., 1995] Kohavi, R. et al. (1995). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In *Ijcai*, volume 14, pages 1137–1145. Stanford, CA.
- [Liu, 2011] Liu, B. (2011). *Web Data Mining : Exploring Hyperlinks, Contents, and Usage Data. Second Edition*. Data-Centric Systems and Applications. Springer.
- [Liu et al., 2016] Liu, Q., Pérès, F., and Tchangani, A. (2016). Object oriented bayesian network for complex system risk assessment. *IFAC-PapersOnLine*, 49(28) :31–36.
- [Luenberger, 1964] Luenberger, D. G. (1964). Observing the state of a linear system. *IEEE Transactions on Military Electronics*, 8(2) :74–80.
- [Luenberger, 1971] Luenberger, D. G. (1971). An introduction to observers. *IEEE Transactions on automatic control*, 16(6) :596–602.
- [Ma et al., 1998] Ma, X.-J., Sun, Z.-Q., and He, Y.-Y. (1998). Analysis and design of fuzzy controller and fuzzy observer. *IEEE Transactions on fuzzy systems*, 6(1) :41–51.
- [Mahajan and Ganpati, 2014] Mahajan, A. and Ganpati, A. (2014). Performance evaluation of rule based classification algorithms. *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET)*, 3(10).
- [Mamar, 2008] Mamar, Z. H. (2008). *Analyse temps-échelle et reconnaissance des formes pour le diagnostic du système de guidage dn'un tramway sur pneumatiques*. PhD thesis, Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand II.
- [Mansouri et al., 2013] Mansouri, M., Boutat-Baddas, L., Darouach, M., and Messaoud, H. (2013). Decentralized observers for a class of large-scale singular systems via lmi. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 6(2) :158–181.
- [Marx et al., 2007] Marx, B., Koenig, D., and Ragot, J. (2007). Design of observers for takagi-sugeno descriptor systems with unknown inputs and application to fault diagnosis. *IET Control Theory and Applications*, 1(5) :1487–1495.
- [Mazars et al., 2008] Mazars, E., Jaimoukha, I. M., and Li, Z. (2008). Computation of a reference model for robust fault detection and isolation residual generation. *Journal of control science and engineering*, 2008 :6.

- [Mazouzi et al., 2016] Mazouzi, R., Taleb, R., Seddiki, L., Runz, C. D., Guelton, K., and Akdag, H. (2016). Une approche basée sur des données mixtes - mesures et estimations - pour la détection de défaillances d'un système robotisé. In *16ème Journées Francophones Extraction et Gestion des Connaissances, EGC 2016, 18-22 Janvier 2016, Reims, France*, pages 183–194.
- [Métrailler et al., 2006] Métrailler, P., Blanchard, V., Perrin, I., Brodard, R., Frischknecht, R., Schmitt, C., Fournier, J., Bouri, M., and Clavel, R. (2006). Improvement of rehabilitation possibilities with the motionmaker tm. In *Biomedical Robotics and Biomechatronics, 2006. BioRob 2006. The First IEEE/RAS-EMBS International Conference on*, pages 359–364. IEEE.
- [Michie et al., 1994] Michie, D., Spiegelhalter, D. J., Taylor, C. C., and Campbell, J., editors (1994). *Machine Learning, Neural and Statistical Classification*. Ellis Horwood, Upper Saddle River, NJ, USA.
- [Morère, 2001] Morère, Y. (2001). *Mise en œuvre de loi de commandes pour les modèles flous de type Takagi-Sugeno*. PhD thesis.
- [Msaaf and Belmajdoub, 2015] Msaaf, M. and Belmajdoub, F. (2015). L'application des réseaux de neurone de type «feedforward» dans le diagnostic statique. In *Xème Conférence Internationale : Conception et Production Intégrées*.
- [Narasimhan et al., 2010] Narasimhan, S., Roychoudhury, I., Balaban, E., and Saxena, A. (2010). Combining model-based and feature-driven diagnosis approaches—a case study on electromechanical actuators. In *21st International Workshop on Principles of Diagnosis*, pages 1–8.
- [Narvaez, 2007] Narvaez, C. V. I. (2007). *Diagnostic par techniques d'apprentissage floues : concept d'une méthode de validation et d'optimisation des partitions*. PhD thesis, INSA de Toulouse.
- [Nguang et al., 2007] Nguang, S. K., Shi, P., and Ding, S. (2007). Fault detection for uncertain fuzzy systems : an lmi approach. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 15(6) :1251–1262.
- [Odendaal and Jones, 2014] Odendaal, H. M. and Jones, T. (2014). Actuator fault detection and isolation : An optimised parity space approach. *Control Engineering Practice*, 26 :222–232.
- [Ondel, 2006] Ondel, O. (2006). *Diagnostic par reconnaissance des formes : Application à un ensemble convertisseur-machine asynchrone*. PhD thesis, Ecole Centrale de Lyon.

- [Özsoy et al., 2015] Özsoy, S., Gümüş, G., and KHALILOV, S. (2015). C4. 5 versus other decision trees : A review. *Computer Engineering and Applications Journal*, 4(3) :173–182.
- [Patton et al., 1998] Patton, R., Chen, J., and Lopez-Toribio, C. (1998). Fuzzy observers for nonlinear dynamic systems fault diagnosis. In *Decision and Control, 1998. Proceedings of the 37th IEEE Conference on*, volume 1, pages 84–89. IEEE.
- [Peirce, 1974] Peirce, C. S. (1974). *Collected papers of charles sanders peirce*, volume 2. Harvard University Press.
- [Quinlan, 1986] Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine learning*, 1(1) :81–106.
- [Quinlan, 1993] Quinlan, J. R. (1993). *C4.5 : Programs for Machine Learning*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA.
- [Quinlan et al., 1979] Quinlan, J. R. et al. (1979). *Discovering rules by induction from large collections of examples*. Expert systems in the micro electronic age. Edinburgh University Press.
- [Rajagopal et al., 2008] Rajagopal, R., Nguyen, X., Ergen, S. C., and Varaiya, P. (2008). Distributed online simultaneous fault detection for multiple sensors. In *Information Processing in Sensor Networks, 2008. IPSN'08. International Conference on*, pages 133–144. IEEE.
- [Refaeilzadeh et al., 2009] Refaeilzadeh, P., Tang, L., and Liu, H. (2009). Cross-validation. In *Encyclopedia of database systems*, pages 532–538. Springer.
- [Roemer et al., 2001] Roemer, M. J., Kacprzyński, G. J., and Orsagh, R. F. (2001). Assessment of data and knowledge fusion strategies for prognostics and health management. In *Aerospace Conference, 2001, IEEE Proceedings.*, volume 6, pages 2979–2988. IEEE.
- [Rusinov et al., 2013] Rusinov, L., Vorobiev, N., and Kurkina, V. (2013). Fault diagnosis in chemical processes and equipment with feedbacks. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 126 :123–128.
- [Sandell et al., 1978] Sandell, N., Varaiya, P., Athans, M., and Safonov, M. (1978). Survey of decentralized control methods for large scale systems. *IEEE Transactions on automatic Control*, 23(2) :108–128.
- [Sarkar et al., 2014] Sarkar, S., Sarkar, S., Virani, N., Ray, A., and Yasar, M. (2014). Sensor fusion for fault detection and classification in distributed physical processes. *Frontiers in Robotics and AI*, 1 :16.

- [Schmitt and Métrailler, 2004] Schmitt, C. and Métrailler, P. (2004). The motion makerTM : a rehabilitation system combining an orthosis with closed-loop electrical muscle stimulation. In *8th Vienna International Workshop on Functional Electrical Stimulation*, number LSRO2-CONF-2006-011, pages 117–120.
- [Schubert et al., 2011] Schubert, U., Kruger, U., Arellano-Garcia, H., de Sá Feital, T., and Wozny, G. (2011). Unified model-based fault diagnosis for three industrial application studies. *Control Engineering Practice*, 19(5) :479–490.
- [Seddiki, 2008] Seddiki, L. (2008). *Développement et commande ts d'une machine de rééducation des membres inférieurs en chaîne musculaire fermée*. PhD thesis, Université de Reims-Champagne Ardenne.
- [Seddiki et al., 2010] Seddiki, L., Guelton, K., and Zaytoon, J. (2010). Concept and takagi-sugeno descriptor tracking controller design of a cmc lower-limb rehabilitation device. *IET Control Theory & Applications*, 4(8) :1407–1420.
- [Seddiki et al., 2016] Seddiki, L., Guelton, K., Zaytoon, J., and Akdag, H. (2016). Trajectory generator design based on the user's intentions for a cmc lower-limbs rehabilitation device. *Robotica*, 34(5) :1026–1041.
- [Siciliano and Khatib, 2008] Siciliano, B. and Khatib, O. (2008). *Springer handbook of robotics*. Springer Science & Business Media.
- [Siswanto et al., 2016] Siswanto, J., Prabuwo, A. S., Abdullah, A., and Idrus, B. (2016). A linear model based on kalman filter for improving neural network classification performance. *Expert Systems with Applications*, 49 :112–122.
- [Soualhi, 2013] Soualhi, A. (2013). *Du diagnostic au pronostic de pannes des entraînements électriques*. PhD thesis, Université Claude Bernard-Lyon I.
- [Stoustrup and H Niemann, 2002] Stoustrup, J. and H Niemann, H. (2002). Fault estimation—a standard problem approach. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 12(8) :649–673.
- [Takagi and Sugeno, 1985] Takagi, T. and Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, (1) :116–132.
- [Taleb et al., 2017a] Taleb, R., Mazouzi, R., Seddiki, L., de Runz, C., Guelton, K., and Akdag, H. (2017a). A fault detection approach for robotic systems combining the data obtained

- from sensor measurements and linear observer-based estimations. In *Advances in knowledge discovery and management (in press)*, volume 7, pages 1–17. Springer.
- [Taleb et al., 2017b] Taleb, R., Seddiki, L., Guelton, K., and Akdag, H. (2017b). Merging fuzzy observer-based state estimation and database classification for fault detection and diagnosis of an actuated seat. In *Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), 2017 IEEE International Conference on*, pages 1–6. IEEE.
- [Tan et al., 2015] Tan, D., Patton, R. J., and Wang, X. (2015). A relaxed solution to unknown input observers for state and fault estimation. *IFAC-PapersOnLine*, 48(21) :1048–1053.
- [Tanaka et al., 1998] Tanaka, K., Ikeda, T., and Wang, H. O. (1998). Fuzzy regulators and fuzzy observers : relaxed stability conditions and lmi-based designs. *Fuzzy Systems, IEEE Transactions on*, 6(2) :250–265.
- [Tanaka and Sano, 1994] Tanaka, K. and Sano, M. (1994). On the concept of fuzzy regulators and fuzzy observers. In *Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, volume 2, pages 767–772.
- [Tanaka and Wang, 2001] Tanaka, K. and Wang, H. O. (2001). *Fuzzy control systems design and analysis : a linear matrix inequality approach*. John Wiley & Sons.
- [Tidriri et al., 2016] Tidriri, K., Chatti, N., Verron, S., and Tiplica, T. (2016). Bridging data-driven and model-based approaches for process fault diagnosis and health monitoring : A review of researches and future challenges. *Annual Reviews in Control*, 42 :63–81.
- [Vaija et al., 1986] Vaija, P., Jarvelainen, M., and Dohnal, M. (1986). Failure diagnosis of complex systems by a network of expert bases. *Reliability Engineering*, 16(3) :237 – 251.
- [Veeralakshmi and Ramyachitra, 2015] Veeralakshmi, V. and Ramyachitra, D. (2015). Ripple down rule learner (ridor) classifier for iris dataset. *Issues*, 1(1) :79–85.
- [Venkatasubramanian et al., 2003a] Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., and Kavuri, S. N. (2003a). A review of process fault detection and diagnosis : Part ii : Qualitative models and search strategies. *Computers & chemical engineering*, 27(3) :313–326.
- [Venkatasubramanian et al., 2003b] Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Kavuri, S. N., and Yin, K. (2003b). A review of process fault detection and diagnosis : Part iii : Process history based methods. *Computers & chemical engineering*, 27(3) :327–346.
- [Venkatasubramanian et al., 2003c] Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Yin, K., and Kavuri, S. N. (2003c). A review of process fault detection and diagnosis : Part i : Quan-

- titative model-based methods. *Computers & chemical engineering*, 27(3) :293–311.
- [Villeneuve et al., 2011] Villeneuve, E., Béler, C., Pérès, F., and Geneste, L. (2011). Hybridization of bayesian networks and belief functions to assess risk. application to aircraft deconstruction.
- [Willisky, 1976] Willisky, A. S. (1976). A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica*, 12(6) :601–611.
- [Witten and Frank, 2005] Witten, I. H. and Frank, E. (2005). *Data Mining : Practical Machine Learning Tools and Techniques, Second Edition (Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems)*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA.
- [Witten et al., 2011] Witten, I. H., Frank, E., and Hall, M. A. (2011). *Data Mining : Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 3rd edition.
- [Yang, 2004] Yang, Q. (2004). *Model-based and data driven fault diagnosis methods with applications to process monitoring*. PhD thesis, Case Western Reserve University.
- [Yoneyama, 2009] Yoneyama, J. (2009). H filtering for fuzzy systems with immeasurable premise variables : an uncertain system approach. *Fuzzy Sets and Systems*, 160(12) :1738–1748.
- [Zhang and Jiang, 2008] Zhang, Y. and Jiang, J. (2008). Bibliographical review on reconfigurable fault-tolerant control systems. *Annual reviews in control*, 32(2) :229–252.
- [Zhou and Khargonekar, 1988] Zhou, K. and Khargonekar, P. P. (1988). Robust stabilization of linear systems with norm-bounded time-varying uncertainty. *Systems & Control Letters*, 10(1) :17–20.
- [Zwingelstein, 1995] Zwingelstein, G. (1995). *Diagnostic des défaillances : théorie et pratique pour les systèmes industriels*. Traité des nouvelles technologies. Série Diagnostic et maintenance. Hermès.

Abréviations

CIFRE	Conventions Industrielles de Formation par la REcherche
CReSTIC	Centre de Recherche en Sciences et Techniques de l'Information et de Communication
DMC	Défaillances Mal Classées
ECB	Electronic Control Box
EDU	Electronic Driving Unit
FAA	Federal Aviation Administration
FD	Fausses défaillances
FKE	Filtre de Kalman Etendu
FN	Fausses Normales
IATA	International Air Transport Association
ISS	International Space Station
LIASD	Laboratoire d'Informatique Avancée de Saint-Denis
LMI	Linear Matrix Inequality
LTI	Linear Time-Invariant
MRO	Maintenance, Repair and Overhaul
PIPAME	Pôle Interministériel de Prospective et d'Anticipation des Mutations Economiques
RdF	Reconnaissance des Formes
RdN	Réseaux de Neurones
TPR	True Positive Rate
TS	Takagi-Sugeno
TSEI	Takagi-Sugeno à Entrées Inconnues
URCA	Université de Reims Champagne-Ardenne
VD	Vraies Défaillances
VN	Vraies Normales
ZAS	Zodiac Actuation Systems

Annexe A

Terminologie et motivations du diagnostic

A.1 Motivations pour le diagnostic de défaillances

Nombreuses sont les exigences et les normes dans le domaine de l'aviation civile auxquelles les constructeurs doivent adapter leurs produits pour être qualifiés. Suite à cette qualification, leurs produits seront conformes et prêts à l'utilisation dans l'avion. Parmi ces normes nous citons : la norme logiciel 'DO178B'¹, la norme électronique 'DO254'¹, la norme de qualification 'DO160'¹ et les spécifications des avions 'CS25.1309'². Outre les exigences de fiabilité et de sécurité ainsi que l'accroissement du trafic aérien, l'impact économique des opérations de maintenance, de réparation et de refonte des avions –Maintenance, Repair and Overhaul– (MRO) est une préoccupation majeure pour les entreprises et les fournisseurs.

Si l'on prend en compte le fait que le transport aérien compte de par le monde environ 24 000 appareils en service dans le domaine civil, on mesure l'immensité du marché du MRO. La réparation d'un siège d'avion qui tombe en panne, par exemple, peut coûter plusieurs milliers de dollars, sans compter la perte financière due à l'annulation du vol du passager. En effet, selon le pôle interministériel de prospective et d'anticipation des mutations économiques (PIPAME)³ et l'ICF International⁴, le secteur du MRO dispose d'un vaste marché très concurrentiel, dont la valeur dépasse en 2008 les 106 G\$ par an (équivalent à environ 95 G€), dont 60.7 G\$ pour la partie militaire et 45.1 G\$ pour la partie civile. Cette dernière n'a pas cessé d'augmenter jusqu'à dépasser les 58 G\$ en 2013, dont environ 21 % liés aux équipements et aux composants⁵ (qui

1. <http://www.rtca.org/>

2. <http://www.easa.europa.eu/>

3. <http://www.economie.gouv.fr/>

4. <http://www.icfi.com/>

5. source : « maintenance et réparation aéronautique », par le PIPAME, Juin 2010

est équivalent à 14.1 G\$) comme montre la figure A.1. Cette portion de 21 % est assez élevée puisque les équipements dans l'avion, dont les sièges, sont censés être les composants les moins vulnérables aux accidents.

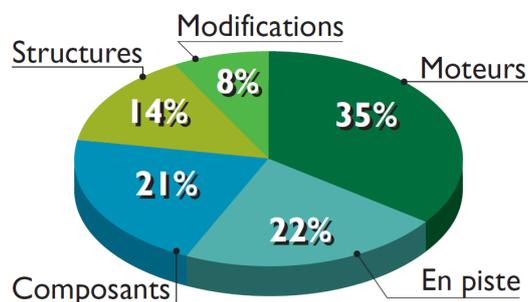


FIGURE A.1: Marché du MRO par type de prestation

Une étude de l'évolution globale des coûts du MRO par branche est illustrée par la figure A.2. Selon la PIPAME, on distingue quatre principales branches de maintenance aéronautique :

- Ligne (ou «maintenance en piste»)
- Structure principale et Modifications
- Moteurs
- Composants / équipements

A savoir que la première branche, la maintenance 'ligne', est l'ensemble des opérations de maintenance qui s'effectuent sur la piste, entre un atterrissage et un décollage, lorsque l'avion est en exploitation. Il s'agit d'une vérification générale de l'avion (au niveau du fuselage, des moteurs, des pneus, des freins, au niveau d'huile, d'eau, des volets, etc.). Nous pouvons observer sur la figure A.2 que seule la branche des 'composants et équipements' a subi une augmentation continue du coût global du MRO depuis 2003. Une hausse de coût dans cette branche est toujours prévue dans les années à venir. Contrairement aux autres branches qui ont connu des hausses et des baisses des coûts du MRO comme la branche de 'structure et modifications' avec une baisse des coûts entre 2004 et 2006 (de 11.5 G\$ à 8.6 G\$) et la branche 'moteurs' avec une baisse des coûts en 2004 (de 10.5 G\$ à 10.1 G\$) et finalement la branche 'en piste' avec une baisse entre 2006 et 2007 (de 8.9 G\$ à 7.3 G\$).

Ces branches diffèrent les unes des autres en fonction des différents paramètres du MRO comme le montre la figure A.3. Si on analyse, la refonte des moteurs, la plus chère dans le marché du MRO, on remarque que celle-ci dépend fortement du paramètre matières, tandis que la main-d'œuvre intervient peu. Le contraire se produit pour la maintenance de 'ligne' puisque les matières ont une influence extrêmement faible tandis que la main-d'œuvre occupe 80 % du coût du MRO dans cette branche. Concernant la branche 'composants et équipements', le paramètre matières occupe 50% du coût du MRO ce qui est fortement coûteux. Ceci peut s'expliquer par

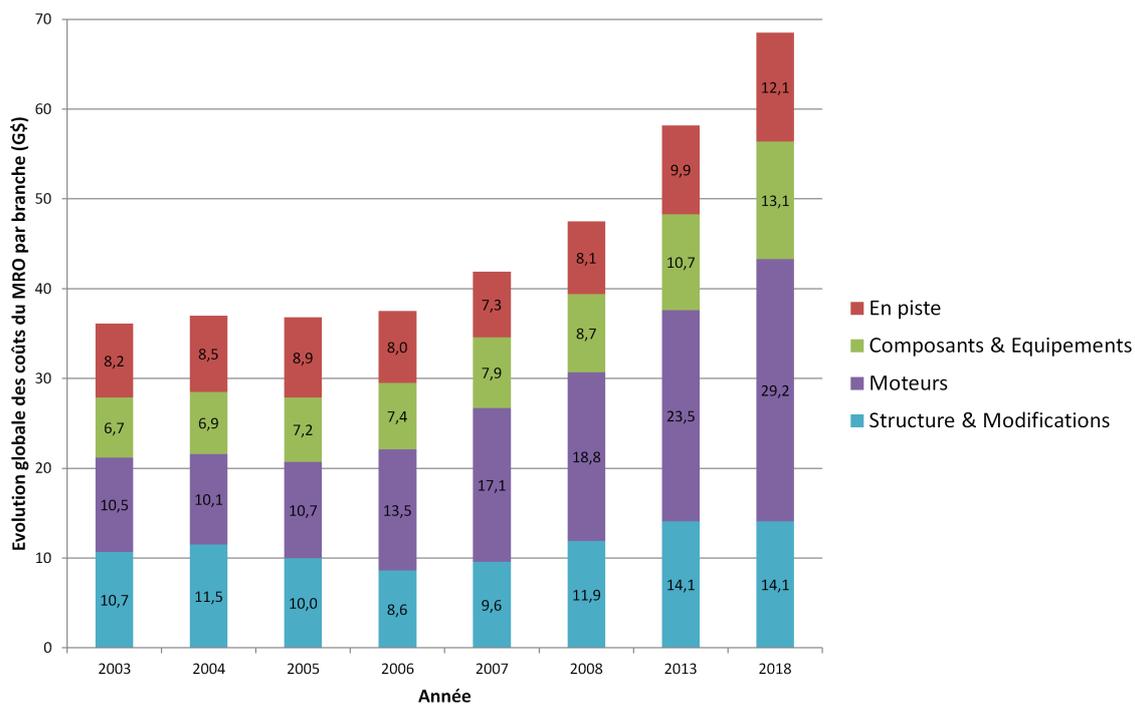


FIGURE A.2: Evolution globale des coûts du MRO par branche

le fait que les composants et les équipements tombent souvent en pannes. Les estimations du

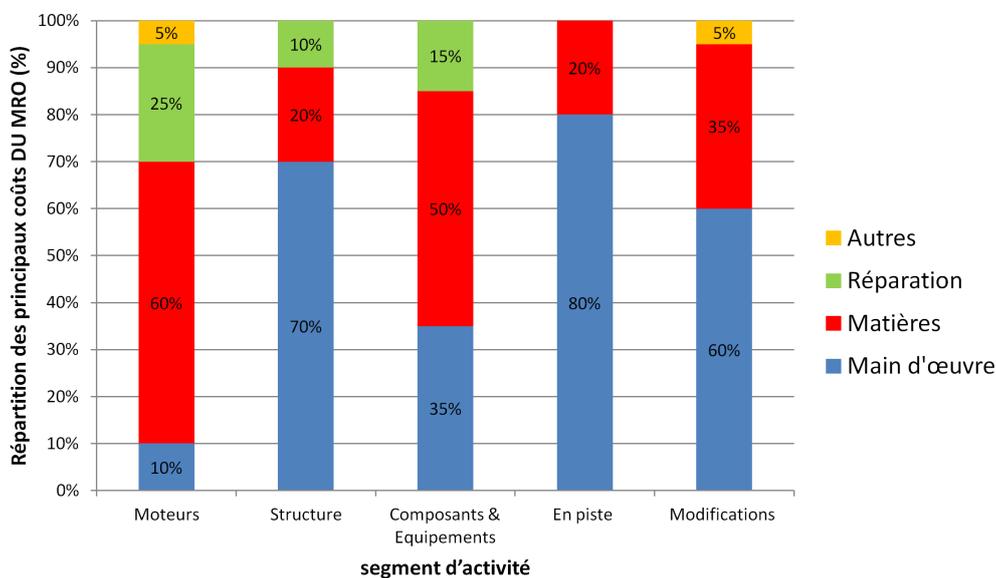


FIGURE A.3: Répartition des principaux coûts par segment d'activité MRO

coût global du MRO sont de l'ordre de 68.2 G\$ en 2019 selon la PIPAME et à 90 G\$ en 2024 selon l'International Air Transport Association (IATA)⁶. Ces valeurs sont extrêmement élevées et ne cessent d'augmenter.

6. <http://www.iata.org/>

A.2 Définitions pour le diagnostic

Nous adoptons dans ce mémoire le vocabulaire de la sûreté de fonctionnement utilisé par [Eriksson and Nielsen, 2014, Isermann, 2011] qui distinguent cinq différents termes :

- Un fonctionnement normal : un système est dit en fonctionnement normal lorsque son fonctionnement demeure voisin du fonctionnement nominal/acceptable/standard/habituel. Le système est donc défaillant dans le cas contraire.
- Un défaut est une déviation dans le comportement d’au moins une propriété caractéristique ou une variable du système par rapport au comportement nominal/acceptable/standard/habituel. Un défaut permanent peut donner lieu à une défaillance.
- Une défaillance est une modification suffisante d’au moins une caractéristique physique du système qui conduit à une interruption permanente de la capacité d’un système à effectuer une fonction requise dans des conditions de fonctionnement spécifiées.
- Une panne est un arrêt accidentel du fonctionnement.
- Fausse alerte s’explique par une génération d’une alarme alors qu’aucun défaut n’est présent dans le système.

Dans la littérature, les défaillances sont généralement classées en défaillances additives et défaillances multiplicatives [Isermann, 2011, Isermann, 1997] :

- Une défaillance est dite additive lorsqu’elle peut être modélisée comme une déviation inconnue d’un signal du système comme par exemple, une valve d’entrée bloquée ou un moteur usé en tant que défauts sur les actionneurs et usure de capteur ou problème de calibrage en tant que défauts sur les capteurs,
- Une défaillance est dite multiplicative lorsqu’elle peut être modélisée comme une déviation d’un paramètre interne du système par exemple, une variation des propriétés intrinsèques du système ou une usure des composants internes.

Le concept global du diagnostic est composé de trois parties [Ding, 2013, Isermann, 2011] :

- La détection qui consiste à détecter les dysfonctionnements (défauts) du système par rapport au fonctionnement normal désiré. Cela peut se faire soit à l’aide des méthodes statistiques soit à l’aide d’une génération de résidus.
- L’isolation permet de localiser la défaillance et de remonter aux éventuelles causes provoquant la panne. Plusieurs résidus sont nécessaires pour établir l’isolation des défauts.
- L’identification identifie le type de défaillance, l’amplitude ainsi que son origine.

Annexe B

Modélisation du siège

B.1 Vitesses des centres de gravité des différents segments

La vitesse de l'assise \vec{V}_2 est donnée par l'équation suivante :

$$\vec{V}_2 = \frac{d}{dt} (\overrightarrow{O_0G_2}) = \left[\dot{r}_1 \begin{pmatrix} \cos \varphi \\ \sin \varphi \end{pmatrix} + L_{21} \dot{f}_{(r1)} \begin{pmatrix} -\sin(\alpha + f_{(r1)}) \\ \cos(\alpha + f_{(r1)}) \end{pmatrix} \right] \cdot \begin{bmatrix} \vec{x}_0 \\ \vec{y}_0 \end{bmatrix} \quad (\text{B.1})$$

La vitesse du repose-jambes \vec{V}_3 est donnée par l'équation suivante :

$$\vec{V}_3 = \frac{d}{dt} (\overrightarrow{O_0G_3}) = \left[\begin{array}{l} \dot{r}_1 \begin{pmatrix} \cos \varphi \\ \sin \varphi \end{pmatrix} + L_{21} \dot{f}_{(r1)} \begin{pmatrix} -\sin(\alpha + f_{(r1)}) \\ \cos(\alpha + f_{(r1)}) \end{pmatrix} + L_{23} \dot{f}_{(r1)} \begin{pmatrix} -\sin(\beta + f_{(r1)}) \\ \cos(\beta + f_{(r1)}) \end{pmatrix} \\ + \frac{L_3}{2} (\dot{\theta}_3 + \dot{f}_{(r1)}) \begin{pmatrix} -\sin(\beta + \theta_3 + f_{(r1)}) \\ \cos(\beta + \theta_3 + f_{(r1)}) \end{pmatrix} \end{array} \right] \cdot \begin{bmatrix} \vec{x}_0 \\ \vec{y}_0 \end{bmatrix} \quad (\text{B.2})$$

La vitesse du dossier \vec{V}_5 est donnée par l'équation suivante :

$$\vec{V}_5 = \frac{d}{dt} (\overrightarrow{O_0G_5}) = \left[\begin{array}{l} \dot{r}_1 \begin{pmatrix} \cos \varphi \\ \sin \varphi \end{pmatrix} + L_{21} \dot{f}_{(r1)} \begin{pmatrix} -\sin(\alpha + f_{(r1)}) \\ \cos(\alpha + f_{(r1)}) \end{pmatrix} + L_{25} \dot{f}_{(r1)} \begin{pmatrix} -\sin(\beta + \gamma + f_{(r1)}) \\ \cos(\beta + \gamma + f_{(r1)}) \end{pmatrix} \\ + \frac{L_5}{2} (\dot{\theta}_5 + \dot{f}_{(r1)}) \begin{pmatrix} -\sin(\beta + \gamma + \theta_5 + f_{(r1)}) \\ \cos(\beta + \gamma + \theta_5 + f_{(r1)}) \end{pmatrix} \end{array} \right] \cdot \begin{bmatrix} \vec{x}_0 \\ \vec{y}_0 \end{bmatrix} \quad (\text{B.3})$$

B.2 Vitesses au carré des centres de gravité des différents segments du siège

La vitesse au carrée de l'assise V_2^2 s'écrit de la façon suivante :

$$V_2^2 = \dot{r}_1^2 + L_{21}^2 \dot{f}_{(r1)}^2 + 2L_{21} \sin(\varphi - \alpha - f_{(r1)}) \dot{r}_1 \dot{f}_{(r1)} \quad (\text{B.4})$$

La vitesse au carrée du repose-jambes V_3^2 s'écrit de la façon suivante :

$$\begin{aligned} V_3^2 = & \dot{r}_1^2 + \frac{L_3^2}{4} \dot{\theta}_3^2 + L_3 \sin(\varphi - \beta - \theta_3 - f_{(r1)}) \dot{r}_1 \dot{\theta}_3 \\ & + \left(\frac{L_3^2}{2} + L_{21}L_3 \cos(\alpha - \beta - \theta_3) + L_{23}L_3 \cos(\theta_3) \right) \dot{\theta}_3 \dot{f}_{(r1)} \\ & + \left(L_{21}^2 + L_{23}^2 + \frac{L_3^2}{4} + 2L_{21}L_{23} \cos(\alpha - \beta) + L_{21}L_3 \cos(\alpha - \beta - \theta_3) + L_{23}L_3 \cos(\theta_3) \right) \dot{f}_{(r1)}^2 \\ & + (2L_{21} \sin(\varphi - \alpha - f_{(r1)}) + 2L_{23} \sin(\varphi - \beta - f_{(r1)}) + L_3 \sin(\varphi - \beta - \theta_3 - f_{(r1)})) \dot{r}_1 \dot{f}_{(r1)} \end{aligned} \quad (\text{B.5})$$

La vitesse au carrée du dossier V_5^2 s'écrit de la façon suivante :

$$\begin{aligned} V_5^2 = & \dot{r}_1^2 + \frac{L_5^2}{4} \dot{\theta}_5^2 + L_5 \sin(\varphi - \beta - \gamma - \theta_5 - f_{(r1)}) \dot{r}_1 \dot{\theta}_5 \\ & + \left(\frac{L_5^2}{2} + L_{21}L_5 \cos(\alpha - \beta - \gamma - \theta_5) + L_{25}L_5 \cos(\theta_5) \right) \dot{\theta}_5 \dot{f}_{(r1)} \\ & + \left(\frac{L_5^2}{4} + L_{21}^2 + L_{25}^2 + L_{21}L_5 \cos(\alpha - \beta - \gamma - \theta_5) + 2L_{21}L_{25} \cos(\alpha - \beta - \gamma) + L_{25}L_5 \cos(\theta_5) \right) \dot{f}_{(r1)}^2 \\ & + (2L_{21} \sin(\varphi - \alpha - f_{(r1)}) + 2L_{25} \sin(\varphi - \beta - \gamma - f_{(r1)}) + L_5 \sin(\varphi - \beta - \gamma - \theta_5 - f_{(r1)})) \dot{r}_1 \dot{f}_{(r1)} \end{aligned} \quad (\text{B.6})$$

B.3 Matrices d'incertitudes du sous-modèle de l'assise

La matrice d'incertitudes ΔA_1 peut s'écrire sous la forme suivante :

$$\Delta A_1 x_1 = H_a \Delta_{a1}(t) N_a \quad (\text{B.7})$$

avec

$$H_a = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, N_a = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ m_3 L_3 m_5 L_5 & 0 \end{bmatrix}, \Delta_{a1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \Delta g_A^4(x_1) f_4 + \Delta g_A^5(x_1) f_5 + \Delta g_A^6(x_1) f_6 + \Delta g_A^7(x_1) f_7 & 0 \end{bmatrix}$$

où :

$$f_4 = \frac{1}{r_1}, f_5 = \frac{\cos(f_{(r_1)})}{r_1}, f_6 = \frac{\sin(f_{(r_1)})}{r_1}, f_7 = \frac{\sin^2(f_{(r_1)})}{r_1}, \Delta g_A^4(x_1) = \frac{g_A^4(x_1)}{m_3 L_3 m_5 L_5}, \Delta g_A^5(x_1) = \frac{g_A^5(x_1)}{m_3 L_3 m_5 L_5},$$

$$\Delta g_A^6(x_1) = \frac{g_A^6(x_1)}{m_3 L_3 m_5 L_5} \text{ et } \Delta g_A^7(x_1) = \frac{g_A^7(x_1)}{m_3 L_3 m_5 L_5}$$

B.4 Matrices d'interconnexion des sous-modèles

Les matrices d'interconnexion reliant respectivement l'assise au repose-jambes et au dossier sont données respectivement par H_{31} et H_{51} :

$$H_{31} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ H_{31}^{(2,1)} & H_{31}^{(2,2)} \end{bmatrix}, H_{51} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ H_{51}^{(2,1)} & H_{51}^{(2,2)} \end{bmatrix},$$

avec

$$H_{31}^{(2,1)} = \begin{cases} -\frac{1}{2} L_3 (m_3) \cos(\varphi - \beta - \theta_3 - f_{(r_1)}) \dot{\theta}_3 - (m_3) L_3 \cos(\varphi - \beta - \theta_3 - f_{(r_1)}) \dot{r}_1 f'_{(r_1)} \\ + (m_3) (L_{21} L_3 \sin(\alpha - \beta - \theta_3) + L_{23} L_3 \sin(-\theta_3)) f'^2_{(r_1)} \dot{r}_1 \\ + \left[\frac{1}{2} (m_3) (L_{21} L_3 \sin(\alpha - \beta - \theta_3) + L_{23} L_3 \sin(-\theta_3)) \dot{\theta}_3 \right] f'_{(r_1)} \end{cases}$$

$$H_{31}^{(2,2)} = \begin{cases} \left[\frac{1}{2} (m_3) L_3 \sin(\varphi - \beta - \theta_3 - f_{(r_1)}) \right] + \\ + \left[\frac{1}{2} (m_3) \left(\frac{L_3^2}{2} + L_{21} L_3 \cos(\tau - \beta - \theta_3) + L_{23} L_3 \cos(\theta_3) \right) + (J_3) \right] f'_{(r_1)} \end{cases}$$

$$H_{51}^{(2,1)} = \begin{cases} -\frac{1}{2} (m_5) L_5 \cos(\varphi - \beta - \gamma - \theta_5 - f_{(r_1)}) \dot{\theta}_5 - (m_5) L_5 \cos(\varphi - \beta - \gamma - \theta_5 - f_{(r_1)}) \dot{r}_1 f'_{(r_1)} \\ + (m_5) (L_{21} L_5 \sin(\alpha - \beta - \gamma - \theta_5) + L_{25} L_5 \sin(-\theta_5)) f'^2_{(r_1)} \dot{r}_1 \\ + \left[\frac{1}{2} (m_5) (L_{21} L_5 \sin(\alpha - \beta - \gamma - \theta_5) + L_{25} L_5 \sin(-\theta_5)) \dot{\theta}_5 \right] f'_{(r_1)} \end{cases}$$

$$H_{51}^{(2,2)} = \begin{cases} \left[\frac{1}{2} (m_5) L_5 \sin(\varphi - \beta - \gamma - \theta_5 - f_{(r_1)}) \right] + \\ + \left[\frac{1}{2} (m_5) \left(\frac{L_5^2}{2} + L_{21} L_5 \cos(\tau - \beta - \gamma - \theta_5) + L_{25} L_5 \cos(\theta_5) \right) + (J_5) \right] f'_{(r_1)} \end{cases}$$

La matrice d'interconnexion reliant le dossier à l'assise est donnée par H_{15} :

$$H_{15} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ H_{15}^{(2,1)} & H_{15}^{(2,2)} \end{bmatrix},$$

avec

$$H_{15}^{(2,1)} = \begin{cases} \left[\left(\frac{1}{2} m_5 L_5 \right) \sin(\varphi - \beta - \gamma - \theta_5 - f_{(r1)}) \right] \\ + \left[\frac{1}{2} (m_5) \left(\frac{L_5^2}{2} + L_{21} L_5 \cos(\tau - \beta - \gamma - \theta_5) + L_{25} L_5 \cos(\theta_5) \right) + (J_5) \right] f'_{(r1)} \end{cases}$$

$$H_{15}^{(2,2)} = - \left(\frac{1}{2} (m_5) (L_{21} L_5 \sin(\tau - \beta - \gamma - \theta_5) + L_{25} L_5 \sin(-\theta_5)) \right) f'^2_{(r1)} \dot{r}_1$$

La matrice d'interconnexion reliant le repose-jambes à l'assise est donnée par H_{13} :

$$H_{13} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ H_{13}^{(2,1)} & H_{13}^{(2,2)} \end{bmatrix},$$

avec

$$H_{13}^{(2,1)} = \begin{cases} \left[\left(\frac{1}{2} m_3 L_3 \right) \sin(\varphi - \beta - \theta_3 - f_{(r1)}) \right] \\ + \left[\frac{1}{2} (m_3) \left(\frac{L_3^2}{2} + L_{21} L_3 \cos(\tau - \beta - \theta_3) + L_{23} L_3 \cos(\theta_3) \right) + (J_3) \right] f'_{(r1)} \end{cases}$$

$$H_{13}^{(2,2)} = - \left(\frac{1}{2} (m_3) (L_{21} L_3 \sin(\tau - \beta - \theta_3) + L_{23} L_3 \sin(-\theta_3)) \right) f'^2_{(r1)} \dot{r}_1$$

B.5 Découpage et règles du sous-modèle de l'assise

On rappelle que le sous-modèle de l'assise est donné par l'équation suivante

$$\begin{cases} E_1 \dot{x}_1 = (A_1 + \Delta A_1) x_1 + B_1 u_1 + H_{31} \dot{x}_3 + H_{51} \dot{x}_5 \\ y_1 = C_1 x_1 \end{cases} \quad (\text{B.8})$$

où

$$x_1 = \begin{bmatrix} r_1 \\ \dot{r}_1 \end{bmatrix}, E_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & g_E^1(x_1) + g_E^2(x_1) \cos(f_{(r1)}) + g_E^3(x_1) \sin(f_{(r1)}) + g_E^4(x_1) \sin(2f_{(r1)}) \end{bmatrix},$$

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & g_A^1(x_1) \cos(f_{(r1)}) + g_A^2(x_1) \sin(f_{(r1)}) + g_A^3(x_1) \end{bmatrix},$$

$$\Delta A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \frac{g_A^4(x_1)}{r_1} + g_A^5(x_1) \frac{\cos(f_{(r_1)})}{r_1} + g_A^6(x_1) \frac{\sin(f_{(r_1)})}{r_1} + g_A^7(x_1) \frac{\sin^2(f_{(r_1)})}{r_1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, H_{31} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ H_{31}^{(2,1)} & H_{31}^{(2,2)} \end{bmatrix}, H_{51} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ H_{51}^{(2,1)} & H_{51}^{(2,2)} \end{bmatrix}, C_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Les termes non-linéaires du modèle descripteur (B.8), résumés dans le tableau B.1, sont contenus dans les matrices E_1 et A_1 .

<i>Fonctions non-linéaires</i>	<i>Min</i>	<i>Max</i>
$f_1 = \cos(f_{(r_1)})$	-1	1
$f_2 = \sin(f_{(r_1)})$	-1	1
$f_3 = \sin(2f_{(r_1)})$	-1	1

TABLE B.1: Termes non-linéaires contenus dans le modèle (B.8)

Notons que les deux fonctions non-linéaires f_1 et f_2 se trouvent à la fois dans la partie gauche et à la fois dans la partie droite dans la représentation d'état. De ce fait, nous appelons f_{1g} et f_{2g} les fonctions de la partie gauche et f_{1d} et f_{2d} de la partie droite pour la facilitation des notations dans les règles ci-dessous, sachant que $f_{1g}=f_{1d}$ et $f_{2g}=f_{2d}$.

Le découpage des non linéarités se fait à l'aide du lemme 3.1. On note :

$$f_{1g} = 1.w_{11} - 1.w_{12},$$

$$f_{2g} = 1.w_{21} - 1.w_{22},$$

$$f_3 = 1.w_{31} - 1.w_{32},$$

$$f_{1d} = 1.w_{11} - 1.w_{12},$$

$$f_{2d} = 1.w_{21} - 1.w_{22}.$$

Le modèle flou TS s'écrit avec les règles floues données ci-dessous :

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^8 v_1^j E_1^j \dot{x}_1(t) = \sum_{k=1}^4 h_1^k (A_1^k x_1(t) + B_1 u_1(t)) + H_{31} \dot{x}_3 + H_{51} \dot{x}_5 \\ y_1(t) = \sum_{k=1}^4 h_1^k (C_1 x_1(t)) \end{cases} \quad (\text{B.9})$$

C'est-à-dire avec les notations utilisées :

$$\begin{cases} E_1^v \dot{x}_1(t) = A_1^h x_1(t) + B_1 u_1(t) + H_{31} \dot{x}_3 + H_{51} \dot{x}_5 \\ y_1(t) = C_1 x_1(t) \end{cases} \quad (\text{B.10})$$

avec

$$\begin{aligned} \nu_1 &= w_{12}w_{22}w_{32}, \nu_2 = w_{12}w_{22}w_{31}, \nu_3 = w_{12}w_{21}w_{32}, \nu_4 = w_{12}w_{21}w_{31}, \nu_5 = w_{11}w_{22}w_{32}, \nu_6 = \\ &w_{11}w_{22}w_{31}, \nu_7 = w_{11}w_{21}w_{32}, \nu_8 = w_{11}w_{21}w_{31}, h_1 = w_{12}w_{22}, h_2 = w_{12}w_{21}, h_3 = w_{11}w_{22}, h_4 = \\ &w_{11}w_{21} \end{aligned}$$

$$E_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & g_E^1(x_1) + g_E^2(x_1)\underline{f_{1g}} + g_E^3(x_1)\underline{f_{2g}} + g_E^4(x_1)\underline{f_3} \end{bmatrix},$$

$$E_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & g_E^1(x_1) + g_E^2(x_1)\underline{f_{1g}} + g_E^3(x_1)\underline{f_{2g}} + g_E^4(x_1)\overline{f_3} \end{bmatrix},$$

$$E_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & g_E^1(x_1) + g_E^2(x_1)\overline{f_{1g}} + g_E^3(x_1)\overline{f_{2g}} + g_E^4(x_1)\underline{f_3} \end{bmatrix},$$

$$E_4 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & g_E^1(x_1) + g_E^2(x_1)\overline{f_{1g}} + g_E^3(x_1)\overline{f_{2g}} + g_E^4(x_1)\overline{f_3} \end{bmatrix},$$

$$E_5 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & g_E^1(x_1) + g_E^2(x_1)\underline{f_{1g}} + g_E^3(x_1)\underline{f_{2g}} + g_E^4(x_1)\underline{f_3} \end{bmatrix},$$

$$E_6 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & g_E^1(x_1) + g_E^2(x_1)\overline{f_{1g}} + g_E^3(x_1)\underline{f_{2g}} + g_E^4(x_1)\underline{f_3} \end{bmatrix},$$

$$E_7 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & g_E^1(x_1) + g_E^2(x_1)\overline{f_{1g}} + g_E^3(x_1)\overline{f_{2g}} + g_E^4(x_1)\underline{f_3} \end{bmatrix},$$

$$E_8 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & g_E^1(x_1) + g_E^2(x_1)\overline{f_{1g}} + g_E^3(x_1)\overline{f_{2g}} + g_E^4(x_1)\overline{f_3} \end{bmatrix},$$

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & g_A^1(x_1) + g_A^2(x_1)\underline{f_{1d}} + g_A^3(x_1)\underline{f_{2d}} \end{bmatrix},$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & g_A^1(x_1) + g_A^2(x_1)\underline{f_{1d}} + g_A^3(x_1)\overline{f_{2d}} \end{bmatrix},$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & g_A^1(x_1) + g_A^2(x_1)\overline{f_{1d}} + g_A^3(x_1)\underline{f_{2d}} \end{bmatrix},$$

$$A_4 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & g_A^1(x_1) + g_A^2(x_1)\overline{f_{1d}} + g_A^3(x_1)\overline{f_{2d}} \end{bmatrix}.$$

Les constants $g_E^i(x_1)$ et $g_A^i(x_1)$ sont données dans le chapitre 4.

Annexe C

Outils mathématiques

Lemme C.1 (Carré matriciel) : [Zhou and Khargonekar, 1988] Soient $M(x)$ et $N(x)$ deux matrices de dimensions appropriées, l'inégalité suivante est vérifiée s'il existe $Y > 0$ ou $\sigma > 0$ tels que :

$$M(x)(N(x))^T + N(x)(M(x))^T \leq \sigma M(x)(M(x))^T + \frac{1}{\sigma} N(x)(N(x))^T \quad (\text{C.1})$$

$$M(x)(N(x))^T + N(x)(M(x))^T \leq M(x)Y(M(x))^T + N(x)Y^{-1}(N(x))^T \quad (\text{C.2})$$

Lemme C.2 (Complément de Schur) : [Boyd et al., 1994] Soient M, R et $S = S^T$ des matrices de dimensions appropriées. Si S est inversible et définie négative, alors les conditions suivantes sont équivalentes :

$$M - R^T S R < 0 \quad (\text{C.3})$$

$$\begin{bmatrix} M & R^T \\ R & S^{-1} \end{bmatrix} < 0 \quad (\text{C.4})$$

Titre : Enrichissement d'une classification supervisée par l'ajout d'attributs issus d'observateurs d'état : application au diagnostic de défaillances d'un siège d'avion robotisé.

Résumé : Ce travail de thèse s'inscrit dans le cadre d'une Convention Industrielle de Formation par la REcherche (CIFRE) ayant pour objectif la mise en place de solutions innovantes pour le diagnostic de défaillances. Il s'agit de répondre au besoin de la société Zodiac Actuation Systems afin de diagnostiquer les défaillances pouvant survenir sur leurs systèmes d'actionnement de sièges d'avion. Premièrement, le cadre ainsi que les motivations de l'étude sont exposés. Ensuite un état de l'art sur les méthodes de diagnostic de défaillances est donné. Puis la problématique de l'hybridation de ces méthodes est abordée. Ceci a permis d'adopter la méthode de classification supervisée pour le diagnostic. Ensuite, les campagnes de mesures, le processus de construction des bases de données ainsi que les différents algorithmes nécessaires pour la classification sont présentés. Une expérimentation sur la partie du dossier d'un siège d'avion est exposée et les résultats sont donnés. Afin d'améliorer les résultats obtenus, une approche de classification renforcée par des observateurs d'état est proposée et appliquée sur le dossier du siège. Ce renforcement est réalisé à l'aide des données estimées par les observateurs tout en construisant des bases de données augmentées. Trois types d'observateurs, linéaire, Takagi-Sugeno (TS) et TS à entrées inconnues (TSEI) sont employés. L'observateur TSEI apparaît comme le mieux adapté à notre application. Finalement, une extension de l'approche proposée sur l'ensemble du siège d'avion est proposée. Celle-ci consiste en la mise en œuvre d'observateurs décentralisés TSEI pour chaque sous-ensemble du siège en tenant compte de leurs interconnexions. Ces derniers ont permis d'améliorer les résultats de détection de défaillances sur l'ensemble du siège d'avion.

Mots-clés : Détection et diagnostic de défaillances, Observateurs d'état, Modèles Takagi-Sugeno, Classification supervisée, Siège d'avion robotisé.

Title : Enrichment of a supervised classification by the addition of attributes coming from state observers : application to the fault diagnosis of an actuated seat.

Abstract : This study was supported by Zodiac Actuation Systems within the framework of a "CIFRE" project which aims to design a Fault Detection and Diagnosis (FDD) approach for actuation systems of passengers seats in commercial aircrafts. First of all, the industrial context as well as the motivations of our project have been explained. Then, a state of the art on FDD methods is presented. Among them, hybridization of FDD methods can be found and seems interesting to our application. In a first step, the supervised classification method for the FDD has been considered. To do this, the process measurements and the concept of databases construction are presented. Then, different types of classification algorithms are explained. From experimental measurements, the classification results for FDD purpose on the recline of the seat are given. In a second step, an enhanced classification approach is proposed. It consists in estimating non-measurable variables by the state observers. These variables are then added, as estimated attributes, to the measured database. The aim is to enrich the knowledge used by the classifier and thus to improve the rate of FDD. Three types of state observers are considered : linear, then Takagi-Sugeno (TS) and Unknown Input Takagi-Sugeno (UITS) observers. It appears that the UITS observer-based results are more accurate for our application. Finally, the proposed FDD approach is extended to the hole of the seat by considering a decentralized approach. In this context, decentralized UITS are proposed for each segment of the seat by taking into account their interconnexions. It is shown that these decentralized observers improve the FDD results of the considered aircraft seat.

Keywords : Fault detection and diagnosis, State observers, Takagi-Sugeno models, Supervised classification, Actuated seat.
