



HAL
open science

Détection robuste et précoce de l'embarquement et du grippage dans le système de commandes de vol

Anca Gheorghe

► **To cite this version:**

Anca Gheorghe. Détection robuste et précoce de l'embarquement et du grippage dans le système de commandes de vol. Autre. Université Sciences et Technologies - Bordeaux I, 2013. Français. NNT : 2013BOR14801 . tel-00879224

HAL Id: tel-00879224

<https://theses.hal.science/tel-00879224>

Submitted on 2 Nov 2013

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.

N° d'ordre : 4801

THÈSE

PRÉSENTÉE À

L'UNIVERSITÉ BORDEAUX I

ÉCOLE DOCTORALE DES SCIENCES PHYSIQUES ET DE L'INGENIEUR

PAR

ANCA GHEORGHE

POUR OBTENIR LE GRADE DE

DOCTEUR

SPÉCIALITÉ : AUTOMATIQUE, PRODUCTIQUE, SIGNAL ET IMAGE

Détection robuste et précoce de l'embarquement et du grippage dans le système de commandes de vol

Soutenue publiquement: le 26 Juin 2013

Après avis des rapporteurs:

José RAGOT
Luc DUGARD

Professeur, INPL, Nancy
Directeur de recherche CNRS, Grenoble

Devant la commission d'examen formée de :

José RAGOT
Luc DUGARD
Ali ZOLGHADRI
Jérôme CIESLAK
Philippe GOUPIL
Rémy DAYRE
Pascal TRAVERSE
Pascal IZZO

Professeur, INPL, Nancy
Directeur de recherche CNRS, Grenoble
Professeur, Université Bordeaux I
Maître de Conférences, Bordeaux I
Airbus Operations S.A.S., Toulouse
Airbus Operations S.A.S., Toulouse
Airbus Operations S.A.S., Toulouse
Eurocopter, Marignane

Rapporteur
Rapporteur
Directeur
Co-encadrant
Co-encadrant
Co-encadrant
Invité
Invité

Remerciements

En préambule de ce mémoire, je souhaite adresser ici tous mes remerciements aux personnes qui m'ont apporté leur aide et qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ces travaux de recherche. Cette thèse CIFRE a été réalisée dans le cadre d'un partenariat entre le laboratoire IMS de l'Université Bordeaux I (équipe ARIA¹) et Airbus Operations S.A.S à Toulouse (service de Commandes de Vol, EYCCC).

En premier lieu, je tiens à exprimer ma reconnaissance à mon directeur de thèse, Monsieur Ali ZOLGHADRI, Professeur à l'Université de Bordeaux et responsable de l'équipe de recherche ARIA. En dépit d'un emploi du temps fort chargé, je tiens à lui remercier pour ses réponses rapides, ses conseils pertinents, sa patience, son savoir scientifique et la qualité de son encadrement. J'ai beaucoup appris à ses cotés et je lui adresse toute ma gratitude.

J'exprime tous mes remerciements à Monsieur Hervé LE-BERRE, responsable du service EYCCC, pour m'avoir accueillie dans son équipe et pour la confiance qu'il m'a témoignée. Je tiens également à exprimer une profonde reconnaissance à mes encadrants industriels Monsieur Philippe GOUPIL, docteur-ingénieur et Monsieur Rémy DAYRE, expert technique, pour leurs qualités humaines et pour le savoir technique qu'ils m'ont enseigné. Sans leur aide et accompagnement, je n'aurais jamais eu l'occasion de connaître, de comprendre et d'apprécier le monde passionnant de l'aéronautique.

J'adresse également mes remerciements à mon co-encadrant académique, Monsieur Jérôme CIESLAK, Maître de Conférences, pour m'avoir accompagnée durant mes travaux de recherche. Ma reconnaissance va également à Monsieur Denis EFIMOV pour sa gentillesse, sa disponibilité et ses explications scientifiques.

Je remercie sincèrement Monsieur José RAGOT, Professeur des Universités Emérite à l'Institut National Polytechnique de Lorraine (INPL) et Monsieur Luc DUGARD, Directeur de recherche CNRS, pour avoir soigneusement rapporté mon manuscrit dans un délai record. J'associe à ces remerciements Monsieur Pascal TRAVERSE, chef de programme R&T à Airbus et Monsieur Pascal IZZO, docteur-ingénieur à Eurocopter pour leur participation à mon jury.

Mes remerciements s'adressent également à mes collègues, tant du laboratoire IMS que d'Airbus. J'adresse une pensée particulière à Monsieur Pascal SIMON et à Madame Ramatou SEYDOU, ainsi qu'aux Messieurs Nicolas BOUTET, Guilhem SAULE, Florian CAZES,

¹ Approche Robuste et Intégrée de l'Automatique

Remerciements

Jean-Marc ARTUSI et Gregory SCHOTT pour la bonne ambiance d'échange et de travail et pour leurs précieux conseils.

Merci également à toutes les personnes d'Airbus (du bureau d'études et du laboratoire d'essais) et d'IMS que j'ai pu côtoyer et qui ont contribué à ce travail.

Enfin, mes derniers mots sont réservés à mon compagnon et à mes parents (qui n'ont jamais cessé d'être à mes côtés malgré les barrières géographiques), qui m'ont accompagnée tout au long de ce parcours périlleux et ces années d'études. Ils ont toujours su trouver les mots pour m'encourager et sans leur soutien et leurs conseils, je ne serais pas là aujourd'hui. Je leur remercie sans mesure et je leur dédie ce mémoire.

Table de matières

Remerciements	i
Table de matières	iii
Acronymes	vi
Table des figures	viii
Liste des tableaux	xi
Introduction générale.....	1
Chapitre I - Problématique de l'embarquement et du grippage dans le système de commandes de vol Airbus	5
I.1 Introduction	5
I.2 Système de commandes de vol chez Airbus	5
I.2.1 Rôle et évolutions	5
I.2.2 Architecture de commandes de vol	9
I.2.3 Principe d'asservissement en position des gouvernes.....	11
I.3 Les pannes dans le système de commandes de vol	14
I.4 Etat de l'art sur les méthodes de détection de pannes chez Airbus.....	16
I.4.1 Surveillance d'embarquement des gouvernes	16
I.4.2 Surveillance de grippage des gouvernes	18
I.4.3 Surveillance des pannes oscillatoires	19
I.5 Besoin d'amélioration pour les avions futurs.....	20
I.6 Contraintes industrielles	22
I.7 Conclusion.....	23
Chapitre II – Amélioration des tâches des surveillances d'embarquement et de grippage via une technique à base de modèle	25
II.1 Introduction	25
II.2 Diagnostic de défauts à base de modèle	26
II.2.1 Concept de base.....	27
II.2.2 Approches par observateurs	28
II.2.3 Robustesse et sensibilité d'un système de diagnostic	29

II.2.4	Filtre de Kalman linéaire	32
II.3	Intégration d'un filtre de Kalman dans le système de commandes de vol	34
II.3.1	Motivation	35
II.3.2	Application à l'embarquement	36
II.3.2.1	Modélisation	36
II.3.2.2	Synthèse du filtre	38
II.3.2.3	Optimisation des paramètres de réglage	40
II.3.3	Application au grippage	45
II.3.3.1	Modélisation d'une servocommande	46
II.3.3.2	Optimisation des paramètres de réglage	47
II.3.4	Résultats de simulation	48
II.3.4.1	Réglage du seuil et du temps de confirmation	50
II.3.4.2	Cas de l'embarquement	51
II.3.4.3	Cas du grippage	54
II.4	Conclusion	56
Chapitre III – Tests de décision paramétriques et différentiateurs par modes glissants pour le système de commandes de vol		58
III.1	Introduction	58
III.2	Détection de l'embarquement et du grippage via un test paramétrique	59
III.2.1	Identification en ligne	59
III.2.2	Implantation	61
III.2.3	Tests de cohérence sur les variables internes	64
III.2.3.1	Test basé sur les régions de confiance	66
III.2.4	Application et résultats de simulation	69
III.2.4.1	Modélisation de la boucle d'asservissement	69
III.2.4.2	Application au grippage	72
III.2.4.3	Application à l'embarquement	76
III.3	Détection du grippage via un différentiateur par modes glissants	81
III.3.1	Dérivation numérique	82
III.3.1.1	Concept de base et différentes techniques de résolution	82

III.3.1.2	Différentiateur à modes glissants d'ordre supérieur.....	85
III.3.1.3	Différentiateur à modes glissants d'ordre 1	87
III.3.2	Application au grippage de gouverne	88
III.3.2.1	Résultats de simulation.....	90
III.4	Conclusion.....	92
Chapitre IV	– Intégration et résultats expérimentaux	94
IV.1	Introduction	94
IV.2	Codage sous SCADE.....	95
IV.3	Tests et résultats expérimentaux.....	97
IV.3.1	Validation sous OCASIME	97
IV.3.2	Validation sur banc d'essais	100
IV.3.2.1	Essais en robustesse	101
IV.3.2.2	Essais en performance.....	105
IV.3.3	Validation en vol.....	106
IV.4	Conclusion.....	107
Conclusion générale	et perspectives.....	109
Annexe A.....		112
Annexe B.....		115
Références bibliographiques	117

Acronymes

ARX: Autoregressive Model with Exogenous Input (Modèle Autorégressif avec Entrée Exogène)

BA: Banc Actionneur

BIS: Banc d'Intégration Système

CDVE : Commandes de Vol Electriques

CPU: Processeur (Central Processing Unit)

DF: Directional Forgetting (L'oubli directionnel)

EASA: European Aviation Safety Agency (Agence Européenne de Sécurité Aérienne)

EBHA: Electrical Back-up Hydraulic Actuator (Actionneur Hydraulique avec Secours Electrique)

EHA: Electro – Hydrostatic Actuator (Actionneur Electro-Hydrostatique)

FAA: Federal Aviation Administration (Administration Fédérale de l'Aviation)

FDD: Fault Detection and Diagnosis (Détection et Diagnostic de Pannes)

HOSM : High Order Sliding Modes (Différentiateur à modes glissants d'ordres supérieurs)

LR: Long Range (Long Courrier, famille A330/A340)

LTI: Linear Time-Invariant (Linéaire invariant dans le temps)

LTV: Linear Time-Varying (Linéaire variant dans le temps)

LVDT: Linear Variable Differential Transducer (Capteur de Position linéaire)

OFC: Oscillatory Failure Cases (Pannes Oscillatoires)

PRIM: PRIMary flight control computer (Calculateur Primaire de Commandes de Vol)

RC2 : Two Confidence Regions (Deux régions de confiance)

RVDT: Rotary Variable Differential Transducer (Capteur de Position angulaire)

SA: Single Aisle (Monocouloir, famille A320)

SEC: SEcondary flight control Computer (Calculateur Secondaire de Commandes de Vol)

S/C: ServoControl (Servocommande)

SCADE: Safety-Critical Application Development Environment

SVD: Singular Values Decomposition (Decomposition en Valeurs Singulières)

THS: Trimmable Horizontal Stabilizer (Plan Horizontal Réglable)

TRL : Technology Readiness Level (Niveau de Maturité Technologique)

Table des figures

I-1 : Axes de l'avion.....	6
I-2 : Position des gouvernes	7
I-3 : Fonctionnement du système CDVE	8
I-4 : Architecture de commandes de vol de l'A380	10
I-5 : Architecture de la gouverne de profondeur externe et système de reconfiguration	10
I-6 : Principe d'asservissement des gouvernes.....	11
I-7 : Schéma de principe d'un actionneur hydraulique	12
I-8 : Schéma de principe d'un EHA	13
I-9 : Schéma de principe d'un EBHA	13
I-10 : Evolution de la position de la gouverne en cas d'embarquement rapide/lent détecté et du blocage	15
I-11 : Logique des surveillances.....	15
I-12 : Concept général de la surveillance d'embarquement.....	17
I-13 : Schéma détaillé de la surveillance d'embarquement.....	18
I-14 : Détection de pannes oscillatoires	20
I-15 : Exemple de spécification fonctionnelle.....	23
II-1 : Architecture générale de la détection de défauts à base de modèle	28
II-2 : Introduction d'un filtre de Kalman dans la chaîne de surveillance.....	36
II-3 : Illustration d'un embarquement rapide/lent sur la position de la gouverne.....	37
II-4 : Résidu non filtré en fonctionnement normal et défaillant.....	42
II-5 : Réponse désirée et réponse réelle du filtre pour une vitesse donnée de la panne	44
II-6 : Introduction d'un filtre sur le signal de commande	46
II-7 : Procédure d'optimisation dans le cas d'un blocage de gouverne	47
II-8 : Ordre du pilote et signaux de sortie correspondants	48

II-9 : Densité spectrale de puissance de la consigne du pilote du jeu des données.....	48
II-10 : Benchmark Airbus	49
II-11 : Position réelle normalisée d'une gouverne de profondeur.....	50
II-12 : Zoom sur le comportement du résidu avant et après filtrage	51
II-13 : Comportement des résidus normalisés sur le jeu de données (résidu actuel et filtré avec le filtre stationnaire de 2 nd ordre)	52
II-14 : Comportement des résidus normalisés sur le benchmark (résidu actuel et filtré avec le filtre stationnaire de 2 nd ordre)	52
II-15 : Comportement des résidus normalisés sur le jeu de données en fonctionnement défaillant (résidu actuel et filtré avec le filtre de Kalman conventionnel)	53
II-16 : Comportement des résidus normalisés sur le jeu de données (résidu actuel et filtré avec le filtre stationnaire de 2 nd ordre)	55
II-17 : Améliorations dans le cas d'un blocage de gouverne	56
III-1 : Disposition des ellipsoïdes de confiance pour la détection d'une panne.....	68
III-2 : Schéma fonctionnel de détection	70
III-3 : Schéma fonctionnel prise de décision.....	73
III-4 : Exemples de pannes simulées et l'allure correspondante du paramètre estimé.....	74
III-5 : Injection d'un blocage sur le jeu de données	75
III-6 : Injection d'un blocage à zéro sur le benchmark	75
III-7 : Schéma fonctionnel du test RC2.....	78
III-8 : Ordre du pilote et position de la gouverne dans le cas d'un embarquement	79
III-9 : Paramètre estimé en ligne et matrice de covariance associée.....	80
III-10 : Résultat du test RC2 et position de la surface avec embarquement	80
III-11 : Modèle triple intégrateur	84
III-12 : Dérivée estimée pour différents paramètres de réglage.....	88
III-13 : Schéma fonctionnel de détection	89
III-14 : Exemples de pannes simulées et l'allure des dérivées estimées	91
III-15 : Simulation d'un blocage à 0° sur le benchmark à t=5s.....	92
IV-1 : Cycle en V	95

IV-2 : Principe d'implantation des méthodes dans le calculateur de commandes de vol	96
IV-3 : Simulateur de bureau	98
IV-4 : Ordre du pilote et position de la gouverne avec panne simulée sous OCASIME	99
IV-5 : Paramètre estimé sous OCASIME et matrice de covariance associée	99
IV-6 : Résultat du test RC2 sous OCASIME et position de la gouverne avec panne	99
IV-7 : Simulateur de Vol A380	100
IV-8 : Banc Intégration Système couplé au Banc Actionneur	101
IV-9 : Ordre injecté lors du balayage fréquentiel.....	102
IV-10 : Comportement des résidus normalisés pour la détection d'un blocage.....	103
IV-11 : Ordre du pilote normalisé et allure du paramètre estimé sur BIS couplé au BA	104
IV-12 : Ordre du pilote et allure des dérivées sur BIS couplé au BA	104
IV-13 : Blocage à 0 sur le BIS couplé au BA	105
IV-14 : Comportement des <i>Méthodes II</i> et <i>III</i> suite à l'apparition d'un blocage à 0	106
IV-15 : Comportement des résidus normalisés pour la détection d'un embarquement pendant les essais en vol	107

Liste des tableaux

Tableau I-1 : Correspondance entre la probabilité d'occurrence d'une panne et sa criticité	9
Tableau II-1 : Indicateur de performance du filtre de 2 nd ordre en régime stationnaire sur le jeu de données	54
Tableau III-1 : Indicateur de performance de la technique développée sur le jeu de données	81

Liste des publications de l'auteur

Publications dans des revues internationales

1. **Gheorghe A.**, Zolghadri A., Cieslak J., Goupil P., Dayre R., and Le-Berre H., "Toward Model-Based Approaches for Fast and Robust Fault Detection in Aircraft Control Surface Servo-loop : From theory to flight tests", *IEEE Control System Magazine*, June 2013.
2. Zolghadri A., **Gheorghe A.**, Cieslak J., Henry D., Goupil P., Dayre R., and Le-Berre H., "A model-based solution to robust and early detection of control surface runaways", *SAE International Journal Aerospace*, vol. 4(2), pages 1500-1505, DOI 10.4271/2011-01-2803, November 2011.

Communications dans des congrès internationaux

1. **Gheorghe A.**, Zolghadri A., Cieslak J., Henry D., Goupil P., Dayre R., and Le-Berre H., "Early detection of aircraft control surface faults by dedicated Kalman filtering: runaways and jammings", *Advanced Control and Diagnosis (ACD)*, Budapest, 16-18 November 2011.
2. **Gheorghe A.**, Zolghadri A., Cieslak J., Henry D., Goupil P., Dayre R., and Le-Berre H., "Detection of abnormal aircraft control surface positions using a robust parametric test", in Proc. of 2nd CEAS EuroGNC, Delft, 10-12 April 2013.
3. Zolghadri A., **Gheorghe A.**, Cieslak J., Henry D., Goupil P., Dayre R., and Le-Berre H., "A model-based solution to robust and early detection of control surface runaways", *SAE Conference*, Toulouse, October 2011.
4. Goupil P., Zolghadri A., **Gheorghe A.**, Cieslak J., Dayre R., and Le-Berre H., "Airbus Efforts towards Advances Fault Diagnosis for Flight Control System Actuators", *Recent Advances in Aerospace Actuation Systems and Components*, Toulouse, France, June 13-14, 2012.

Brevets

1. **Gheorghe A.**, Zolghadri, A., Goupil, P., Dayre R., Le Berre H., et Cieslak J., "Procédé et dispositif de détection du blocage d'une gouverne d'aéronef". Brevet no. FR20110060156, 2011.
2. **Gheorghe A.**, Zolghadri, A., Goupil, P., Dayre R., Cieslak J., et Henry D., " Procédé et dispositif de détection d'une position anormale d'une gouverne d'aéronef à l'aide d'un test paramétrique". Brevet no. FR20130051502, 2013.
3. **Gheorghe A.**, Zolghadri, A., Goupil, P., Efimov D., Dayre R., et Cieslak J., " Méthode de détection d'anomalie par différentiateur". Brevet en cours de dépôt.

4. Zolghadri, A., **Gheorghe A.**, Goupil, P., Dayre R., Le Berre H., et Cieslak J., "Procédé et dispositif de détection de l'embarquement d'une gouverne d'aéronef". Brevet no. FR20110056900, 2011.

Introduction générale

Le travail présenté dans ce mémoire résulte d'un partenariat, sous forme d'une convention CIFRE, entre le laboratoire IMS de l'Université Bordeaux I et Airbus Operations S.A.S à Toulouse. Le thème abordé concerne la détection précoce et robuste de pannes de type embarquement et jamming (blocage) des gouvernes dans le système de commandes de vol. Ce sujet s'inscrit dans le cadre de la politique menée par le constructeur Airbus pour l'optimisation du design structural de ses futurs avions. L'enjeu est de développer des appareils plus légers afin de répondre aux exigences sociétales d'un aéronef dont l'empreinte environnementale est améliorée, c'est-à-dire moins de consommation de fuel, donc moins de rejet des particules nocives dans l'atmosphère et moins de bruit. Même si de prime abord le lien paraît peu évident, on peut démontrer que la détection précoce et robuste de pannes d'amplitudes de plus en plus faibles permet d'alléger la structure de l'avion. En effet, celui-ci est conçu pour absorber une certaine enveloppe de charges. Cependant, en cas de pannes de type embarquement ou jamming, l'avion pourrait sortir de cette enveloppe pour laquelle il a été conçu. C'est pour cette raison que le système de commandes de vol est équipé de surveillances spécifiques afin d'éviter la génération de charges trop importantes et dommageables. L'amplitude de la panne avant détection, ainsi que le temps de détection associé, sont des éléments à prendre en compte pour calculer les charges structurales agissant sur l'avion. Dans le cas où les surveillances ne détectent pas les pannes en dessous d'une certaine amplitude, la structure de l'avion doit être renforcée par des pièces structurales particulières qui l'alourdissent. A contrario, si les performances en détection sont améliorées, ces renforts structuraux peuvent être réduits, permettant ainsi un gain de poids.

Dans ce contexte, l'objectif de ces travaux est de concevoir et de mettre en place des méthodes de surveillance performantes et robustes, pouvant faire l'objet d'une utilisation en environnement opérationnel (tests au sol et essais en vol) et susceptibles d'être embarquées dans le cadre des futurs programmes Airbus. Les technologies proposées doivent être capables d'améliorer les performances en détection des techniques actuellement en place, c'est-à-dire permettre de diminuer les valeurs maximales atteintes en cas d'embarquement et de détecter les blocages à faibles amplitudes. De plus, elles doivent satisfaire les contraintes industrielles très strictes concernant le coût calculatoire, l'implantation, le codage, la portabilité, mais aussi un haut niveau de robustesse. En effet, le système de commandes de vol est un des systèmes les plus critiques à bord d'un avion, raison pour laquelle les probabilités de non-détection et de fausse alarme doivent être extrêmement faibles.

La stratégie utilisée dans cette thèse pour résoudre cette problématique est une démarche à base de modèle et d'exploitation de la redondance informationnelle, assurant une certaine robustesse vis-à-vis des imperfections de modélisation. Le champ des techniques analytiques développées en diagnostic est très vaste et il existe dans la littérature un nombre très important de travaux. Depuis les premiers filtres de détection apparus au début des années soixante-dix,

ce champ scientifique a fait l'objet de beaucoup de développements en termes de synthèse des filtres de diagnostic, intégrant des spécifications de performance et des contraintes de robustesse, et également en termes de modèles utilisés pour la synthèse. Une publication récente d'A. Zolghadri dans "Progress in Aerospace Sciences" [19], fournit une vision synthétique et passe en revue ces méthodes, en analysant l'écart important entre les techniques utilisées dans le domaine de l'aérospatial et celles développées au sein de la communauté académique. En effet, même si l'on peut considérer que les techniques développées en diagnostic à base de modèle ont atteint aujourd'hui un degré de maturité suffisant au plan méthodologique, à l'heure actuelle, on ne peut pas parler d'une véritable percée de ce type d'approche dans le milieu industriel et en particulier dans l'aéronautique. Un certain nombre de contraintes industrielles réduit l'applicabilité de certaines approches aux systèmes aéronautiques. En premier lieu, la dynamique de ces systèmes est souvent décrite par des modèles non-linéaires, issus de la mécanique du vol et couvrant un large domaine de fonctionnement, tandis que la plupart des solutions de diagnostic proposées sont établies pour des modèles linéaires qui ne sont valables que localement, autour d'un point (ou d'une trajectoire) de fonctionnement. Un second point clé est lié à la gestion pratique des spécifications de sensibilité en détection et des contraintes de robustesse, en fonction de l'ensemble des sources d'incertitudes (les erreurs de modélisation, les bruits de mesure et les perturbations physiques) affectant le modèle nominal du système. Un autre critère important qui découle du point précédent, est lié au réglage des paramètres de haut niveau (ou hyper-paramètres) d'une méthode de diagnostic, un problème délicat et qui nécessite souvent un haut niveau d'expertise. Cependant, pour la transportabilité d'une technique de surveillance vers le monde aéronautique, il est primordial que ces paramètres qui conditionnent les performances de la méthode considérée, puissent être facilement réglables par des ingénieurs et des opérateurs non-spécialistes. Enfin, une autre préoccupation qui motive le développement des approches présentées dans cette thèse, est liée à la portabilité de la méthode. Plus précisément, la méthodologie retenue doit offrir un cadre suffisamment générique afin d'être facilement adaptable pour tous les types de gouvernes, pour différents modèles d'actionneurs, ainsi que pour différentes familles d'avions.

Le travail de thèse présenté dans ce mémoire est articulé autour de quatre chapitres :

Le **premier chapitre** a pour objet de présenter la problématique générale et d'introduire le système de commandes de vol électriques chez Airbus. Nous décrirons brièvement le rôle, l'évolution, l'architecture générale du système de commandes de vol, ainsi que le principe général employé par Airbus pour l'asservissement en position des gouvernes. Nous présenterons la problématique spécifique abordée, qui concerne la détection de pannes de type embarquement et grippage survenant dans la chaîne d'asservissement d'une gouverne de profondeur. Dans un premier temps, un descriptif de ces pannes sera donné. Différents aspects liés à leurs origines et à leurs natures, ainsi qu'à leurs conséquences sur le design structural de l'avion seront abordés. Nous décrirons ensuite l'état de l'art des techniques généralement utilisées par Airbus pour la détection de ces types de pannes. Cette description abordera la partie de génération des signaux indicateurs de défauts et la partie de prise de décision (fondée généralement sur une logique à base de seuil et de temps de confirmation) qui permet la

confirmation de la présence d'une panne. Les enjeux majeurs pour les futurs avions seront ensuite exposés. Enfin, les contraintes industrielles à respecter lors du développement de nouvelles techniques de surveillance seront identifiées.

Dans le **deuxième chapitre**, nous commencerons par rappeler brièvement et rapidement les concepts de base liés au diagnostic à base de modèle et les techniques existantes dans la littérature en corrélation avec nos travaux. Nous verrons pourquoi, à notre sens, certaines familles de méthodes ont été écartées dans le cadre de la problématique étudiée. Une première solution simple à base de modèle respectant les contraintes évoquées précédemment sera ensuite proposée. La méthode est basée sur un filtre de Kalman dédié, associé à une procédure systématique d'optimisation de ses paramètres de haut niveau. Pour les embarquements, la synthèse de ce filtre est fondée sur la modélisation directe de la défaillance que l'on cherche à détecter, et non pas sur un modèle dynamique du système. Cette caractéristique offre des avantages importants en termes de robustesse, de facilité de réglage, de test et de validation, de coût calculatoire et de portabilité. Nous mettrons ensuite l'accent sur l'optimisation des paramètres de réglage, en proposant deux procédures d'optimisation hors-ligne afin d'atteindre le meilleur compromis sensibilité/robustesse. Enfin, les résultats de simulation à l'aide d'un jeu de données réelles (issu d'enregistrements effectués lors des essais en vol d'un A380) et d'un benchmark Airbus permettront d'apprécier les améliorations apportées par la technique proposée par rapport à la méthodologie actuelle.

Le **troisième chapitre** est dédié à la présentation de deux autres techniques de surveillance à base de modèle, susceptibles d'améliorer les points faibles de l'approche proposée au deuxième chapitre, à savoir la détection des embarquements très rapides et des blocages autour de 0° . La première méthode correspond à la mise en place d'un test paramétrique. Tout d'abord, les paramètres du modèle décrivant la dynamique de la boucle d'asservissement d'une gouverne, seront estimés. Une direction paramétrique, sensible à l'apparition des défauts que l'on cherche à détecter sera ensuite identifiée. Finalement, deux tests de décision (un pour chaque type de panne) adéquats seront appliqués dans l'espace paramétrique, pour conclure sur un changement abrupt du paramètre surveillé. A noter que dans cette approche, les performances du modèle entrée-sortie du système ne sont pas primordiales, la méthode s'appuyant uniquement sur l'existence d'une direction paramétrique sensible. La seconde technique de surveillance consiste à utiliser un différentiateur par modes glissants pour estimer les dérivées du signal d'entrée et de sortie de la boucle d'asservissement. Les performances des méthodes proposées, évaluées à l'aide d'un jeu de données réelles et du benchmark Airbus viendront clore ce chapitre.

Le **quatrième chapitre** présente les résultats expérimentaux obtenus sur le banc d'essais au laboratoire de tests d'Airbus France à Toulouse. En effet, encouragés par les résultats obtenus en simulation numérique, les approches passeront dans une phase supérieure de validation dans le cycle dit en "V", atteignant ainsi un niveau de maturité technologique avancé (niveaux 5 et 6 sur l'échelle de maturité technologique en aéronautique, qui en compte 9). Tout d'abord, le codage des trois algorithmes dans un langage graphique formel et leur implantation au sein du calculateur de commandes de vol seront traités. Ensuite, on se

consacrera aux essais de robustesse et de détection à l'aide d'un simulateur de bureau, du Banc d'Intégration Système, ainsi que du Simulateur de Vol. On insistera sur la procédure stricte employée pour la validation des méthodes proposées afin de pouvoir conclure sur leur efficacité par rapport à la technique actuellement en place. Ce chapitre se terminera par l'analyse des résultats obtenus lors des essais en vol de la méthode à base de filtre de Kalman dédiée à la détection d'un embarquement.

Chapitre I - Problématique de l'embarquement et du grippage dans le système de commandes de vol Airbus

I.1 Introduction

Ce premier chapitre introduit le contexte dans lequel nos travaux de thèse se sont déroulés et la problématique qui nous a été confiée. Après un rappel sur le rôle, l'évolution et l'architecture du système de commandes de vol, le principe général de l'asservissement en position des gouvernes (surfaces aérodynamiques mobiles) utilisé dans les appareils Airbus, sera présenté. Puis, les pannes à considérer dans le design du système de commandes de vol seront exposées, notamment celles qui font l'objet de ce travail de thèse, à savoir l'embarquement et le grippage (ou "jamming") des gouvernes. Nous dresserons ensuite l'état de l'art des techniques généralement utilisées par Airbus afin de détecter ces types de pannes. Les surveillances actuelles sont fondées sur des logiques à base de seuil et de temps de confirmation (ou "temporisation"). On s'intéressera principalement aux méthodes de surveillance appliquées sur la gouverne de profondeur. Les tendances technologiques envisagées pour l'aéronef du futur seront ensuite exposées. Il s'agit là d'un axe de développement majeur permettant de réduire l'impact environnemental de nouvelles générations d'avions civils. En effet, bien que les techniques actuelles de surveillance assurent une parfaite couverture des pannes recherchées, conforme aux exigences de certification en vigueur, afin de contribuer à l'optimisation du design aérodynamique et structural de l'avion, de nouvelles méthodes de détection précoce et robuste de pannes doivent être développées. Des améliorations des techniques actuelles peuvent également être envisagées afin d'optimiser les performances de ces approches de surveillance. En effet, il existe un lien fort entre les techniques de surveillance des surfaces mobiles et l'optimisation du design structural de l'avion. Il est par exemple possible de montrer qu'en diminuant la valeur maximale atteinte par la gouverne lors d'un embarquement, les charges structurales engendrées par la panne seront moins importantes, ce qui peut conduire à un allègement de la structure de l'avion. La dernière partie de ce chapitre sera dédiée aux contraintes industrielles qui devront être prises en compte dans la suite de notre travail.

I.2 Système de commandes de vol chez Airbus

I.2.1 Rôle et évolutions

En aéronautique, le système de commandes de vol principal est constitué de l'ensemble des éléments compris entre les organes de pilotage (manche, palonnier) localisés dans le cockpit,

et les gouvernes (surfaces articulées donc mobiles), y compris ces deux éléments. Ce système embarqué est destiné à contrôler l'attitude, la trajectoire et la vitesse de l'avion en mode manuel de pilotage. Son but est donc de contrôler l'avion sur les 3 axes de rotation (Figure I-1), en agissant en vol sur les gouvernes de l'aéronef (Figure I-2):

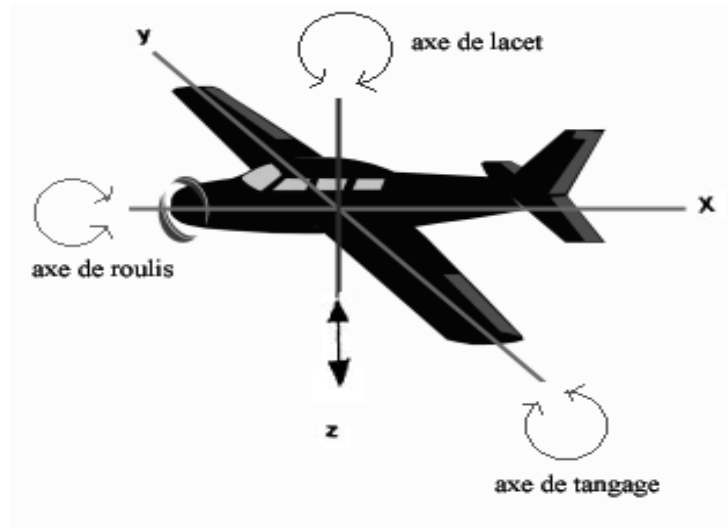


Figure I-1 : Axes de l'avion

- Les gouvernes de direction (Rudder en terminologie anglaise) pour l'axe de lacet (rotation autour de l'axe vertical z). Elles permettent de contrôler le dérapage de l'avion;
- Les gouvernes de profondeur (Elevator en terminologie anglaise) pour l'axe de tangage (rotation autour de l'axe transversal y). Ces dernières permettent de contrôler l'incidence longitudinale de l'avion, c'est-à-dire la montée/descente de l'avion. Le nez de l'appareil peut être dirigé vers le haut (cabré) ou vers le bas (piqué) ;
- Le plan horizontal réglable (Trimmable Horizontal Stabilizer, ou THS en terminologie anglaise) pour la commande à long terme en tangage de l'avion, conjointement avec la gouverne de profondeur. Il assure l'équilibre de l'avion et permet de conserver un braquage de la profondeur en moyenne nulle ;
- Les ailerons pour l'axe de roulis (rotation autour de l'axe horizontal x). Ces gouvernes permettent de contrôler l'inclinaison latérale de l'avion ;
- Les spoilers utilisés de façon antisymétrique pour le contrôle de l'axe de roulis, de façon symétrique pour le rôle de freinage (aérofreins : augmentation de la traînée pour freiner l'avion et permettre une descente rapide) et pour la fonction "ground spoilers" (casser la portance pour plaquer l'avion au sol).

Les autres gouvernes appelées volets (Flaps) et becs (Slats), assurent la diminution ou l'augmentation de la portance de l'avion. Couplées à l'ensemble du dispositif qui permet de

les contrôler, elles constituent le système de commandes de vol secondaires qui ne sera par abordé dans le cadre de ce travail.



Figure I-2 : Position des gouvernes

L'architecture du système de commandes de vol a évolué très significativement au cours des précédentes décennies. Dès le début de l'aviation, des gouvernes manipulées par le pilote via un système de câbles mécaniques, ont été introduites pour le contrôle basique de l'aéronef. Il s'agit donc d'un système de commandes de vol mécanique où les sources d'énergie pour actionner les gouvernes en pilotage manuel sont l'énergie musculaire du pilote et l'énergie aérodynamique. Cette technique est encore utilisée pour les avions de petite taille comme les avions de loisir. Cependant, avec l'apparition des avions de grande taille, les capacités musculaires du pilote n'étaient plus suffisantes pour contrôler l'aéronef. Ainsi est apparu le système de commandes de vol hydromécanique permettant de fournir aux actionneurs, grâce à l'énergie hydraulique, la puissance nécessaire pour commander différentes surfaces mobiles (via des liens mécaniques entre le manche et les gouvernes).

Mais l'évolution encore plus marquante est celle des avions à Commandes De Vol Electriques (CDVE) [1], [2], connues également sous le nom de Fly-by-Wire. Dans le domaine civil, les CDVE ont été développées sous forme analogique pour le Concorde par Aerospatiale (dans les années 1960), puis de façon digitale partialement sur les A310 (spoilers, becs et volets). Fort du succès rencontré, elles ont ensuite été généralisées aux trois axes sur la famille Single Aisle (SA), avant de devenir un standard Airbus sur tous les programmes suivants (Long Courriers A330/A340, gros porteurs A380, A400M, A350, etc...). Ce système remplace le contrôle mécanique et les câbles de commande lourds entre le pilote et les gouvernes, par des signaux électriques (permettant ainsi une réduction du poids), des capteurs, du câble électrique et par un calculateur de commandes de vol.

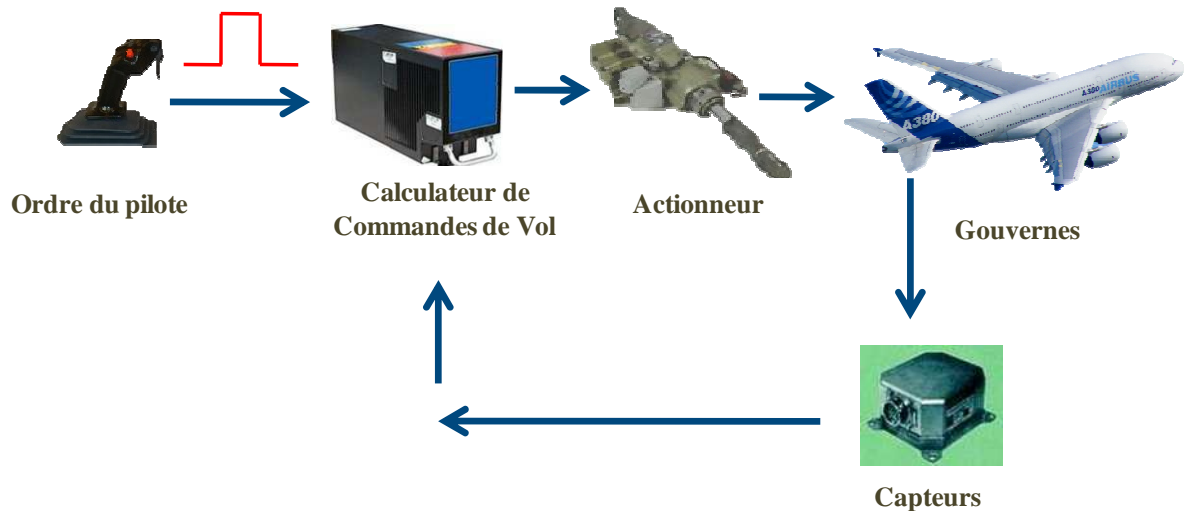


Figure I-3 : Fonctionnement du système CDVE

Dans le cadre de cette thèse, seul le système CDVE sera étudié. Son principe de fonctionnement est schématiquement décrit dans la Figure I-3. L'ordre du pilote est converti en signal électrique (à l'aide des capteurs spécifiques), puis acquis par les calculateurs qui établissent une consigne d'asservissement en position délivrée aux actionneurs. Ces derniers déplacent ainsi les gouvernes. Pratiquement, la position de chaque gouverne est gérée grâce à un asservissement en position. Différents signaux comme la position de la gouverne par exemple doivent donc être envoyés au calculateur de commandes de vol, pour réaliser l'asservissement et la surveillance.

Le contrôle plus sophistiqué de l'avion grâce au système CDVE engendre toutefois une complexité plus importante des équipements embarqués et des systèmes avioniques, ainsi qu'une augmentation du nombre de pannes à prendre en compte dans le design de l'aéronef. En vue de la certification de l'avion, le système CDVE doit être conçu pour satisfaire des réglementations internationales très strictes en termes de sécurité et de disponibilité (le système doit être prêt à l'utilisation indépendamment des perturbations externes). Les réglementations sont imposées par les autorités de navigabilité, par exemple l'Agence Européenne de Sécurité Aérienne EASA et aux USA l'Administration Fédérale de l'Aviation FAA [3]. Du point de vue de la sécurité, les événements mettant en cause le bon fonctionnement du système sont caractérisés par la criticité de leur effet et leur probabilité d'occurrence. En conséquence, à titre d'exemple (voir Tableau I-1) :

- une panne ou une combinaison de pannes dont l'effet est Majeur (augmentation de la charge de travail de l'équipage) ne doit pas survenir plus fréquemment qu'une fois toutes les 10^5 heures de vol
- une panne ou une combinaison de pannes dont l'effet est Critique (potentiellement des blessés) ne doit pas survenir plus fréquemment qu'une fois toutes les 10^7 heures de vol
- aucune panne simple ne doit avoir d'effet Catastrophique (perte de l'avion)

- une combinaison de pannes dont l'effet est Catastrophique ne doit pas survenir plus fréquemment qu'une fois toutes les 10^9 heures de vol.

Probabilité de l'événement/heure de vol	Effet de la panne			
	Mineur	Majeur	Critique	Catastrophique
$>10^{-5}$				
$[10^{-5}; 10^{-7}]$				
$[10^{-7}; 10^{-9}]$				
$<10^{-9}$				

Tableau I-1 : Correspondance entre la probabilité d'occurrence d'une panne et sa criticité

I.2.2 Architecture de commandes de vol

Les exigences imposées par les autorités de navigabilité pour la certification conduisent, dans l'état actuel de l'état de l'art, à mettre en place des redondances matérielles [8]. Chez Airbus, le système CDVE utilise deux types de calculateurs. Sur l'A380, on trouve 6 calculateurs (3 calculateurs primaires appelés PRIM et 3 calculateurs secondaires appelés SEC). Un calculateur SEC agit comme une redondance d'un calculateur PRIM dans la mesure où il utilise un matériel différent et des lois de pilotage plus simples. Chaque calculateur possède deux unités A et B et chaque unité est capable de commander (voie du calculateur dite "COM") un actionneur (de réaliser l'asservissement des gouvernes) et de surveiller (voie du calculateur dite "MON") un actionneur commandé par l'autre unité.

L'architecture du système de commandes de vol de l'avion est une vue synthétique qui représente l'ensemble des gouvernes (direction, profondeur, THS, spoilers, ailerons, volets, becs), leur nombre, leur emplacement, les actionneurs correspondants, les différentes sources de puissance pour chaque actionneur (hydraulique et/ou électrique), les calculateurs qui réalisent l'asservissement en position des gouvernes et les reconfigurations du système après la détection de pannes. On a donc la possibilité de visualiser toutes les gouvernes et les calculateurs qui les pilotent.

Sur l'A380, en prenant comme exemple la gouverne de profondeur externe, on observe dans la Figure I-4 qu'elle est alimentée par une source de puissance hydraulique jaune et pilotée par les unités COM des calculateurs P2 et S2. Dans la situation où cette source de puissance tombe en panne ou en cas de détection d'une panne, la gouverne sera pilotée par l'actionneur adjacent et par les unités MON des calculateurs P1 et S1. Cette manière de faire permet au système d'avoir un haut niveau de disponibilité.

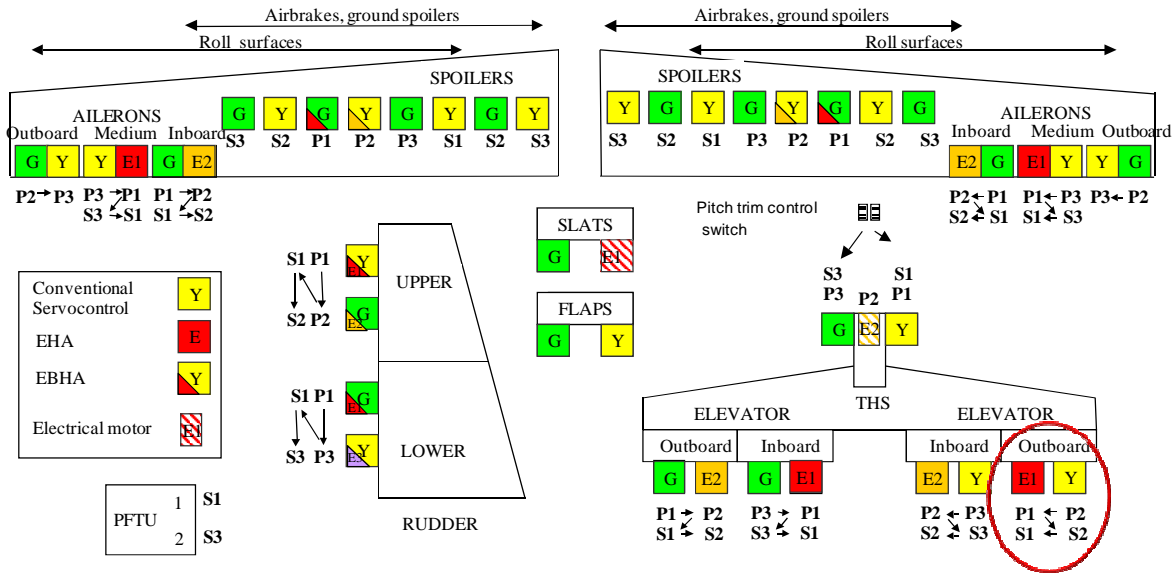


Figure I-4 : Architecture de commandes de vol de l'A380

Rappelons que la commande des gouvernes correspond à la transmission de l'ordre d'asservissement du calculateur vers les gouvernes. Le mouvement de la gouverne est assuré par un actionneur qui peut être soit en mode actif soit en mode amorti. En fonction de la famille de l'avions (A320 – SA ; A330/340 – LR ; A350 ; A380 ; A400M) et du type de gouverne, on trouve au moins deux actionneurs par gouverne (sauf pour les spoilers). Un calculateur "maître" réalise l'asservissement en envoyant un courant de commande sur l'actionneur actif (en jaune). L'autre actionneur (en rouge), associé à un deuxième calculateur "esclave", est forcé en mode amorti afin de suivre le mouvement de la gouverne sans résistance (Figure I-5).

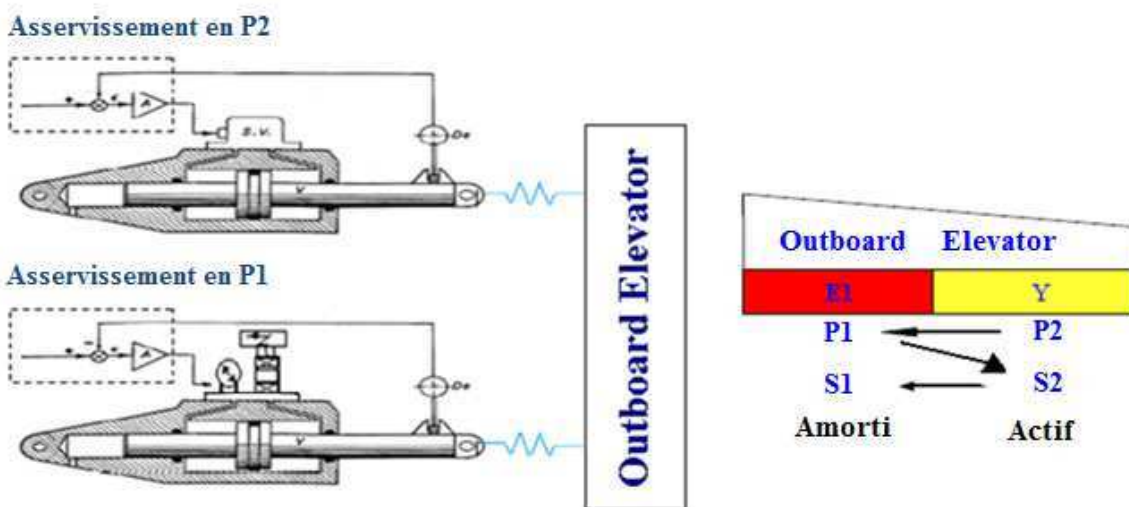


Figure I-5 : Architecture de la gouverne de profondeur externe et système de reconfiguration

Si le calculateur maître détecte, par l'intermédiaire de surveillances spécifiques, une panne, il passe l'actionneur actif en mode amorti et donne la main au calculateur esclave qui asservit le deuxième actionneur passé en mode actif. C'est ce qu'on appelle la reconfiguration du système (basée sur de la redondance matérielle) ou la gestion automatique du système après la détection et le verrouillage d'une panne. Le but est notamment d'alléger la charge de travail du pilote car cette configuration est transparente pour lui. A noter dans cet exemple que le calculateur P2 ne perd pas toutes ses fonctionnalités, mais seulement celles d'asservir l'actionneur jaune.

I.2.3 Principe d'asservissement en position des gouvernes

Comme il a été souligné dans le paragraphe précédent, les calculateurs de commandes de vol réalisent, entre autres, l'asservissement en position des gouvernes de l'avion. Les gouvernes sont actionnées par différents types d'actionneurs qui à leur tour sont asservis par les calculateurs suivant le même principe. Sur l'A380, trois différents concepts d'actionneurs sont utilisés : les servocommandes (ServoControl, S/C), les actionneurs électro-hydrostatiques (Electro-Hydrostatic Actuator, EHA) et les actionneurs hydrauliques avec secours électrique (Electrical Back-up Hydraulic Actuator, EBHA).

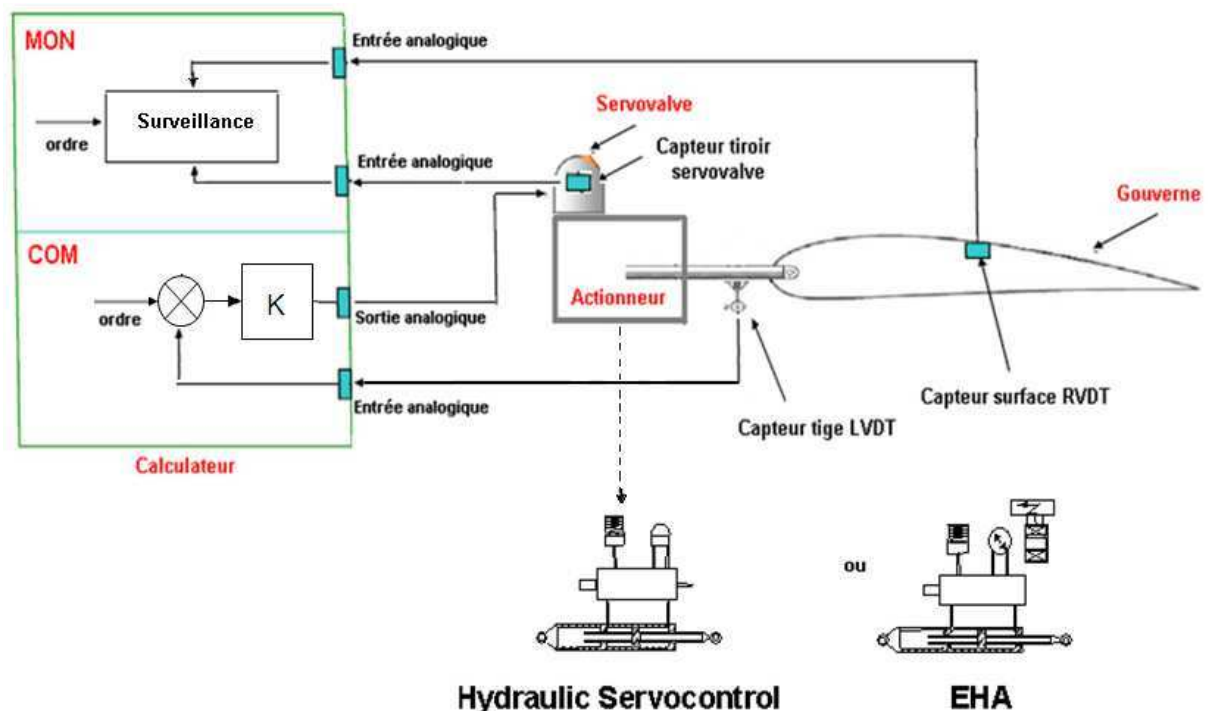


Figure I-6 : Principe d'asservissement des gouvernes

Le retour de position dans l'unité qui asservit (COM) est donné par un capteur d'élongation tige, du type LVDT (Linear Variable Differential Transducer) via une entrée analogique. La différence entre l'ordre gouverne du pilote et la position de la tige fournie par le capteur

LVDT est utilisée pour asservir l'actionneur. Cette différence est traitée par un gain (Figure I-6) et le signal résultant est converti en signal électrique (courant).

En effet, en réalité, un contrôleur Proportionnel Intégral (PI) à structure parallèle est utilisé pour chaque asservissement. La partie proportionnelle est obtenue en multipliant la différence entre l'ordre du pilote et la position de la tige, par le gain K de l'asservissement. Un premier courant est ainsi généré. La partie intégrale est représentée par un dispositif de compensation d'un biais de l'actionneur. Un second courant est obtenu par l'intégration du premier. Le courant total est la somme des deux composants. Ce courant est la consigne envoyée sur l'actionneur actif en COM, via une sortie analogique. Cela représente une commande en vitesse qui varie en fonction du courant envoyé. Pour une servocommande hydraulique classique, le courant est envoyé à une servovalve et pour un EHA, il est envoyé à un module électronique qui transforme cette consigne en commande vers un moteur électrique.

Sur certaines gouvernes (la profondeur par exemple), en fonction des besoins de surveillance et de la famille d'avions, un deuxième capteur permet de mesurer la déflexion de la gouverne. Ce capteur, situé au niveau de la gouverne, est de type RVDT (Rotary Variable Differential Transducer). Le capteur sera acquis par la voie MON via une entrée analogique et sera utilisé dans des surveillances de l'ensemble du système notamment parce qu'il fournit une mesure de position redondante.

Une servocommande est un actionneur à puissance hydraulique relié à un circuit hydraulique qui dessert plusieurs actionneurs. L'ordre en courant est envoyé sur la servovalve, qui envoie un certain débit haute pression dans une des chambres du piston. Cela entraîne un déplacement mécanique de la tige (différence de pression entre les chambres du piston), actionnant les gouvernes de contrôle.

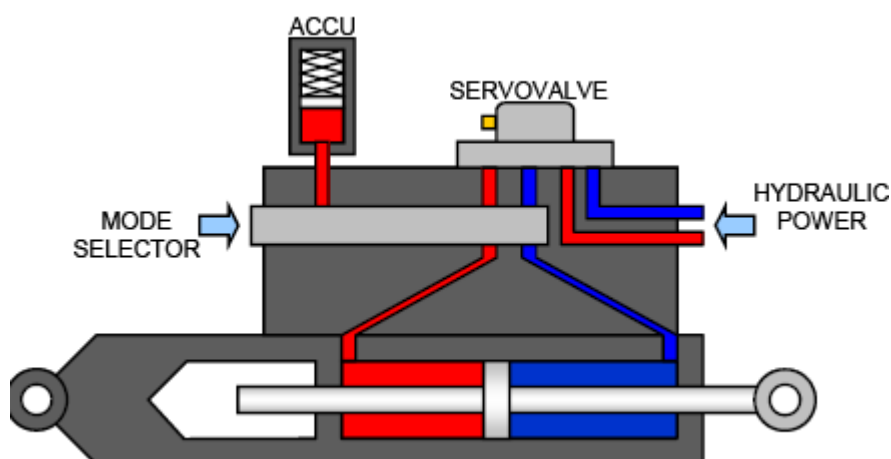


Figure I-7 : Schéma de principe d'un actionneur hydraulique

Les EHA sont nés d'une décentralisation volontaire de l'alimentation hydraulique des servocommandes [4]. Ainsi, un EHA est un actionneur à puissance électrique qui possède localement son propre réservoir d'hydraulique. Le principe de fonctionnement est similaire. Le fluide hydraulique est mis en haute pression par une pompe, elle-même commandée par un moteur électrique en fonction du courant de commande. Le déplacement de la tige entraîne le déplacement de la gouverne.

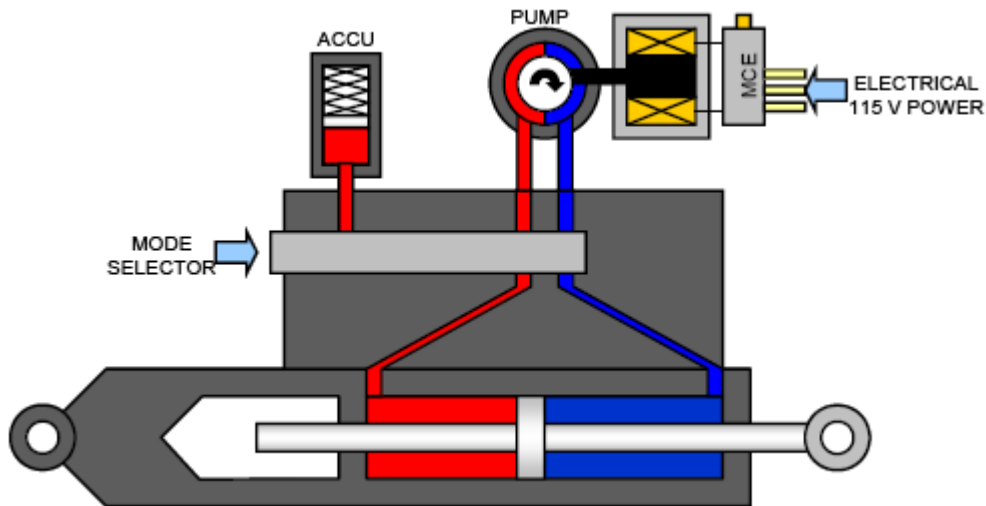


Figure I-8 : Schéma de principe d'un EHA

Les EBHA [4] sont apparus afin de proposer des solutions de redondance d'actionnement efficaces. Ainsi, un EBHA est un actionneur hybride avec la séparation des puissances électrique et hydraulique. En fonctionnement normal, le circuit hydraulique est utilisé et lorsque la puissance hydraulique est perdue, le système électrique prend le relais.

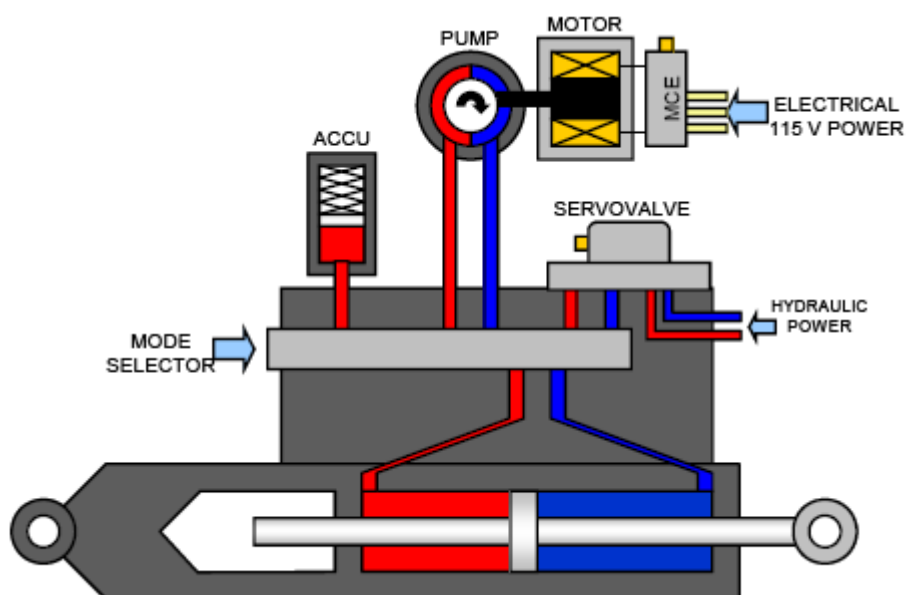


Figure I-9 : Schéma de principe d'un EBHA

Chaque actionneur est équipé de différents capteurs afin de réaliser l'asservissement et la surveillance.

I.3 Les pannes dans le système de commandes de vol

Le système de commandes de vol est un des systèmes les plus critiques à bord d'un avion car les conséquences de ses pannes peuvent être dommageables. C'est pourquoi la détection de pannes dans le système CDVE est un point important à prendre en compte dans le design de l'avion. Lorsqu'une panne survient, la probabilité de non-détection doit être inférieure à 10^{-9} par heure de vol. De plus, les méthodes de détection utilisées doivent être robustes (pas de fausses alarmes) afin de ne pas passer des actionneurs non défaillants et de dégrader ainsi la disponibilité du système.

Il existe plusieurs types de pannes du système CDVE, comme par exemple la perte d'une fonction de limitation du débattement d'une gouverne en fonction du point de vol, la perte d'une fonction d'allègement de charge (e.g. dans le cas d'une rafale de vent) ou encore la dégradation de la vitesse de débattement d'une gouverne. On peut également citer le cas des pannes oscillatoires (Oscillatory Failure Cases, OFC) [5] dont on va brièvement parler dans la section I.4.3 ci-dessous. Dans ce mémoire de thèse, nous nous intéressons à deux types particuliers de pannes survenant dans la chaîne d'asservissement en position des gouvernes (Figure I-6), entre le calculateur de commandes de vol et les surfaces de contrôle, y compris ces deux éléments. Notre étude sera principalement centrée sur la détection de pannes affectant les gouvernes de profondeur.

On appelle embarquement [8], [9], [11], un mouvement non commandé de la gouverne qui peut entraîner celle-ci jusqu'à sa butée aérodynamique ou mécanique si le phénomène n'est pas détecté à temps (Figure I-10). Du calculateur de commandes de vol à l'actionneur, on trouve différents éléments susceptibles de générer, en mode défaillant, un signal conduisant à l'embarquement de la gouverne : embarquement lié au générateur de courant émis vers la servovalve (panne de l'ordre d'asservissement COM), panne du capteur de position LVDT (par exemple, une erreur sur le capteur tige LVDT va entraîner, suite à l'asservissement, un déplacement non-désiré de la gouverne), panne de la servovalve, panne du module électrique EHA, rupture d'une pièce mécanique, ou encore un mauvais fonctionnement du calculateur de commandes de vol.

On appelle blocage de gouverne, ou grippage, ou "jamming" en anglais, la situation d'une gouverne qui reste figée à sa position courante.

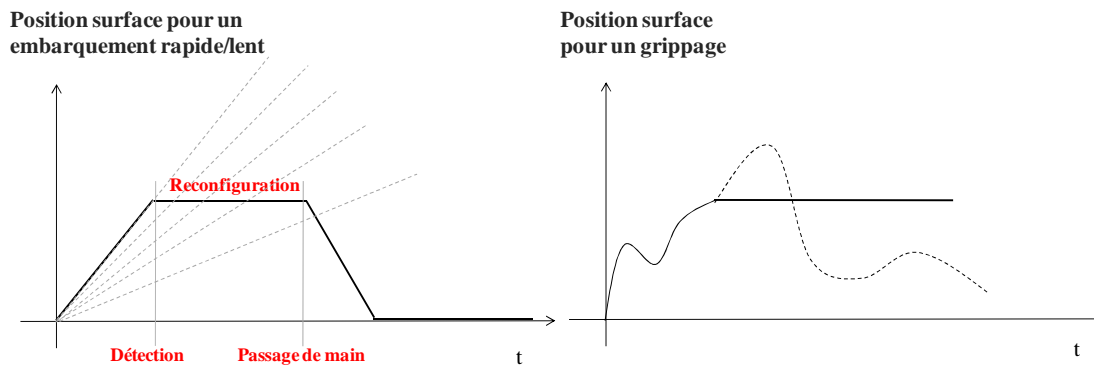


Figure I-10 : Evolution de la position de la gouverne en cas d'embarquement rapide/lent détecté et du blocage

Comme la Figure I-10 le montre, en cas d'embarquement, la position de la gouverne augmente, se stabilise au moment de la détection de la panne pendant un certain temps (reconfiguration du système) et revient ultérieurement à sa position commandée grâce à l'actionneur adjacent.

L'état de l'art industriel actuel pour la détection et le diagnostic de pannes (Fault Detection and Diagnosis, FDD) de type embarquement et blocage des gouvernes dans le système CDVE est basé sur une logique de seuil et de temps de confirmation. Une panne est détectée et le système est reconfiguré une fois qu'un signal d'erreur (calculé comme une combinaison de différents signaux acquis via des capteurs) est supérieur à un seuil pendant un certain temps de confirmation (Figure I-11).

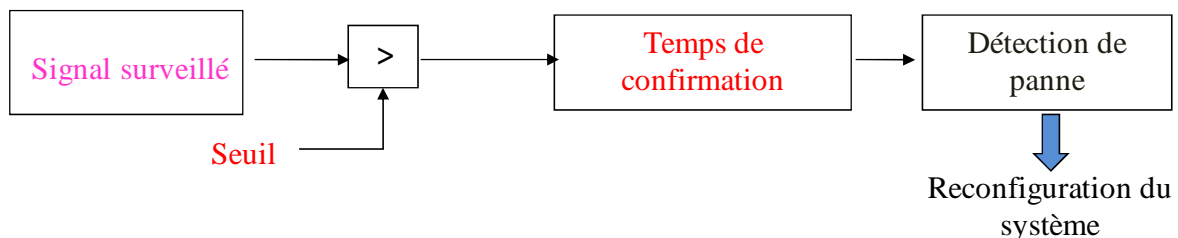


Figure I-11 : Logique des surveillances

Un embarquement peut avoir différentes dynamiques : rapide, lent. Un embarquement rapide peut être caractérisé par une erreur qui croît très rapidement. Par conséquent, un temps de confirmation faible est nécessaire. Un temps de confirmation trop important entraînerait une erreur encore plus grande. Par contre, le seuil de détection peut être grand lui aussi. Un embarquement lent se caractérise par une erreur qui croît doucement. Par conséquent, un temps de confirmation grand est possible, ce qui permet d'avoir un petit seuil de détection (sans engendrer des problèmes de robustesse).

Différentes approches sont mises en pratique afin de satisfaire les réglementations de certification au niveau de l'amplitude de l'embarquement à ne pas dépasser pour chaque

gouverne. Ces contraintes peuvent être très sévères en fonction de la gouverne considérée, surtout dans le cas des gouvernes de profondeur et de direction. Comme nous l'avons souligné précédemment, le seuil et le temps de confirmation conditionnent les performances des surveillances. En réglant le seuil, un compromis doit être fait entre la probabilité de fausse alarme et la probabilité de non-détection. En effet, un petit seuil présente le risque de fausse alarme et pour un seuil plus important, les pannes avec une faible amplitude peuvent rester non-détectées.

Concernant le grippage, il est important de préciser la difficulté de détecter, avec les méthodes actuelles de surveillance, une gouverne bloquée autour de 0°. Les approches existantes permettent la détection des surfaces bloquées à une amplitude supérieure à un certain seuil.

I.4 Etat de l'art sur les méthodes de détection de pannes chez Airbus

Sachant qu'il n'y a pas de méthode de surveillance d'asservissement parfaite pour satisfaire toutes les contraintes et applicable dans toutes les situations, plusieurs approches de surveillance sont utilisées au sein d'Airbus (en fonction du type de panne à détecter, de l'unité du calculateur où la surveillance est effectuée, du temps de confirmation, du seuil, du type d'actionneur, des parties affectées,...). On peut donc parler d'une multiplicité de surveillances, chacune ayant une couverture particulière. Le principe général des surveillances des boucles d'asservissement à base de redondance matérielle est décrit dans [7], [8].

Comme expliqué dans le paragraphe I.3, l'état de l'art actuel pour la détection de pannes dans le système CDVE consiste dans la génération d'un signal d'erreur appelé résidu, suivie par une prise de décision. Le signal d'erreur est calculé différemment en fonction du type de panne à détecter, de la méthode de surveillance appliquée et de la famille d'avions. Les valeurs du seuil et du temps de confirmation changent également en fonction des contraintes imposées, tout en respectant la robustesse.

I.4.1 Surveillance d'embarquement des gouvernes

Dans le cas de l'embarquement [9], le signal d'erreur est généré par la comparaison d'un courant d'asservissement théorique $i_{théorique}$, élaboré généralement en MON, avec une information issue de la mécanisation dans l'actionneur de $i_{réel}$, généralement réalisée en COM. Cette dernière information représentative du courant d'asservissement réellement appliqué sur l'actionneur est généralement acquise en MON. Ce principe de surveillance est typiquement représentatif de l'exploitation des informations redondantes. Bien que le courant

théorique soit très simplement établi, on peut tout de même parler d'une approche à base de modèle.

Génération du signal d'erreur

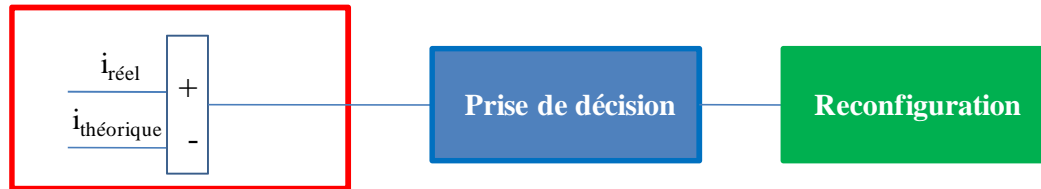


Figure I-12 : Concept général de la surveillance d'embarquement

Afin de mesurer la bonne application de la mécanisation dans l'actionneur de la commande issue du calculateur, un capteur est ajouté à l'actionneur. Pour une servocommande hydraulique classique, il s'agit d'un capteur positionné au niveau du tiroir distributeur de la servovalve et pour un EHA, il s'agit d'un capteur situé au niveau du moteur électrique. Le capteur mesure donc une image de la commande envoyée par l'unité COM. Cette mesure est directement comparable avec le courant calculé en MON. Un signal d'erreur ε est ainsi élaboré :

$$\varepsilon = |i_{théorique} - i_{réel}| \quad (1)$$

Le courant théorique MON est calculé à l'identique du courant COM. Il représente le produit entre le gain d'asservissement K et la différence entre l'ordre gouverne du pilote en MON u_{MON} et la position de la gouverne x_{MON} acquise en MON via le capteur de position (I.2.3) :

$$i_{théorique} = K(u_{MON} - x_{MON}) \quad (2)$$

L'ordre gouverne est généralement limité en vitesse et en position aux valeurs maximales opérationnelles de l'actionneur pour rendre la surveillance d'autant plus robuste. La position est en général elle aussi limitée aux valeurs maximales opérationnelles.

Si la valeur absolue de l'écart entre le courant théorique et le courant réel dépasse au moins un seuil positif pendant au moins un temps de confirmation, alors une panne d'embarquement est détectée, l'asservissement concerné est passivé et le système est reconfiguré (Figure I-13). Une condition d'activation de la surveillance est également appliquée. Cette condition dépend étroitement de l'état du système et de l'actionneur surveillé. Le résultat de la détection est généralement verrouillé, ce qui signifie que la panne est définitivement passivée jusqu'à la fin de la mission. L'action de passiver consiste à limiter ou à stopper l'effet de la panne, à éviter sa propagation.

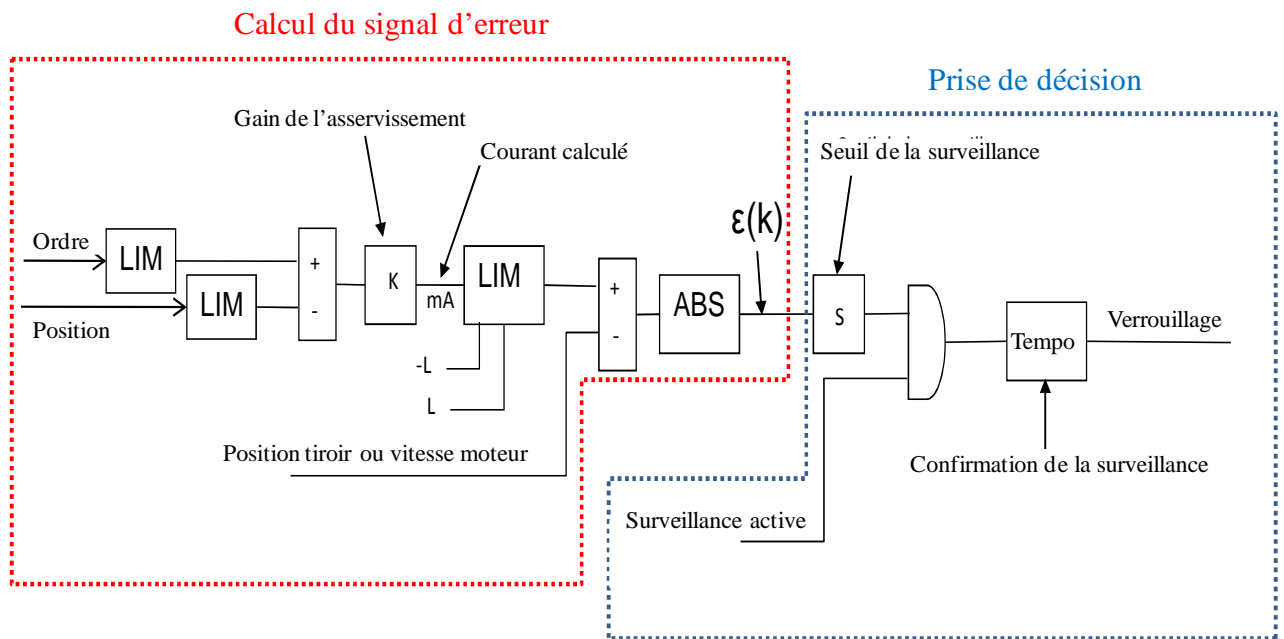


Figure I-13 : Schéma détaillé de la surveillance d'embarquement

Le seuil et le temps de confirmation peuvent être fixes ou variables en fonction des conditions externes ou internes influentes (les conditions de vol par exemple). La temporisation est réglée en prenant en compte le seuil afin que le débattement maximum autorisé de la gouverne soit respecté. Le couple {seuil/temps de confirmation} propre à chaque méthode de surveillance est calculé d'une part afin d'être robuste aux erreurs statiques (la précision du générateur de courant, la précision de mesure des capteurs, la précision de chaque acquisition, etc.) et/ou dynamiques (les asynchronismes entre les voies COM et MON car chaque voie possède sa propre horloge, le retard entre l'acquisition physique des informations et leur utilisation software, etc.) et d'autre part afin de permettre d'atteindre les objectifs assignés à la surveillance.

Il est essentiel de préciser que la présente méthodologie de surveillance assure une détection robuste de l'ensemble des pannes d'embarquement affectant un actionneur: embarquement dû à un ordre gouverne erroné en COM, à une erreur du générateur de courant COM vers la servovalve, à une erreur sur l'acquisition de la position capteur tige, au tiroir servovalve cassé ou bloqué, etc...

I.4.2 Surveillance de grippage des gouvernes

Dans le cas du grippage [10] le résidu ε représente la différence entre la valeur absolue de l'erreur d'asservissement et la valeur absolue de l'ordre d'asservissement (l'ordre du pilote interprété par les lois de pilotage). Le résidu peut être formé à l'aide de n'importe quelle information de l'ordre et de position disponible dans le calculateur. Toutefois, dans la plupart

des cas, la surveillance utilise l'erreur d'asservissement en MON, calculée comme la différence entre l'ordre du pilote u_{MON} et la position de la gouverne x_{MON} acquise en MON via le capteur RVDT :

$$\mathcal{E} = |u_{MON} - x_{MON}| - |u_{MON}| \quad (3)$$

Les notions de seuil, de temps de confirmation et d'activation de la surveillance restent valables et varient d'une famille d'avions à une autre et d'une gouverne à une autre. Comme dans le cas de l'embarquement, une fois une panne de blocage détectée, l'asservissement concerné est passivé et le résultat de la détection est généralement verrouillé.

I.4.3 Surveillance des pannes oscillatoires

Comme il a été souligné dans la section I.3, un autre type important de panne pouvant survenir dans le système CDVE, correspond à la classe des pannes oscillatoires. Bien qu'elles n'entrent pas dans le cadre de nos travaux, nous allons les présenter brièvement dans ce paragraphe. Les pannes oscillatoires sont des oscillations des gouvernes dues à des défaillances et ayant des conséquences sur les charges structurales de l'avion [5], [51]. L'objectif est de détecter dans la chaîne d'asservissement, des pannes oscillatoires au-delà d'une amplitude minimale donnée, en un nombre donné de périodes. À notre connaissance, c'est le constructeur Airbus qui, pour la première fois en aéronautique civile, a équipé un des avions de sa gamme (le programme A380) d'une stratégie de détection à base de modèle sur l'ensemble des gouvernes primaires, fournissant une couverture complète des pannes oscillatoires [5]. La méthodologie consiste à comparer le fonctionnement réel du système avec le fonctionnement modélisé d'un actionneur en absence de pannes, afin de conclure sur l'existence d'un dysfonctionnement.

On teste donc la cohérence entre le comportement estimé et le comportement de référence du système. En effet, un résidu est généré comme étant la différence entre la position mesurée de la gouverne (ou de la tige de la servocommande associée) et une position estimée par le modèle comportemental de la gouverne couplée à l'actionneur. Le modèle est excité en entrée par l'ordre gouverne du pilote qui est non défaillant, car il est surveillé et validé en amont. En fonctionnement nominal, le résidu est un signal de faible puissance, essentiellement dû aux erreurs de modélisation et aux bruits de mesure. Lorsqu'une panne survient dans la boucle d'asservissement, elle ne sera pas modélisée et son effet apparaîtra sur le résidu. Afin d'optimiser l'étape d'évaluation du résidu, celui-ci est filtré pour établir un découpage en sous-bandes, correspondant à des objectifs de détection variables suivant la fréquence et permettant d'optimiser la détection des oscillations. Une panne est détectée lorsque l'amplitude de l'oscillation de la gouverne sur le résidu dépasse un certain seuil pendant un certain nombre de cycles (Figure I-14).

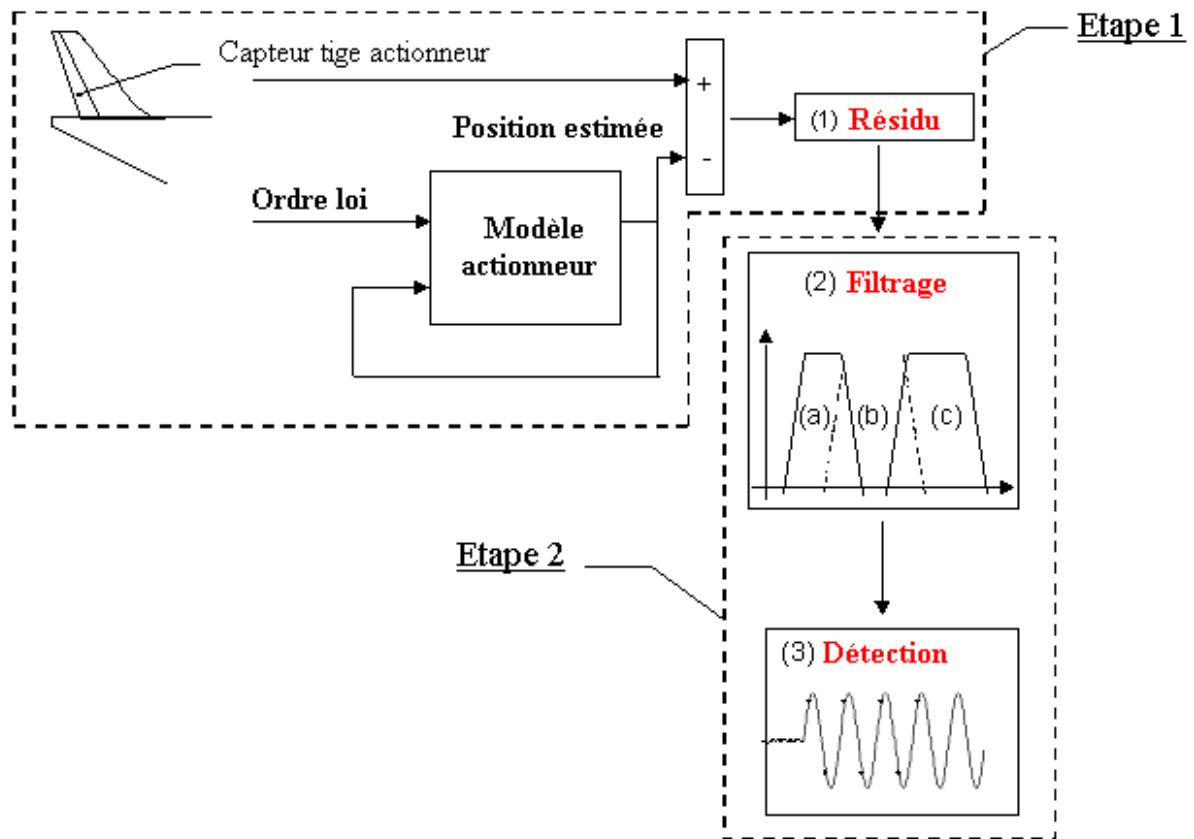


Figure I-14 : Détection de pannes oscillatoires

Il est à noter que plusieurs études ont été effectuées récemment visant à améliorer les techniques de détection de pannes oscillatoires. Le lecteur intéressé pourra se référer par exemple à [13], [75], [114], [115].

I.5 Besoin d'amélioration pour les avions futurs

L'utilisation des CDVE a apporté de multiples bénéfices comme la protection du domaine de vol, l'allégement de la charge de travail des pilotes, une maintenance optimisée mais également une importante réduction de la masse de l'avion, ayant comme conséquence directe une diminution du coût et de la consommation de carburant, accompagnée d'un impact sur l'environnement. Un autre gain important de masse est réalisé par l'introduction des EHA sur l'A380 [4]. Un circuit hydraulique sur les trois normalement présents a été supprimé. On notera également l'utilisation des matériaux plus légers (comme le carbone) pour la structure de l'avion.

Plusieurs solutions ont donc été apportées dans le domaine de l'aéronautique civile afin de réduire la masse de l'aéronef et de développer ainsi un avion plus écologique, avec une empreinte environnementale réduite et plus efficace du point de vue énergétique. Mais cette

amélioration globale de l'avion se traduit par des exigences de charge de plus en plus sévères. Dans le cadre de l'optimisation du design structural de l'avion futur, l'utilisation des approches de détection et de diagnostic à base de redondance matérielle [7], [8], devient donc problématique. En effet, sa généralisation pour couvrir des besoins de plus en plus sévères, engendrerait des augmentations de masses antagonistes avec les objectifs d'éco-efficience mentionnés ci-dessus. Bien que les techniques actuelles de surveillance (voir I.4) assurent une parfaite couverture des pannes recherchées, le développement de méthodes de détection avancées et à base de modèle [14], [15], [16], [17], [18], [19], s'avère donc nécessaire pour limiter l'impact des pannes sur la structure de l'avion.

L'embarquement et le blocage d'une gouverne, en fonction du point de vol de l'avion, peuvent avoir des conséquences sur le guidage de l'avion, sur le dimensionnement de sa structure ainsi que sur ses performances. On sait qu'une anomalie de type embarquement par exemple, a pour effet d'engendrer des charges importantes sur la structure de l'aéronef. Il peut être donc nécessaire de détecter cette anomalie très rapidement, c'est-à-dire avant que la position de la gouverne ne soit trop importante. En effet, l'avion est conçu pour absorber une certaine enveloppe de charge (dimensionnée hors panne) [6] et il faut garantir, grâce à des surveillances adaptées, la préservation de cette enveloppe. Si cela ne peut pas être garanti, il faut renforcer la structure de l'avion, c'est-à-dire l'alourdir, au détriment de sa consommation, de son impact environnemental.

Pour éviter les conséquences néfastes des pannes au niveau de l'avion, les travaux présentés dans cette thèse ont pour objectif de détecter et de passiver rapidement tous les types d'embarquements de surface (i.e. tous les profils dynamiques) et les surfaces bloquées à n'importe quelle position, quelle que soit l'origine de la panne. Ainsi, en améliorant les performances actuelles des méthodes de détection, les charges structurales engendrées par les pannes seront moins importantes, il sera donc possible de réduire l'enveloppe de charge de l'aéronef. Cela se traduirait par un gain de poids de l'appareil, une diminution de son coût, de la consommation de carburant et la possibilité de choisir des matériaux plus légers pour la fabrication de l'avion. Notons qu'une amélioration de la détection précoce de l'embarquement et du grippage, tout en maintenant le niveau actuel de robustesse, pourrait être envisagée par l'ajout d'autres capteurs par exemple. Cependant, le recours à des équipements supplémentaires aurait un impact négatif sur le poids de l'avion, sur son coût et sur ses performances. Les approches avancées de surveillance à base de modèle apparaissent donc comme une alternative pertinente pour pallier les inconvénients précédemment mentionnés et pour optimiser ainsi le design structural de l'avion.

En conséquence, dans le cadre de l'optimisation globale de l'avion futur et pour continuer à satisfaire les exigences de navigabilité pour la certification de l'avion [3] (concernant les charges maximales admises pendant le vol), l'amélioration des méthodes existantes et le développement de nouvelles approches de surveillance s'imposent, afin de diminuer les niveaux d'embarquement détectables et le temps de détection. La réduction de la valeur maximale atteinte par la gouverne lors d'un embarquement pourrait par exemple être réalisée

par la diminution du seuil et/ou du temps de confirmation de la surveillance dédiée à ce type de panne.

I.6 Contraintes industrielles

Le système de commandes de vol est un système temps-réel embarqué. Il doit donc satisfaire non seulement des exigences temps-réel très strictes, mais également des performances opérationnelles et de sécurité très élevées (une probabilité de non-détection et de fausse alarme très faible). Concrètement, cela signifie qu'il faut être capable de développer de nouvelles méthodes permettant d'obtenir de meilleures performances de détection de pannes, tout en gardant une excellente robustesse afin de ne pas dégrader la disponibilité des commandes de vol.

Les systèmes avioniques se basent sur des fonctions de plus en plus nombreuses et complexes. Cela introduit un accroissement des besoins en capacité de calcul. Cependant, les ressources du calculateur sont limitées et ses capacités de calcul sont faibles par rapport à d'autres applications non critiques (le multimédia par exemple). Il est donc essentiel de développer des approches ayant un coût calculatoire réduit.

Un autre paramètre important à prendre en compte dans le cadre de l'optimisation du design structural de l'aéronef est l'impact des méthodologies de détection de pannes sur la masse et le coût de l'avion. Autrement dit, l'objectif est d'envisager des algorithmes qui utilisent des sources d'information déjà présentes dans le calculateur de commandes de vol et donc qui ne nécessitent pas l'ajout de capteurs supplémentaires.

Afin de simplifier le processus de validation et l'utilisation des méthodes par des ingénieurs et des opérateurs non-spécialistes et non familiarisés avec les approches innovantes de détection et de diagnostic, les techniques mises en place doivent être simples et facilement réglables, avec un nombre réduit de paramètres en entrée. La simplicité est également cruciale pour faciliter la procédure de certification des algorithmes.

Un autre souci majeur dans le développement de nouvelles approches est d'assurer une certaine portabilité, c'est-à-dire d'avoir la possibilité d'utiliser un algorithme avec des paramètres adéquats, sur tous les types de gouvernes et sur différentes familles d'avions, sans avoir besoin d'apporter des adaptations majeures. Par exemple, la signification physique des paramètres des approches développées pourrait faciliter l'adaptation des méthodes d'une gouverne à une autre ou d'un avion à un autre.

Le logiciel du calculateur de commandes de vol est spécifié grâce à un langage graphique dédié. Pour le codage, les méthodes proposées doivent donc satisfaire aux contraintes d'un outil certes certifié, mais relativement simple et ne permettant pas d'implémenter aisément

des fonctions complexes. Afin de traduire chaque partie de la spécification en code embarquable, l'outil comporte un nombre limité de symboles. Peu de blocs-fonctions complexes sont disponibles, mais plutôt des blocs élémentaires (addition, multiplication, filtrage, intégration...). Par exemple, le calcul matriciel, vectoriel, ou l'ensemble des branches conditionnelles ne sont pas facilement gérés par l'outil. Une boucle algorithmique de type *for* dont la dimension est variable n'est pas implémentable aisément, il faudra donc prévoir le cas dimensionnant qui sera celui du nombre maximum d'itérations souhaité et dupliquer chacune des itérations (voir Figure I-15). En conséquence, chaque partie plus ou moins complexe d'un algorithme doit être réduite à une combinaison d'opérations de bas niveau. Cela peut augmenter considérablement le nombre de blocs élémentaires à utiliser pour retranscrire le code Matlab. Il faut donc être astucieux afin de diminuer au maximum le nombre de blocs.

Une attention particulière est également portée à la convergence et à la stabilité des solutions proposées et également au comportement des algorithmes suite à des resets calculateurs.

Enfin, pour l'implantation dans le calculateur de commandes de vol, les approches doivent être compatibles avec l'architecture existante et dans un premier temps préserver le plus possible la structure des méthodes de surveillance actuellement utilisées par Airbus.

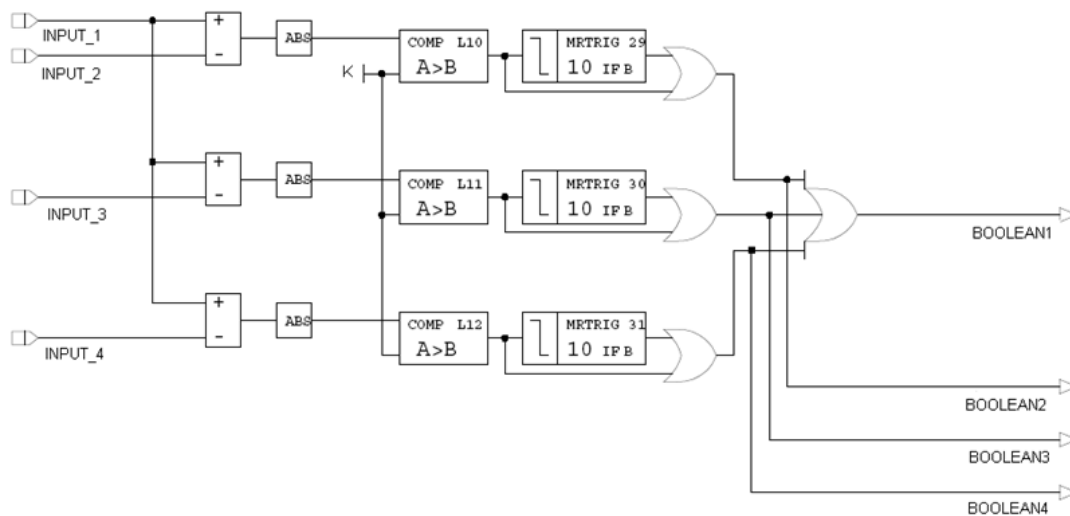


Figure I-15 : Exemple de spécification fonctionnelle

I.7 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons d'abord présenté le rôle, l'évolution et l'architecture du système CDVE, ainsi que des généralités concernant les principes d'asservissement en position des gouvernes utilisés par Airbus. Nous nous sommes ensuite intéressés à deux types particuliers de pannes dans le système de commandes de vol, pouvant générer des charges structurales importantes. La détection précoce et robuste de ces pannes, dites d'embarquement

et de grippage des gouvernes est un aspect important dans le cadre de l'optimisation du design structural de l'avion futur. L'état de l'art des méthodes actuellement utilisées au sein d'Airbus pour détecter ces pannes a été brièvement dressé. Il s'agit de techniques à base de redondance matérielle. Plus précisément, un signal d'erreur est construit comme une combinaison de différents signaux acquis via des capteurs dédiés et une logique à base de seuil et de temps de confirmation est ensuite appliquée. Les contraintes industrielles très strictes à satisfaire lors du développement de nouvelles approches de détection ont également été identifiées. Il s'agit d'exigences concernant le temps de calcul, l'implantation et le codage, mais aussi les performances en détection et la robustesse. L'amélioration des méthodes existantes à l'aide des stratégies à base de modèle, tout en gardant, dans un premier temps la structure des surveillances actuellement en place, est un objectif majeur de cette thèse. C'est dans ce cadre que les travaux présentés dans le prochain chapitre vont se situer.

Chapitre II – Amélioration des tâches des surveillances d'embarquement et de grippage via une technique à base de modèle

II.1 Introduction

Ce chapitre a pour objet de proposer une solution à base de modèle permettant d'améliorer les techniques de surveillance actuellement utilisées par Airbus pour la détection de l'embarquement et du blocage des gouvernes de profondeur. Comme nous l'avons souligné au Chapitre I, plusieurs techniques de surveillance, à base de seuil et de temps de confirmation, faisant appel à la redondance matérielle (voies COM/MON...) et à la dissimilarité (capteurs LVDT/RVDT...), sont actuellement utilisées au sein d'Airbus. La reconfiguration du système est également basée sur la redondance matérielle (calculateur maître/esclave, actionneur actif/passif). Bien que les techniques actuelles assurent une parfaite couverture des pannes recherchées, l'amélioration de ces méthodes est un enjeu majeur pour concevoir des avions plus légers, donc plus performants (voir Chapitre I).

Le cahier des charges spécifié par Airbus au démarrage de mes travaux consistait à rechercher et valider des techniques à base de modèle, susceptibles de diminuer les valeurs maximales atteintes en cas d'embarquement et de détecter les blocages à faibles amplitudes, tout en conservant un haut niveau de robustesse. L'amélioration de ces performances en détection contribue à l'optimisation du design structural de l'avion, ce qui conduit à de meilleures performances en termes de consommation, de rayon d'action et d'impact environnemental de l'aéronef. Cette démarche s'inscrit donc dans le cadre des efforts du constructeur Airbus pour développer des avions plus "verts" et pour garantir un transport aérien plus éco-efficace, en répondant ainsi aux exigences de la société, tout en produisant une valeur économique.

La démarche proposée dans ce chapitre respecte les spécifications de performance en détection et de robustesse, et satisfait en même temps les contraintes industrielles, notamment en termes d'embarquabilité (codage, coût calculatoire, implantation...). De plus, la technique est facilement intégrable au sein de l'architecture actuelle des surveillances industrielles présentées au Chapitre I. La solution présentée dans ce chapitre est basée sur un filtre de Kalman dédié et présente plusieurs caractéristiques importantes qui ont motivé ce choix. En premier lieu, pour les embarquements, la synthèse de ce filtre est principalement basée sur un modèle de défaillance que l'on cherche à détecter, et non pas sur un modèle dynamique du système, c'est-à-dire de l'actionneur chargé de mouvoir la surface de contrôle et de la boucle de commande associée. De ce fait, le filtre est indépendant des variations paramétriques du processus générateur. La première conséquence est de pouvoir réduire les campagnes de Monte Carlo pour sa validation. Ensuite, ceci allège de manière significative la charge de

calcul embarquée, ce qui est un avantage important pour l'implantation de la méthode dans le calculateur CDVE où la puissance de calcul dédiée aux tâches de surveillance est limitée. Enfin, la portabilité de l'approche est grandement facilitée et on pourrait envisager son application sur différents modèles d'actionneurs, différents gouvernes ou la généralisation à d'autres familles d'avions. Un autre problème important et souvent sous-estimé dans la littérature académique est le réglage systématique des paramètres de haut niveau (paramètres de réglage ou hyper-paramètres) du filtre de détection pour atteindre le meilleur compromis sensibilité/robustesse. Ce problème conditionne souvent la diffusion d'une nouvelle technique vers le monde industriel. Deux procédures d'optimisation seront présentées pour trouver le meilleur réglage de ces paramètres.

La première partie de ce chapitre sera consacrée à rappeler rapidement les concepts de base liés au diagnostic à base de modèle. Cette partie motivera les choix qui seront faits dans la deuxième partie. En particulier, nous montrerons que la gestion pratique des contraintes de sensibilité et de robustesse est un point clé qui réduit l'applicabilité, à l'heure actuelle, de certaines méthodes de diagnostic à base de modèle au système CDVE. Nous argumenterons ensuite que le filtrage de Kalman fournit un cadre adéquat, s'il est associé à une procédure de réglage systématique, afin de satisfaire à la fois les contraintes de sensibilité en détection et celles de robustesse. La seconde partie sera consacrée au développement et au réglage d'un filtre de Kalman dédié à la détection d'un embarquement et d'un blocage de gouverne. Les résultats de simulation obtenus à l'aide d'un jeu de données réelles (enregistrées en vol) et d'un benchmark représentatif de l'avion [12], confirmeront l'intérêt de la technique proposée. Ces simulations permettront d'apprécier le potentiel des modifications apportées aux méthodes de surveillance actuellement en place. Une seconde étape de vérification et validation sera présentée dans le Chapitre IV, où l'approche développée sera codée dans le calculateur CDVE et testée sur le banc d'essais d'Airbus et en vol. C'est une phase indispensable pour toute intégration des méthodes développées au sein des futurs programmes.

Les travaux présentés dans ce chapitre ont donné lieu à deux brevets [9], [10] et ont été diffusés via une publication [93] et deux communications internationales [20], [21].

II.2 Diagnostic de défauts à base de modèle

De façon générale, le diagnostic ou la surveillance à base de modèle fait appel à la redondance analytique, c'est-à-dire à l'exploitation des relations entre les grandeurs mesurées et estimées. Les termes "défaut", "panne" ou "défaillance" sont souvent utilisés pour faire référence à tout phénomène anormal affectant le comportement du système surveillé, qui peut être d'origine externe (lié à l'environnement dans lequel le système évolue) ou interne (lié à la modification des caractéristiques d'une ou plusieurs composantes du système) [24]. Tout au long de ce manuscrit, nous utiliserons, par abus de langage, les terminologies "défaut" ou "défaillance" pour désigner toute déviation inadmissible de son comportement habituel, d'au moins une

propriété ou d'un paramètre du système surveillé [24], [25]. Un "modèle" fait souvent référence à l'utilisation des relations statiques et dynamiques entre les variables et les paramètres d'un système afin de décrire son comportement du point de vue mathématique et quantitatif (hard computing). Notons que ces modèles peuvent être à base d'apprentissage ou de nature connexionniste (soft computing) [92].

De nombreuses méthodes de diagnostic ont été proposées dans la littérature et une revue de celles-ci peut être obtenue via par exemple les ouvrages de référence [22], [14], [27], [15], et les articles de synthèse récents [24], [26], [28]. Depuis les premiers filtres détecteurs publiés au début des années soixante-dix [40], [94], ce champ scientifique a fait l'objet de beaucoup de développements en termes de synthèse des filtres de diagnostic, intégrant des spécifications de performance et des contraintes de robustesse, et également en termes de modèles utilisés pour la synthèse. Pour les systèmes aéronautiques et aérospatiaux, le lecteur intéressé pourra par exemple se référer à une publication récente d'A. Zolghadri [19], pour une revue des méthodes de diagnostic à base de modèle.

Les techniques analytiques développées en diagnostic à base de modèle ont atteint aujourd'hui un degré de maturité suffisant au plan méthodologique [23], [44], [45], [46]. Cependant, à l'heure actuelle on ne peut pas parler d'une véritable percée de ce type d'approche dans le milieu industriel et notamment dans l'aéronautique. Une analyse des différentes raisons à l'origine de ce "gap" est donnée dans [19]. Les techniques à base de modèle ne doivent pas être perçues comme des solutions de remplacement de la redondance matérielle largement répandue dans l'industrie, mais comme un supplément utile et puissant [30]. Ainsi, le juste équilibre entre les méthodes conventionnelles, actuellement en place et les méthodologies avancées à base de modèle pourrait être la bonne solution dans un grand nombre d'applications, si ces dernières sont implantées de manière à exploiter convenablement la redondance matérielle. C'est dans cet esprit que se situent nos travaux de thèse. La littérature associée à ce thème étant abondante, nous avons fait le choix de rappeler très rapidement les concepts de base et de mettre ensuite l'accent dans ce chapitre sur notre travail personnel.

II.2.1 Concept de base

La démarche générale consiste à estimer (ou reconstruire) les variables internes et/ou externes dont la déviation en dehors d'une plage de référence est révélatrice de l'apparition d'un phénomène anormal. Le fonctionnement estimé est comparé à un fonctionnement de référence, attendu en l'absence de pannes. La comparaison peut être effectuée dans l'espace des variables externes (sorties), ou dans l'espace décrivant l'état interne (états/paramètres) du système. Un signal indicateur (résidu) est ainsi généré. Les signaux indicateurs sont ensuite structurés et traités par des tests de décision de façon à fournir les indicateurs de diagnostic.

La détection de défauts basée sur l'utilisation de modèles peut donc être divisée en deux étapes principales : la génération de résidus (propre à la méthode utilisée) et la prise de décision qui génère un ensemble de décisions booléennes sur la présence de défauts (Figure II-1).

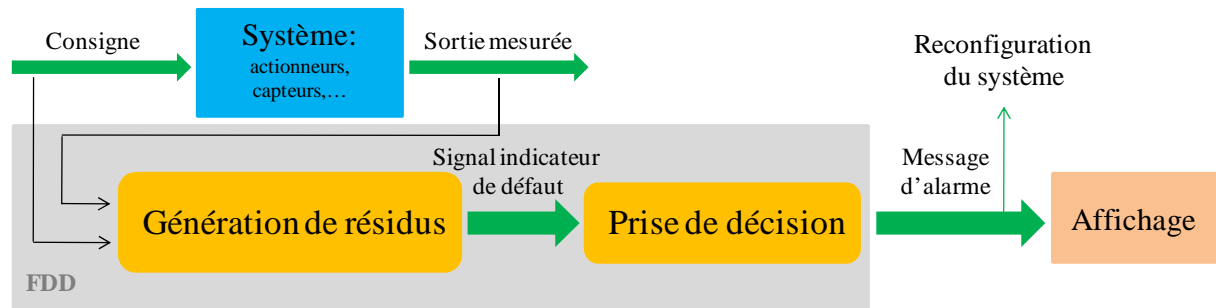


Figure II-1 : Architecture générale de la détection de défauts à base de modèle

La phase de génération de résidus peut correspondre à un estimateur de défauts, où les défauts recherchés sont directement reconstruits. Voir par exemple [74], [75].

Afin d'estimer, de façon complète ou partielle, les variables internes et externes du système à surveiller, on est amené à appliquer des techniques d'estimation et de filtrage. Si on s'intéresse aux sorties estimées, la démarche consiste généralement à former des résidus définis par la différence entre les sorties mesurées et les sorties estimées. Dans ce contexte, la valeur moyenne des résidus doit être proche de zéro en fonctionnement normal et s'en écarter lors de l'apparition des défauts auxquels ceux-ci ont été rendus sensibles. Les signaux indicateurs sont ensuite traités par un test de décision de façon à fournir le message d'alarme. Le test de décision peut être une simple logique à base de seuil (fixe ou adaptatif) ou un mécanisme plus complexe. Il s'agit par exemple des tests statistiques comme le test séquentiel de Wald, de Pearson, ou du CUSUM [29], [31]. Si l'on s'intéresse à la surveillance des variables internes, il existe des tests de cohérence dans l'espace paramétrique ou dans l'espace d'état pour conclure sur un changement abrupt du paramètre surveillé lors de l'apparition d'un défaut. Un exemple de test de décision qui sera détaillé et appliqué au Chapitre III est le test dit "RC2" (deux régions de confiance) [32], [33]. Un autre test de détection de changements internes qui repose sur le suivi de l'évolution d'une distance dans l'espace paramétrique est le test de Chi-deux. Les tests dans l'espace paramétrique feront l'objet d'une étude détaillée au chapitre suivant.

II.2.2 Approches par observateurs

Une technique très populaire pour la génération de résidus repose sur la synthèse d'observateurs pour la reconstruction complète ou partielle des sorties du système [14], [22], [34], [35], [36]. Pour ce faire, on utilise un modèle qui décrit le comportement dynamique du

système en fonctionnement normal. Le résidu est formé par l'erreur d'estimation qui correspond à la différence entre les sorties mesurées et les sorties estimées (pas affectées par la panne). L'effet d'une défaillance se manifeste par un changement de comportement du résidu. L'observateur est un modèle parallèle au système avec une contre réaction qui pondère l'écart des sorties. Il est à noter que l'approche par projection dans l'espace de parité est un cas particulier d'un observateur de diagnostic.

De prime abord, les méthodes à base d'observateurs apparaissent comme une solution attractive de surveillance lorsque l'on dispose d'un modèle qui représente le comportement du système à surveiller. En aéronautique, les connaissances en mécanique du vol fournissent des modèles de connaissance, souvent non-linéaires, qui représentent bien le comportement dynamique des avions. Cependant, dans le cas général, la synthèse d'un observateur de diagnostic à base de modèles non-linéaires ou variant dans le temps pose encore bien des difficultés méthodologiques en termes de stabilité (bornitude des trajectoires) et de propriétés de convergence. Lorsque les gains d'observation sont supposés constants, une méthode est développée dans [13] pour détecter de façon précoce, les pannes oscillatoires pouvant survenir au sein du système CDVE. Ceci dit, de manière générale, pour les observateurs non-linéaires, ces propriétés sont souvent prouvées pour des classes particulières de non-linéarités, et ne sont garanties que localement. Cela vient du fait que souvent il est nécessaire d'employer des transformations (variant ou invariant dans le temps) afin de pouvoir utiliser les outils d'analyse et de synthèse linéaires. Notons également que les gains d'un tel observateur, qui jouent un rôle important dans la génération de résidus, sont souvent délicats à régler pour respecter les spécifications d'un cahier des charges en surveillance.

II.2.3 Robustesse et sensibilité d'un système de diagnostic

La robustesse et la sensibilité des filtres de diagnostic ont fait l'objet d'un nombre important de travaux [14], [22], [29], [38], [53], [54], [55]. En effet, un filtre de détection doit être synthétisé afin d'offrir un compromis acceptable entre ces objectifs contradictoires, de manière à assurer des taux de fausse alarme (déclenchement intempestif d'alarme en l'absence de défaut) et de non-détection (absence d'alarme à l'apparition d'un défaut) les plus faibles possibles (idéalement zéro). Les résidus doivent être sensibles à tout phénomène dont l'effet peut être interprété comme un défaut agissant sur le système. La sensibilité peut caractériser par exemple, l'aptitude du système à détecter les défauts d'une certaine amplitude en présence des perturbations. D'autre part, les résidus doivent être robustes, c'est-à-dire générés de manière à ne pas déclencher de fausses alarmes suite à des variations internes jugées normales ou suite à des perturbations externes venant de l'environnement dans lequel le système est amené à fonctionner. En d'autres termes, les résidus $r(t)$ doivent être sensibles à un ou plusieurs défauts $f(t)$ du système surveillé, tout en minimisant le retard à la détection et en restant en même temps insensibles aux bruits, erreurs de modélisation, incertitudes, perturbations $d(t)$. Le retard à la détection correspond au temps écoulé entre l'instant

d'apparition de la panne et l'instant où le booléen de décision change d'état (la présence du défaut est confirmée).

Pour illustrer ces idées, considérons que le système à surveiller fonctionne en boucle ouverte. Le signal de commande $u(t)$ est alors parfaitement connu et n'intervient pas dans les propriétés du signal indicateur de défauts (qui dépend uniquement des perturbations et des défauts) :

$$r(t) = \psi(d(t), f(t)) \quad (4)$$

Les objectifs du problème de diagnostic peuvent alors s'exprimer de la manière suivante :

$$\begin{cases} \psi(d(t), 0) = 0 \\ \psi(d(t), f(t)) \neq 0 \end{cases} \quad (5)$$

Ces objectifs expriment un découplage parfait entre les effets des perturbations et des défauts. Il est rare que l'on puisse atteindre en pratique cet objectif de découplage parfait. Pour cette raison, la problématique de détection peut être redéfinie comme un problème de découplage approximatif. Supposons que la taille du signal résidu est exprimée à travers une certaine norme $\|\cdot\|_p$, où $p = \{1, 2, \infty\}$. Par exemple $p = 2$ représente la norme Euclidienne, liée au contenu énergétique du résidu. Supposons également que α, β représentent les niveaux respectifs de robustesse vis-à-vis des perturbations et de sensibilité vis-à-vis des défauts. L'objectif de découplage approximatif se traduit ainsi par :

$$\begin{cases} \|\psi(d(t), 0)\|_p < \alpha \\ \|\psi(d(t), f(t))\|_p > \beta \end{cases} \quad (6)$$

Le problème de générer un signal indicateur qui soit le plus robuste possible vis-à-vis des bruits, des erreurs de modélisation, des incertitudes, des perturbations et le plus sensible possible vis-à-vis des défauts agissant sur le système, peut être formulé comme un problème d'optimisation de type min/max. Qualitativement, le problème de robustesse se traduit par la génération d'un vecteur des résidus de telle sorte que le rapport entre une mesure de r (au sens d'une certaine norme) et une mesure du vecteur des perturbations d soit minimisé (minimisation sous contrainte de type "gain max"). De même, on peut considérer que la contrainte de sensibilité revient à générer un vecteur des résidus afin que le rapport entre une mesure de r et une mesure du vecteur des défauts f soit maximisé (maximisation sous contrainte de type "gain min"). Ce qui revient à formuler le problème d'optimisation min/max suivant :

$$\begin{cases} \min \sup_{\|d\| \neq 0} \frac{\|r\|_2}{\|d\|_2} \\ \max \inf_{\|f\| \neq 0} \frac{\|r\|_2}{\|f\|_2} \end{cases}, \quad \forall \omega \in \Omega_f \quad (7)$$

où Ω_f représente la zone de fréquence sur laquelle les objectifs de sensibilité sont définis. Typiquement, il s'agit de la zone de fréquence dans laquelle les défauts se manifestent.

En termes d'opérateurs, ces relations peuvent s'écrire de la façon suivante :

$$\begin{cases} \min \|T_{rd}\|_{\infty} \\ \max \|T_{rf}\|_{-} \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \|T_{rd}\|_{\infty} < \alpha \\ \|T_{rf}\|_{-} > \beta \end{cases}, \quad \forall \omega \in \Omega_f \quad (8)$$

où $\|T_{rd}\|_{\infty}$ représente la norme H_{∞} du transfert entre le résidu r et les perturbations d et $\|T_{rf}\|_{-}$ représente la "norme" H^2 du transfert entre le résidu r et les défauts à détecter f . Idéalement, pour obtenir un bon niveau de détection, le niveau de robustesse α doit être le plus petit possible. A l'inverse, le niveau de sensibilité β doit être le plus grand possible. Ceci conduit à minimiser le critère suivant pour résoudre le problème de détection robuste :

$$J_{+/-} = \frac{\|T_{rd}\|_{\infty}}{\|T_{rf}\|_{-}} \quad (9)$$

Ce problème de découplage entre les effets des perturbations et des défauts a fait l'objet de nombreux travaux durant les deux dernières décennies. Voir par exemple l'ouvrage [22]. Le problème de découplage approximatif peut être également être formulé dans l'espace de parité comme un problème de vecteurs propres/valeurs propres généralisés, dont la solution est donnée par le théorème de Gantmacher [34].

Les techniques d'optimisation H_{∞}/H ont été récemment appliquées aux systèmes de commandes de vol dans le cadre du projet ADDSAFE³ [42]. L'expérience de ce projet a mis en évidence que le réglage des fonctions de pondération (traduisant les objectifs de synthèse) est parfois délicat et nécessite un haut niveau d'expertise. Ce point pourrait être considéré comme un obstacle quant à la transportabilité de la méthode vers le monde aéronautique. En

² Notons que $\|\cdot\|_{-}$ n'est pas véritablement une norme, c'est une mesure qui est utilisée pour évaluer la sensibilité vis-à-vis de f sur une plage fréquentielle spécifiée Ω_f .

³ Advanced Fault Diagnosis for Sustainable Flight Guidance and Control (<http://addsafe.deimos-space.com>)

effet, comme il a été souligné dans la section I.6, les paramètres de haut niveau doivent être aisément réglés et suffisamment génériques pour pouvoir être appliqués sur tous les types de gouvernes et sur différentes familles d'avions, sans avoir besoin de réadaptations majeures.

C'est la raison pour laquelle nous nous sommes orientés vers une solution à base de filtre de Kalman, que nous avons adaptée à notre problématique. Comme nous le verrons dans la section II.3, la procédure développée fournit un cadre où la gestion de différents compromis peut être facilement réalisée. Le concept du filtre de Kalman est rappelé dans le paragraphe suivant.

II.2.4 Filtre de Kalman linéaire

Les techniques à base de filtre de Kalman ont été largement utilisées dans la littérature depuis le début des années soixante-dix [37], pour concevoir des méthodes de détection et d'isolation de défauts. De manière générale, le filtre de Kalman vise à estimer l'état d'un système évoluant dans le temps à partir des mesures bruitées, lorsqu'un modèle de l'ensemble des sources d'incertitudes affectant le modèle nominal du système est disponible sous forme stochastique. L'estimée calculée est optimale au sens du minimum de variance (de l'erreur entre l'état réel et son estimation). La séquence d'innovation est ensuite utilisée comme un signal indicateur de défauts. En utilisant la représentation d'état du système, le filtre de Kalman se présente sous forme d'un algorithme récurent. Nous rappelons brièvement ici les équations de filtrage.

Soit la représentation d'état linéaire à temps discret suivante :

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + w_k \\ y_k = C_k x_k + v_k \end{cases} \quad (10)$$

où $A \in R^{n \times n}$, $B \in R^{n \times m}$, $C \in R^{p \times n}$, k est le temps discret, x_k représente le vecteur d'état, u_k représente l'entrée du système et y_k représente la sortie du système. Les bruits de mesure et d'état v_k et w_k sont supposés blancs, gaussiens, de moyennes nulles et de matrices de variance-covariance R et Q :

$$E \left[\begin{pmatrix} w_i \\ v_i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_k^t & v_k^t \end{pmatrix} \right] = \begin{pmatrix} Q & S \\ S^t & R \end{pmatrix} \delta_{ik} \quad (11)$$

où E désigne l'espérance mathématique, S représente la matrice de corrélation et δ est le symbole de Kronecker $\delta_{ik} = \begin{cases} 1 & \text{si } i = k \\ 0 & \text{si } i \neq k \end{cases}$.

Basé sur la représentation d'état linéaire discrète donnée par la relation (10), le filtre de Kalman estime les états d'un processus dans un cadre stochastique, où l'existence des sources d'incertitudes affectant le modèle nominal du système est explicitement prise en compte. Plus précisément, il s'agit de caractériser le bruit d'état w_k (connaissance imparfaite du modèle) et le bruit de mesure v_k (imperfection des chaînes d'instrumentation/capteurs).

L'état x_k et l'observation y_k qui se déduisent linéairement des bruits v_k et w_k et des conditions initiales gaussiennes, sont eux aussi supposés gaussiens. En notant x_0 la valeur initiale de l'état, de moyenne nulle $\mathbf{E}[x_0] = 0$ et de matrice de covariance $P_0 = E[x_0 x_0^t]$, le filtre de Kalman fournit une estimation du vecteur d'état \hat{x}_k du système, telle que la variance de l'erreur d'estimation soit minimale, c'est-à-dire :

$$\hat{x}_k = \arg \min \{E[\tilde{x}\tilde{x}^t | y_{1:k}]\} \quad (12)$$

où $\tilde{x}_k = x_k - \hat{x}_k$.

Le calcul est basé sur deux étapes successives : une étape de prédiction (estimation *a priori* de l'état et de la matrice de covariance associée), précédée par une phase d'initialisation, et une étape de correction (mise à jour *a posteriori* de l'estimation avec les dernières observations), mettant ainsi en œuvre l'équation d'état puis l'équation d'observation. Le fonctionnement du filtre de Kalman est résumé ci-dessous.

Filtre de Kalman	
Initialisation :	$\begin{aligned} \hat{x}_0 &= 0 \\ P_0 &= E[x_0 x_0^t] \\ Q &= E[w w^t] \\ R &= E[v v^t] \end{aligned} \quad (13)$
Pour $k=1, 2, \dots, \infty$:	
<u>Etape de prédiction</u> :	$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1/k} &= A_k \hat{x}_{k/k} + B_k u_k \\ P_{k+1/k} &= A_k P_{k/k} A_k^t + Q \end{aligned} \quad (14)$
<u>Etape de correction</u> :	$\begin{aligned} K_{k+1} &= P_{k+1/k} C_k^t (C_k P_{k+1/k} C_k^t + R)^{-1} \\ \hat{x}_{k+1/k+1} &= \hat{x}_{k+1/k} + K_{k+1} (y_{k+1} - C_k \hat{x}_{k+1/k}) \\ P_{k+1/k+1} &= (I - K_{k+1} C_k) P_{k+1/k} \end{aligned} \quad (15)$

où K_{k+1} est le gain du filtre de Kalman, $\hat{x}_{k+1/k}$ et $\hat{x}_{k+1/k+1}$ sont respectivement l'état prédit et l'état mis à jour, $P_{k+1/k}$ et $P_{k+1/k+1}$ sont respectivement la matrice de covariance de l'état prédit et de l'état corrigé.

L'implantation pratique de l'algorithme (13) - (15) du filtre de Kalman a été largement étudiée dans la littérature (voir par exemple [41]). Lorsque le signal d'entrée n'est pas suffisamment excitant, l'algorithme devient très sensible au bruit. Ce phénomène est connu sous le nom de "covariance wind-up" ou "blow-up". De plus, le filtre peut devenir instable numériquement en raison de l'accumulation des erreurs d'arrondi (troncature) introduites par le calculateur après un grand nombre d'itérations. Dans le Chapitre III, nous reviendrons sur ces problèmes d'implantation du filtre dans le milieu industriel et notamment dans le système CDVE.

Il est à noter que le point crucial d'optimisation des paramètres de haut niveau du filtre de Kalman (les matrices de variance-covariance R et Q) sera abordée ultérieurement dans la section II.3.2.3.

II.3 Intégration d'un filtre de Kalman dans le système de commandes de vol

Cette section concerne le développement et l'analyse des performances de l'approche destinée à l'amélioration des techniques de surveillance actuelles (présentées au Chapitre I), pour la détection de l'embarquement et du blocage d'une gouverne de profondeur. Dans ce contexte, un filtre de Kalman dédié est inséré dans le système CDVE, permettant de :

- Préserver la structure des surveillances actuelles ;
- Maintenir le même niveau de robustesse ;
- Diminuer le seuil et/ou le temps de détection existants afin d'assurer la détection de pannes d'amplitude réduite (plus faible par rapport à l'état de l'art industriel).

Tout d'abord, la motivation pour une telle méthode est exposée en sous-section II.3.1. Puis, la conception du filtre obtenu à partir de la modélisation d'un embarquement est introduite en sous-section II.3.2. Dans un premier temps, un filtre de Kalman à gain variable est calculé. On s'intéresse ensuite à sa représentation en régime stationnaire. Le filtre inséré entre le signal d'erreur et le bloc de prise de décision (Figure I-13), vise à filtrer le signal résidu, tout en provoquant un transitoire le plus court possible, afin d'améliorer les performances en détection d'un embarquement. Ce point est crucial et il est directement lié aux paramètres de réglage du filtre. Ainsi, l'étape d'optimisation des hyper-paramètres qui conditionnent les performances du filtre est ensuite exposée. Le problème d'optimisation est abordé d'un point de vue "détection" et non pas dans un cadre "estimation". En effet, il existe quelques travaux

pour l'optimisation des matrices Q et R pour améliorer les estimations dans le cas où les hypothèses de Kalman ne sont pas vérifiées [39]. Ici, le réglage des paramètres est réalisé de manière à assurer un bon compromis entre la capacité de filtrage et le transitoire introduit par le filtre, en fonctionnement nominal ou défaillant. Deux procédures différentes d'optimisation sont ainsi présentées. Pour la version du filtre à gain variable, les matrices de variance-covariance sont réglées à l'aide d'une approche d'apprentissage itératif qui introduit un critère permettant la prise en compte des performances en détection. En régime stationnaire, la procédure d'optimisation correspond à une démarche de type "model matching" (poursuite du modèle de référence) [43].

Le paragraphe II.3.3 montre que la même structure du filtre en régime stationnaire donne également de bons résultats dans le cas d'un blocage de gouverne. Cependant, le filtré n'est pas appliqué sur le même signal résidu, mais dans un contexte différent. La robustesse et les performances en détection de la méthode sont ensuite testées. Le paragraphe II.3.4 expose les résultats de simulation sur un jeu de données réelles enregistré en vol, en injectant des pannes à différents moments de temps. D'autres simulations sont réalisées à l'aide d'un benchmark Airbus, développé pendant le projet européen ADDSAFE [42]. Ce modèle représentatif d'un avion générique civil contient un certain nombre de scénarios de vol, dont une partie a été considérée pendant les tests.

II.3.1 Motivation

La technique proposée est basée sur la modélisation de la panne à détecter et sur l'estimation de ses paramètres caractéristiques. Le modèle dynamique du système n'est donc pas utilisé pour le développement de l'algorithme de détection, ce qui représente un avantage important du point de vue pratique. Plus précisément, la partie déterministe du modèle de défaut est indépendante des paramètres du système et la partie stochastique est utilisée pour gérer le compromis performances/robustesse en optimisant ses paramètres de réglage. Cette caractéristique assure la portabilité de l'approche proposée et facilite la phase de réglage du filtre et la validation de la méthode (indépendante de toute variation paramétrique du système), tout en assurant une robustesse acceptable vis-à-vis des incertitudes liées à la modélisation du système. En effet, le modèle d'un actionneur évolue d'une technologie à une autre (servocommande, EHA...) et dépend des paramètres parfois difficiles à estimer. Afin de répondre aux critères de portabilité et de robustesse vis-à-vis de l'évolution de ces paramètres du modèle, il semble donc préférable de se focaliser sur des approches où les défauts recherchés sont directement reconstruits.

Un autre avantage réside dans la facilité d'intégrer la méthodologie développée au sein du système CDVE, la structure des surveillances actuellement utilisées (voir I.4.1, I.4.2) étant entièrement conservée. De plus, l'approche satisfait également les autres contraintes industrielles mentionnées dans le paragraphe I.6, comme par exemple un faible coût calculatoire et une grande flexibilité de mise en œuvre et de réglage. Ces dernières

caractéristiques permettent en outre de faciliter les processus de validation et de certification et de rendre la méthode accessible pour un opérateur "non-expert".

II.3.2 Application à l'embarquement

Dans ce paragraphe nous présentons les développements associés à la technique dédiée à améliorer la chaîne de surveillance décrite au paragraphe I.4.1, pour réduire le retard à la détection. En d'autres termes, cette amélioration permettra de diminuer la valeur maximale atteinte par la gouverne au moment de la confirmation d'un embarquement. L'approche consiste à insérer en amont du seuillage, entre le calcul du signal d'erreur (résidu) et la prise de décision, un élément dynamique (Figure II-2) dont le rôle est de filtrer le signal, en garantissant un transitoire compatible avec les contraintes opérationnelles. Plus précisément, le résidu ε_k généré par la surveillance actuelle (1) est filtré et un nouveau signal d'erreur $\hat{\varepsilon}_k$ est obtenu. Le but du filtre est donc de détecter rapidement un changement brusque dans les caractéristiques du signal d'erreur afin de détecter un embarquement le plus vite possible.



Figure II-2 : Introduction d'un filtre de Kalman dans la chaîne de surveillance

Dans la nouvelle configuration, la prise de décision s'effectuera sur le signal $\hat{\varepsilon}_k$. L'étape de génération du résidu est donc légèrement modifiée par l'introduction d'un filtre de Kalman dans la chaîne de surveillance. En revanche, grâce à sa simplicité et à sa fiabilité, la structure de la procédure actuelle de prise de décision (à base de seuil et de temps de confirmation) reste inchangée. La méthodologie développée offre toutefois la possibilité de réduire le temps de confirmation utilisé dans le module de prise de décision, puisqu'au moins une partie de ce temps peut être absorbée par la dynamique du filtre. De plus, grâce à une procédure optimale de réglage des paramètres du filtre, il est également possible de diminuer le seuil, ce qui conduit à de meilleures performances en détection sans affecter la robustesse du système.

II.3.2.1 Modélisation

Pour la synthèse du filtre de Kalman, on part de la modélisation d'un embarquement. Schématiquement, l'effet de ce type de panne sur une gouverne d'aéronef se traduit par une dérive (drift) :

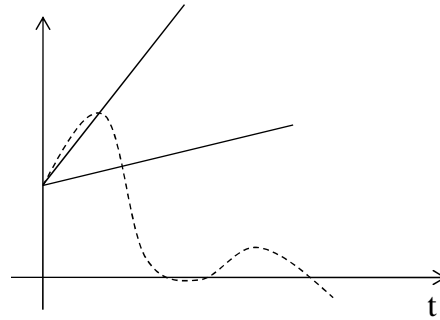


Figure II-3 : Illustration d'un embarquement rapide/lent sur la position de la gouverne

De manière générale, l'évolution d'un signal $y(t)$ (la position de la gouverne) affecté par un embarquement peut être représentée par :

$$y(t) = at + b \quad (16)$$

Une dérive "rapide" ou "lente" correspond respectivement à un embarquement rapide (le coefficient a est grand) ou lent (le coefficient a est petit). Le terme b représente le point de départ de l'embarquement.

La modélisation d'état à temps continu d'un signal ayant le comportement décrit par (16) s'écrit de façon suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = 0 \\ \dot{x}_2(t) = x_1(t) \\ y(t) = x_2(t) \end{cases} \quad (17)$$

où x_1 et x_2 sont les variables d'état et les conditions initiales sont données par :

$$\begin{cases} x_1(0) = a \\ x_2(0) = b \end{cases} \quad (18)$$

La discrétisation du système (17) peut être réalisée à l'aide de l'approximation d'Euler, avec la période d'échantillonnage T :

$$\dot{x}(t) = \frac{x_{k+T} - x_k}{T} \quad (19)$$

où k représente le temps discret. En considérant la sortie à estimer ε_k , on obtient le modèle d'état discret :

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} x_{1_{k+1}} \\ x_{2_{k+1}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{1_k} \\ x_{2_k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{1_k} \\ w_{2_k} \end{bmatrix} \\ \varepsilon_k = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{1_k} \\ x_{2_k} \end{bmatrix} + v_k \end{cases} \quad (20)$$

où, comme expliqué dans la section II.2.4, v_k et w_k sont respectivement les bruits de mesure et d'état, supposés être des séquences blanches, stationnaires, gaussiennes, mutuellement non-corrélées ($S=0$), de moyennes nulles et de matrices de variance-covariance R et Q *a priori* connues (voir équation (11)).

Il est à noter que les matrices d'état du modèle (20) sont complètement connues $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ T & 1 \end{bmatrix}$, $C = [0 \ 1]$, $B = 0$, $D = 0$ (pas d'incertitudes de modèle). En effet, les incertitudes sont rapportées au niveau des entrées inconnues. Les expressions des matrices B et D s'expliquent par le fait que l'on s'intéresse ici à la modélisation du comportement dynamique du signal d'erreur ε_k dans l'espace d'état, le processus générateur de ce signal (qui intègre l'entrée forcée u_k et son canal d'action) n'est pas modélisé.

II.3.2.2 Synthèse du filtre

L'estimation de la sortie ε_k peut être donc réalisée via un filtre de Kalman conventionnel qui fournit une estimation récursive optimale au sens de la minimisation de l'erreur quadratique moyenne. Les équations du filtre se présentent sous la forme :

$$\begin{cases} K = P_{k+1/k} C^t (C P_{k+1/k} C^t + R)^{-1} \\ \hat{x}_{k+1/k+1} = \hat{x}_{k+1/k} + K(\varepsilon_{k+1} - C \hat{x}_{k+1/k}) \\ P_{k+1/k+1} = (I - KC) P_{k+1/k} \\ \hat{x}_{k+1/k} = A \hat{x}_{k/k} \\ P_{k+1/k} = A P_{k/k} A^t + Q \\ \hat{\varepsilon}_k = C \hat{x}_{k+1/k+1} \end{cases} \quad (21)$$

où $\hat{x}_{k+1/k}$ et $\hat{x}_{k+1/k+1}$ sont respectivement l'état prédit et l'état mis à jour, $P_{k+1/k}$ et $P_{k+1/k+1}$ sont respectivement la matrice de covariance de l'état prédit et de l'état corrigé et K représente le gain du filtre de Kalman :

$$K = \begin{bmatrix} K_1 \\ K_2 \end{bmatrix} \quad (22)$$

La relation entre ε_k et $\hat{\varepsilon}_k$ est ainsi de nature linéaire variant dans le temps (LTV). Une discussion approfondie sur les matrices Q et R de pondération du bruit d'état et du bruit de mesure, qui conditionnent les performances du filtre de Kalman classique sera réalisée ultérieurement (section II.3.2.3).

A partir du (21), l'état et la sortie estimés peuvent être calculés selon l'expression :

$$\begin{cases} \hat{x}_{k+1} = A\hat{x}_k + K(\varepsilon_k - \hat{\varepsilon}_k) \\ \hat{\varepsilon}_k = C\hat{x}_k \end{cases} \quad (23)$$

où les matrices A et C sont obtenues à partir du modèle (20).

Sachant que le gain variable K du filtre de Kalman converge très rapidement vers une valeur constante, on peut s'intéresser à la représentation du filtre en régime stationnaire. En partant du système (23), on obtient une fonction de transfert simple, récurrente, linéaire et invariant dans le temps (LTI) entre la sortie estimée et la sortie réelle :

$$\frac{\hat{\varepsilon}(z)}{\varepsilon(z)} = F(z) = C(zI - A + KC)^{-1}K \quad (24)$$

L'expression analytique du filtre de 2nd ordre $F(z)$ est facilement calculable en introduisant les valeurs des matrices A et C dans (24) :

$$F(z) = \frac{TK_1 + (z-1)K_2}{(z-1+K_2)(z-1) + K_1T} \quad (25)$$

Il est à noter que le filtre (25) a un comportement passe-bas et un gain statique unitaire, quel que soit le couple (K_1, K_2) . Plus précisément, en régime permanent, le résidu de l'état de l'art industriel reste inchangé et le filtre agit uniquement pendant les phases dynamiques.

Remarque 1. *Un embarquement peut avoir un comportement plus complexe: démarrage lent, et la vitesse augmente au fur et à mesure, ce qui peut être modélisé par un comportement parabolique. Dans ce cas, la procédure décrite dans ce paragraphe conduirait à un filtre stationnaire d'ordre 3, avec 3 trois paramètres libres qu'il faudrait optimiser.*

Remarque 2. *Si $K_1 \approx 0$ dans (25), l'expression du filtre devient :*

$$F(z) = \frac{K_2}{z-1+K_2} \quad (26)$$

Ce filtre sera également utilisé au Chapitre III dans la chaîne de surveillance de blocage, en amont d'un différenciateur. En pratique, ce filtre offre des avantages par rapport à un filtre MA équivalent dont la fréquence caractéristique diminue avec l'ordre.

Pour la mise en œuvre opérationnelle du filtre, une méthode systématique de réglage des paramètres est nécessaire pour assurer un bon compromis entre la capacité de filtrage et la réponse transitoire (rapidité). Ce point est essentiel puisque la qualité de l'amélioration des performances en détection dépend du bon réglage des paramètres du filtre. Le prochain paragraphe est donc consacré au développement de deux procédures d'optimisation : une 1^{ère} approche pour le réglage des hyper-paramètres Q et R du filtre de Kalman conventionnel et une 2nde méthodologie pour le réglage des deux degrés de liberté K_1 et K_2 du filtre en régime stationnaire.

II.3.2.3 Optimisation des paramètres de réglage

a) Filtre de Kalman à gain variable

De manière générale, dans la version classique du filtre de Kalman, le réglage des paramètres de haut niveau (ou hyper-paramètres) que sont les matrices de variance-covariance des bruits d'état et d'observation (Q et R) constitue un problème délicat et crucial. Ces matrices représentent le degré de flexibilité (ou de confiance) que l'on peut accorder respectivement au modèle d'état et aux observations, et conditionnent les performances du filtre. En particulier, la matrice Q (qui permet de moduler la flexibilité du modèle) a une influence déterminante en ce qui concerne la vitesse de convergence et les performances du filtre. Elle définit le bassin d'attraction du filtre de Kalman et influence fortement la bande passante de celui-ci. La matrice de covariance R des bruits d'observation contrôle la flexibilité de l'équation d'observation. Compte tenu de l'influence du rapport QR^{-1} sur la valeur du gain de l'estimateur, le réglage des hyper-paramètres ne peut pas se faire de façon indépendante. Une grande valeur de Q et une petite valeur de R conduisent à une large bande passante et donc une bonne capacité de poursuite. Cependant, le prix à payer dans ces conditions est la mauvaise qualité de détection. En effet, en ignorant "les informations du modèle", les paramètres deviennent insensibles par rapport à ceux-ci. Il en résulte une faible sensibilité vis-à-vis du profil de panne considéré. A contrario, une petite valeur de Q et une grande valeur de R se traduisent par une bonne vitesse de convergence et de bonnes performances de détection. Cependant, la capacité de poursuite est dégradée et le filtre présente des difficultés à suivre les grandeurs estimées.

D'un point de vue "estimation", le problème d'optimisation des hyper-paramètres est traité par exemple dans [48] pour le cas linéaire et dans [49] pour le cas non-linéaire. Ce dernier correspond au filtrage local non-linéaire basé sur le filtre de Kalman étendu ou ses variantes. Ces techniques fournissent une solution qui donnerait la meilleure estimation au sens d'un critère de qualité. Dans ce cas, les paramètres optimisés confèrent au filtre une très bonne

capacité de poursuite. Même si le résultat de l'estimation est très bon, ce phénomène engendre de toute évidence une importante difficulté pour la détection de pannes : l'adaptation rapide ne permet pas de mettre en évidence l'apparition d'une panne dont l'effet est toute de suite masqué par le mécanisme d'adaptation. Dans le contexte de détection, il faudra donc modifier les techniques existantes pour intégrer un critère qui tient compte des performances en détection. C'est dans ce cadre que l'optimisation des paramètres va être réalisée.

Dans un premier temps, les valeurs des hyper-paramètres sont déterminées de façon heuristique et approximative (variation dans une plage de fonctionnement admissible, en employant un processus d'affinement itératif), afin d'obtenir un couple qui produit un filtrage raisonnable, tout en assurant un transitoire le plus court possible. Sachant que le seuil est déterminé en fonction de la plage de variation du signal d'erreur en fonctionnement normal, une réduction de la plage de variation du résidu filtré (tout en conservant un transitoire court) entraînera la diminution du seuil de détection. Autrement dit, le filtre est optimisé afin que le bilan entre les degrés gagnés (en termes de position de la gouverne au moment de la confirmation de la panne) par l'abaissement du seuil et les degrés perdus à cause du retard induit par le filtre, soit positif.

Dans un second temps, le réglage hors-ligne de ces grandeurs est réalisé de façon systématique. Pour assurer un bon compromis en termes de robustesse et de sensibilité, l'approche d'apprentissage itératif est utilisée. Cette démarche est inspirée des travaux présentés dans [47], adaptés à notre problématique. La méthode présente un coût calculatoire réduit et offre une estimation hors-ligne précise des hyper-paramètres du filtre. Dans l'utilisation de l'approche d'apprentissage itératif, nous porterons une attention particulière au choix de la matrice Q , puisque la matrice R peut être choisie en fonction des caractéristiques des capteurs de position. L'approche d'optimisation de la matrice Q qui confère au filtre de Kalman de bonnes performances en détection de pannes, consiste alors à appliquer la démarche ci-dessous.

Apprentissage itératif pour le réglage des hyper-paramètres

- a) choisir des données de test
- b) choisir le modèle de panne à détecter avec les temps de détection autorisés. Pour l'embarquement, le modèle de panne le plus probable peut être caractérisé en termes de vitesse d'embarquement
- c) choisir une plage de variation de la matrice Q qui couvre l'ensemble des valeurs possibles de celle-ci
- d) choisir un critère de performance qui intègre les performances de détection du filtre
- e) optimiser le critère (calculé à partir des données de test) en faisant varier la matrice de covariance Q dans la plage de fonctionnement choisie.

En considérant le filtre de Kalman donné en (21), avec des valeurs initiales pour l'état $\hat{x}_{0/0}$ et pour la matrice de covariance $P_{0/0}$ associée, la démarche d'apprentissage itératif est mise en place. Pour l'étape a), on considère deux scénarios qui correspondent à deux jeux de données enregistrés en vol, en fonctionnement normal ($N = 2$). Ces scénarios sont utilisés car ils sont très représentatifs du comportement réel d'une gouverne de profondeur. Sur chaque jeu de données, un embarquement avec différentes dynamiques est injecté de manière artificielle (voir Figure II-4 où un embarquement apparaît à $t=1200s$). Cette démarche correspond à l'étape b). A partir des données de test, on s'intéresse plus particulièrement au résidu de l'état de l'art calculé via (1) et au résidu obtenu après filtrage.

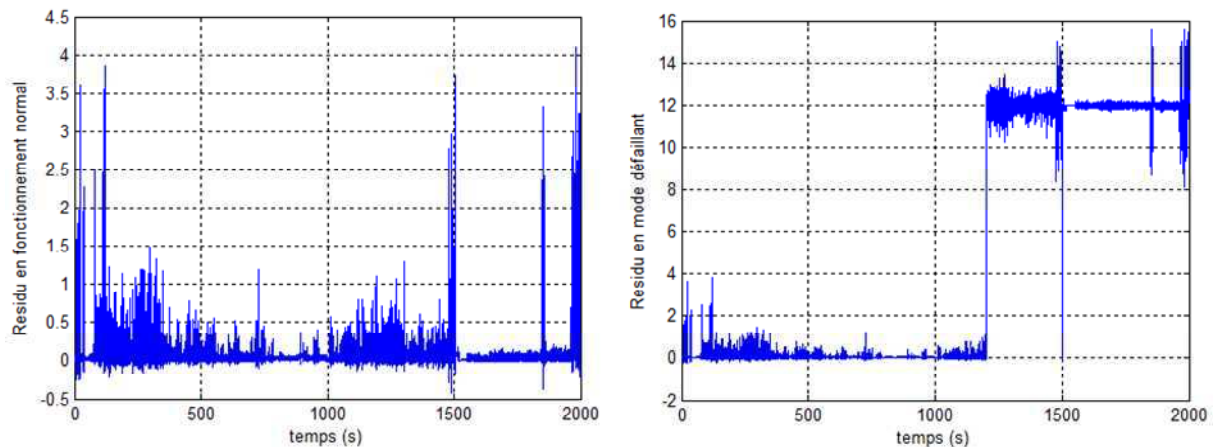


Figure II-4 : Résidu non filtré en fonctionnement normal et défaillant

Pour satisfaire les demandes de l'étape c) de l'approche d'optimisation, la plage de fonctionnement de la matrice $Q = \begin{bmatrix} Q_1 & 0 \\ 0 & Q_2 \end{bmatrix}$ peut être choisie en utilisant les résultats d'une campagne de type Monte Carlo ou à partir des connaissances *a priori* sur les valeurs représentatives de la matrice.

On s'intéresse ensuite au critère d'optimisation à minimiser (étape d) de la démarche). En faisant varier la matrice de covariance dans la plage de fonctionnement choisie, le critère final de performance J est le compromis entre deux sous-critères: de robustesse J_{rob} et de régime transitoire J_{trans} . En effet, on se propose d'optimiser les paramètres de réglage afin d'obtenir un bon filtrage du résidu en fonctionnement normal (et de pouvoir ainsi baisser le seuil tout en gardant la robustesse) et de garantir un transitoire faible sur le résidu après l'apparition d'un embarquement (afin que les degrés gagnés grâce à la diminution du seuil soient pas inférieurs aux degrés perdus à cause du retard introduit par le filtre). Les deux sous-critères sont pondérés par un paramètre λ pour gérer le compromis bonne capacité de filtrage/faible transitoire. Le critère final de performance J est alors donné par :

$$J = N^{-1} \sum_{i=1}^N [\lambda J_{rob_i} + (1 - \lambda) J_{trans_i}] \quad (27)$$

où N représente le nombre de jeux de données et $0 \leq \lambda \leq 1$.

Le critère J_{rob} peut être directement lié à un compromis entre l'amplitude maximale de l'erreur d'estimation e_k en fonctionnement normal (car comme on l'expliquera par la suite, le seuil de détection minimum sans fausse alarme est réglé à partir des données hors panne) et la qualité du filtrage, c'est-à-dire à la vitesse de variation γ_k du signal filtré. En effet, une vitesse de variation significative du résidu filtré se traduirait par l'introduction d'un bruit relativement important après filtrage. Pour chaque jeu de données, J_{rob} est alors donné par :

$$J_{rob_i} = M^{-1} (\beta \sqrt{\sum_{k=1}^M e_k^T e_k} + (1 - \beta) \sqrt{\sum_{k=1}^M \gamma_k^T \gamma_k}) \quad (28)$$

où M représente le nombre d'échantillons des résidus utilisés et β ($0 \leq \beta \leq 1$) est un poids constant pour régler l'influence de chaque terme dans l'expression du sous-critère de robustesse.

Pour le régime transitoire, on s'intéresse au retard maximal entre le résidu filtré et le résidu non filtré en mode défaillant. Soit t_r ($r=1,2,3,\dots$) l'instant d'intersection entre le signal filtré et non filtré. Le sous-critère lié au régime transitoire s'écrit de façon suivante :

$$J_{trans_i} = \max_{r=1,2,3,\dots,N} (t_{r+1} - t_r) \quad (29)$$

Pour l'étape e), la fonction de coût J calculée à partir des sous-critères J_{rob} et J_{trans} (obtenus pour différentes valeurs de la matrice de covariance dans la plage de fonctionnement donnée) est ensuite minimisée. La valeur optimale du paramètre Q est la valeur pour laquelle le critère J est minimal. La matrice de covariance ainsi obtenue assure des performances optimales en détection de pannes, compte tenu de la plage de variation choisie, de la dynamique de l'embarquement injecté et des données de test considérées.

b) Filtre en régime stationnaire

Dans ce cas, le principe de réglage hors-ligne des paramètres est formulé comme un problème d'optimisation non-linéaire sous contraintes de stabilité. Plus précisément, une démarche globale de type "model matching" (poursuite du modèle de référence) [43] est utilisée pour l'optimisation des paramètres K_1 et K_2 . L'approche consiste à choisir une réponse "cible" M_0 du système et à minimiser l'écart entre cette réponse optimale et la sortie M du filtre, tout en garantissant la stabilité de (25). Plus précisément, on ajuste, via un processus

d'optimisation approprié, les paramètres libres du système de façon à ce que la réponse réelle suive au plus près la réponse du modèle de référence. La réponse réelle représente la réponse générée par le filtre avec le signal d'erreur (1) comme signal d'entrée. Cette étape revient donc à trouver un réglage optimal qui donne une bonne approximation de la solution idéale fournie par le modèle de référence. Cette démarche méthodologique a fait l'objet de la publication [20].

La Figure II-5 permet d'illustrer la démarche. On remarque que la réponse désirée (cible) est une rampe, pour coller au comportement du signal d'erreur après l'apparition d'un embarquement. Cette rampe dépend de la dynamique de la panne injectée. Plus précisément, la réponse de référence est le résidu en fonctionnement défaillant, obtenu à partir d'un jeu de données réelles, une fois le bruit enlevé. La réponse du filtre est obtenue en mettant en entrée le même résidu (bruité) du jeu de données.

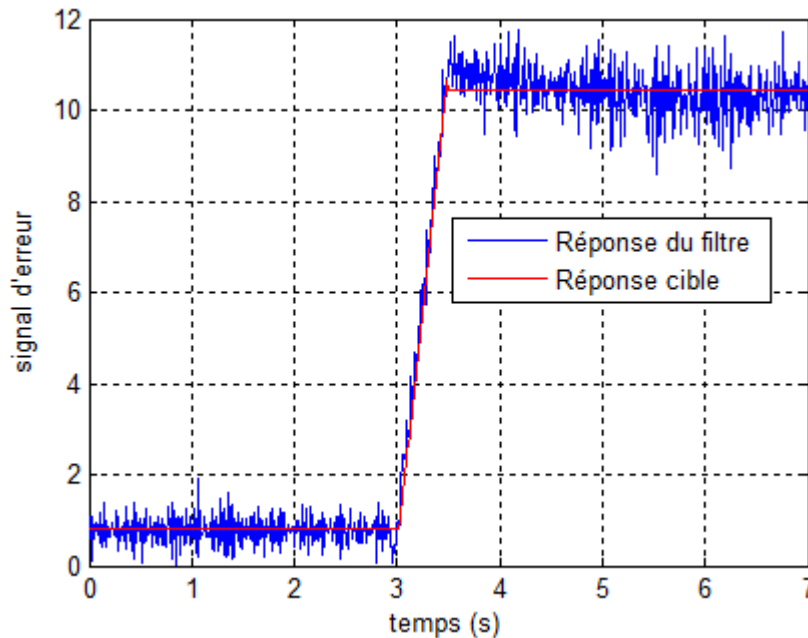


Figure II-5 : Réponse désirée et réponse réelle du filtre pour une vitesse donnée de la panne

Le problème d'optimisation pour obtenir le couple (\hat{K}_1, \hat{K}_2) recherché, peut être résumé ainsi :

$$(\hat{K}_1, \hat{K}_2) = \arg \min_{K_1, K_2} \|M_0 - M(K_1, K_2)\|_l$$

sous contraintes de stabilité :

$$\begin{cases} K_1 > 0 \\ K_1 T - 2K_2 + 4 > 0 \\ K_1 T - K_2 + 2 > 0 \\ -K_1 T + K_2 > 0, \end{cases} \quad (30)$$

où $l=1,2$ représente la norme de la fonction de coût à minimiser. Ici, $l = 2$ afin de minimiser l'écart quadratique global entre la réponse cible et la réponse réelle, tout en restant dans la région de stabilité. Les techniques standard d'optimisation [50] peuvent être utilisées pour résoudre ce problème de poursuite du modèle de référence. La fonction standard "fmincon" est appliquée ici.

Les contraintes de stabilité (30) de type "inégalité linéaire" sont déduites à partir de l'application du critère de Jury au dénominateur du filtre (25). Ce critère algébrique donne les conditions nécessaires et suffisantes pour que les pôles d'une fonction de transfert soient de module strictement inférieur à 1.

II.3.3 Application au grippage

L'objectif de ce paragraphe est de montrer que le filtre de Kalman de 2nd ordre en régime stationnaire (25) donne de bonnes performances dans le cas d'un grippage de gouverne également. Cependant, le filtre est appliqué dans un contexte différent. Contrairement à "l'approche signal" (l'apparition d'une panne peut être visible directement sur le signal estimé) développée dans le cas d'un embarquement, une "approche système" (on modélise un système dont un ou plusieurs paramètres sont sensibles au défaut que l'on cherche à détecter) est envisagée ici. Plus précisément, l'idée consiste à modéliser la dynamique de la boucle d'asservissement de la gouverne (dont l'entrée est le signal de commande u_{MON} et la sortie est la position de la gouverne x_{MON}) par (25). De ce fait, l'écart entre cette consigne u_{MON} et la position x_{MON} de l'équation (3) sera diminué. Le signal indicateur de défauts devient :

$$\varepsilon = \left| u_{MON_filtré} - x_{MON} \right| - \left| u_{MON} \right| \quad (31)$$

où $u_{MON_filtré}$ est la sortie du filtre ayant en entrée la consigne u_{MON} (Figure II-6) calculée par le calculateur CDVE (à partir notamment de l'ordre donné par le pilote).

Grâce à l'ajout du filtre permettant de réduire la première quantité de (31), il sera donc possible de baisser le seuil de l'état de l'art industriel (en diminuant l'amplitude maximale du résidu ε) et de détecter ainsi des blocages de plus faibles amplitudes.

Sachant que l'erreur entre la position de la surface et le signal de commande est principalement liée à celle due à la réponse de l'actionneur, le filtre doit reproduire le plus fidèlement possible la réponse de l'actionneur. On se propose dans la suite de traiter cette méthode de surveillance dans le cas d'une servocommande hydraulique [13], [51].

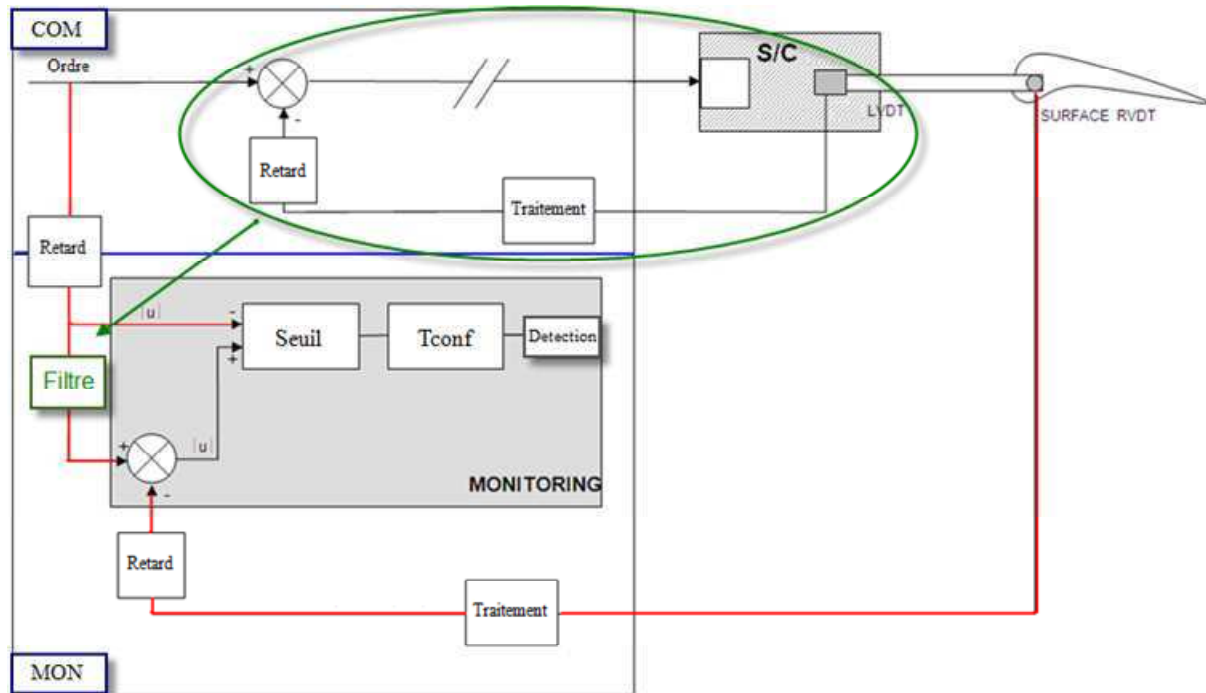


Figure II-6 : Introduction d'un filtre sur le signal de commande

II.3.3.1 Modélisation d'une servocommande

La représentation d'état du modèle non-linéaire d'une servocommande hydraulique est donnée par [51]:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = K_{ci} K(u(t) - x(t)) \sqrt{\frac{S\Delta P(t) - F_{aero}(t)}{S\Delta P_{ref} + K_a(t)[K_{ci} K(u(t) - x(t))^2}} \\ y(t) = x(t) \end{cases} \quad (32)$$

où :

- y est la position de la tige de l'actionneur ;
- u est l'ordre issu des lois de pilotage, c'est-à-dire la position de commande vraie de l'actionneur ;
- ΔP est la différence de pression hydraulique disponible aux bornes de l'actionneur ;
- ΔP_{ref} est la différence de pression de référence utilisée pour calculer les performances du vérin ;
- F_{aero} sont les forces aérodynamiques appliquées à la gouverne ;
- S est la section du vérin ;
- K_a est le coefficient d'amortissement de la servocommande ;
- K et K_{ci} sont des gains (constants ou des fonctions plus complexes) utilisés lors des conversions.

II.3.3.2 Optimisation des paramètres de réglage

La procédure de réglage des paramètres du filtre consiste comme précédemment, dans une démarche de type "model matching". Afin que le filtre modélise la dynamique de la boucle d'asservissement en fonctionnement nominal (sans blocage), la position mesurée de la gouverne est choisie comme réponse de référence. Cette position étant dépendante d'un certain nombre de paramètres (voir (32)), le problème d'optimisation revient à trouver une réponse cible qui traduit le comportement moyen de la servocommande pour des paramètres (K_a , ΔP et F_{aero}) variant de manière aléatoire dans la plage de fonctionnement autorisée. Le couple optimal (\hat{K}_1, \hat{K}_2) est donc obtenu en minimisant la différence (à l'aide de la fonction standard "fmincon") entre la sortie M du filtre (ayant en entrée la même consigne du pilote que celle utilisée pour fournir la réponse désirée) et la position mesurée de la gouverne \bar{M} (Figure II-7) :

$$(\hat{K}_1, \hat{K}_2) = \arg \min_{K_1, K_2} \left\| \bar{M} \Big|_{K_a, \Delta P, F_{aero}} - M(K_1, K_2) \right\|_l \quad (33)$$

Sachant que le filtre présente un gain statique unitaire et que la boucle d'asservissement possède également un gain entrée-sortie égal approximativement à 1, le processus d'optimisation porte d'avantage sur la minimisation de l'écart dans les phases dynamiques.

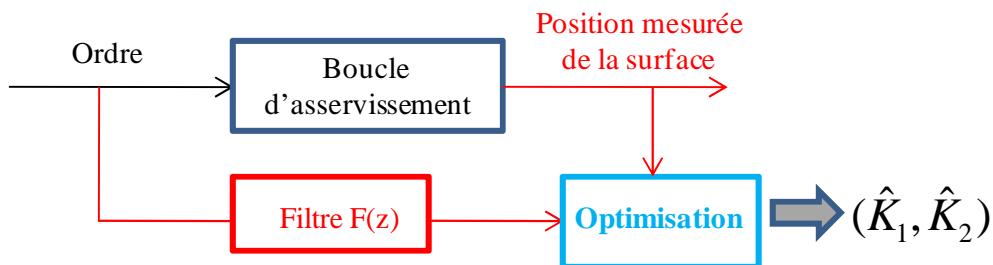


Figure II-7 : Procédure d'optimisation dans le cas d'un blocage de gouverne

Les paramètres libres du filtre sont réglés à l'aide d'un jeu de données entrée-sortie (consigne du pilote - position mesurée de la surface) enregistré en vol (voir section II.3.4). Il est à noter que dans le cas de la surveillance de grippage des gouvernes, les erreurs statiques et dynamiques participent au réglage du seuil de détection uniquement pour des consignes du pilote de faible amplitude. En effet, pour des ordres plus importants, sachant que l'erreur entre l'ordre de déflexion de la gouverne et la position mesurée est relativement faible, le résidu calculé via (3) est négatif et donc loin du seuil. En conséquence, dans le processus d'optimisation, on injecte des consignes du pilote ayant "de petites variations" afin de diminuer, grâce au filtrage, les erreurs statiques et dynamiques et de baisser ainsi le seuil de la méthode. Les allures de l'ordre du pilote utilisé en entrée et de la sortie respectivement désirée (vraie réponse de l'actionneur) et estimée (sortie du filtre) correspondante sont

illustrées sur la Figure II-8. Une fois les paramètres ainsi optimisés, il est important de s'assurer que par l'application du filtre sur la consigne du pilote, la dynamique de l'ordre envoyé en basse fréquence (voir Figure II-9) n'a pas été altérée, en y supprimant des composantes dont les spectres se situent dans la bande de réjection du filtre.

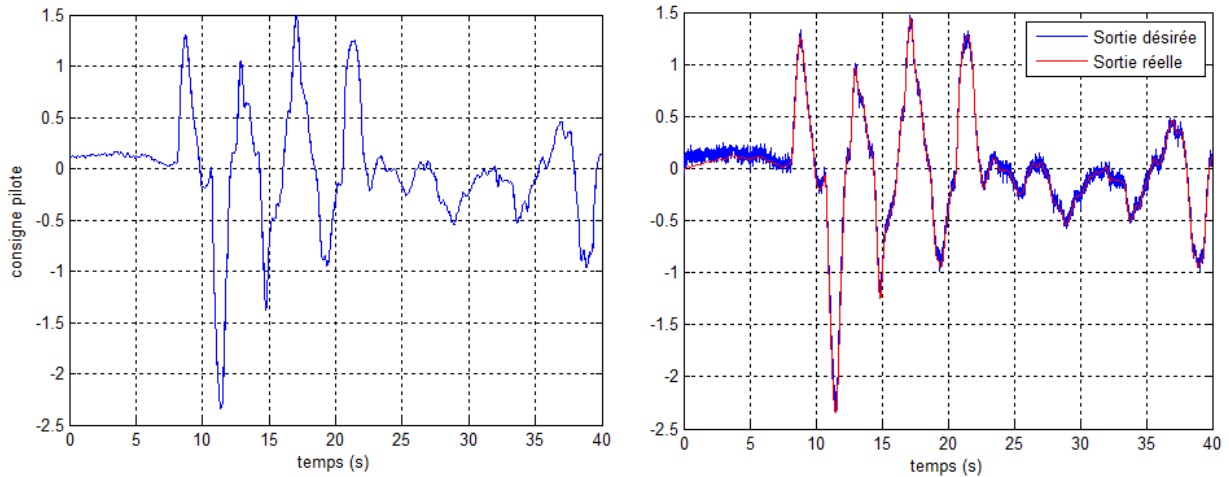


Figure II-8 : Ordre du pilote et signaux de sortie correspondants

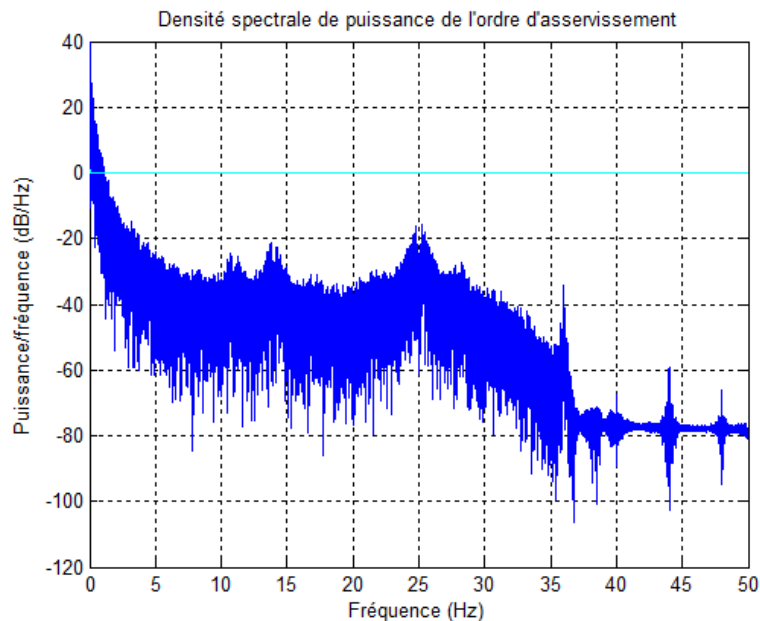


Figure II-9 : Densité spectrale de puissance de la consigne du pilote du jeu des données

II.3.4 Résultats de simulation

Après avoir mis au point la démarche méthodologique de réglage des filtres et avant l'implantation des méthodes dans le calculateur CDVE (qui sera abordée au Chapitre IV), une première étape de validation est réalisée. Le but est d'évaluer la conformité des approches

développées aux exigences opérationnelles et de disponibilité imposées par le cahier des charges et de les comparer avec la technique actuellement employée au bord de l'A380. La structure de la procédure actuelle de prise de décision étant conservée (voir paragraphe II.3.2), la différence des performances sera donc liée uniquement à la phase de génération du résidu. Le critère d'amélioration choisi est de comparer les retards à la détection entre le signal d'erreur non-filtré par rapport au seuil actuel et le résidu filtré par rapport au nouveau seuil. En conséquence, l'objectif de cette première étape de validation consiste également à fixer les nouveaux seuils et les temps de confirmations appropriés (pour la détection de chaque type de panne) et notamment le seuil minimum de détection sans fausses alarmes.

La robustesse et les performances en détection des filtres avec les paramètres de réglage optimisés sont testées dans deux environnements différents :

- sur un benchmark aéronautique développé par Airbus et issu du projet ADDSAFE [42], qui permet de prendre en compte la réaction des lois de commande suite à l'apparition d'une panne. En revanche, les signaux utilisés ne sont pas affectés par les erreurs statiques et dynamiques ;
- à l'aide d'un jeu de données réelles où les informations mesurées sont bruitées mais on n'a pas la réaction de l'avion.

Le benchmark est un modèle non-linéaire représentatif d'un avion générique civil commercial d'Airbus. Il nous permet de tester les méthodes de surveillance en boucle fermée. Ce modèle complet développé sous l'environnement Matlab/Simulink (Figure II-10) prend en compte les consignes du pilote, le calcul des lois de pilotage, des modèles d'actionneurs, des modèles de capteurs, l'ensemble des surfaces de contrôle. Un large éventail d'ordres du pilote et de perturbations peut être appliqué.

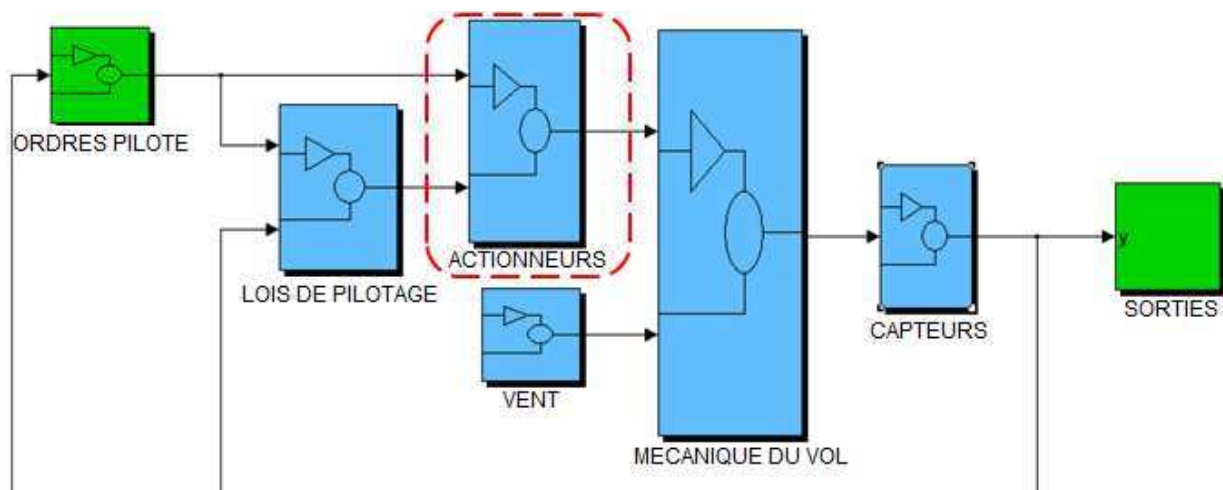


Figure II-10 : Benchmark Airbus

Le jeu de données est issu d'un vol réel complet de l'A380 (incluant des phases avec des dynamiques différentes comme les phases de décollage, de croisière et d'atterrissage)

d'environ 6 heures. Il contient des signaux représentatifs pour une gouverne de profondeur. Un exemple de position réelle dynamique (qui couvre toute la plage de fonctionnement) est donné dans la Figure II-11. Pour des raisons de confidentialité, toutes les données ont été normalisées.

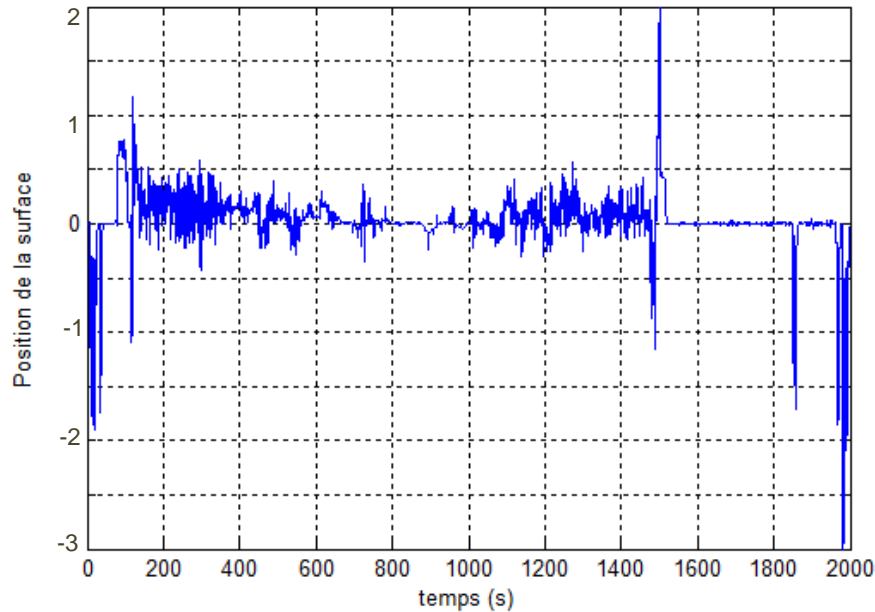


Figure II-11 : Position réelle normalisée d'une gouverne de profondeur

II.3.4.1 Réglage du seuil et du temps de confirmation

Des essais en robustesse pour déterminer le seuil minimum de détection sans fausses alarmes sont réalisés dans un premier temps. Le seuil est réglé en fonction de la plage de variation du résidu filtré (ou du résidu obtenu par (31)) en fonctionnement normal. Le protocole consiste à baisser progressivement le seuil de détection actuel jusqu'au déclenchement d'une fausse alarme. Les tests sont réalisés sur le jeu de données réelles qui présente un domaine de variation riche et réaliste. En effet, il est nécessaire d'avoir des résidus avec un domaine de variation important pour que les fausses alarmes soient les plus négligeables possibles. Pour obtenir de tels résidus, il faut mettre en entrée des lois de commande, un ordre qui couvre toute la plage de fonctionnement autorisée. La position de la gouverne normalisée correspondant à un tel ordre est illustrée sur la Figure II-11.

Pour trouver les instants d'apparition d'une fausse alarme, la première idée a été de garder le temps de confirmation à la valeur à laquelle il est actuellement fixé. Les premiers résultats de simulation ont cependant mis en évidence le caractère biaisé de cette démarche. En effet, le temps de confirmation pénalise le signal d'erreur filtré dont le comportement est moins agité. En d'autres termes, soient *résidu A* le signal d'erreur de l'état de l'art industriel et *résidu B* le signal d'erreur obtenu après filtrage. Comme la Figure II-12 le montre, le *résidu B* est moins agité grâce à l'introduction du filtre de Kalman. Il reste donc plus longtemps supérieur à un seuil élevé (*résidu B* dépasse un seuil normalisé égal à 3 pendant un certain temps, ce qui

n'est pas valable pour *résidu A*). Autrement dit, malgré un bon filtrage, le nouveau seuil de détection pourrait être supérieur ou égal au seuil de l'état de l'art, si on n'agissait pas sur le temps de confirmation. Ce phénomène s'explique par le fait que le filtre introduit une mémoire (une dynamique) qui doit être prise en compte dans la détermination du temps de confirmation. C'est la raison pour laquelle le protocole permettant d'obtenir le seuil minimum sans fausses alarmes et la comparaison entre les performances des méthodes du Chapitre I et II sont réalisés sans la prise en compte du temps de confirmation. Notons qu'une marge de 50% par rapport au seuil minimum sans fausses alarmes est appliquée et la valeur du seuil ainsi obtenue est fixée dans la fonction de prise de décision.

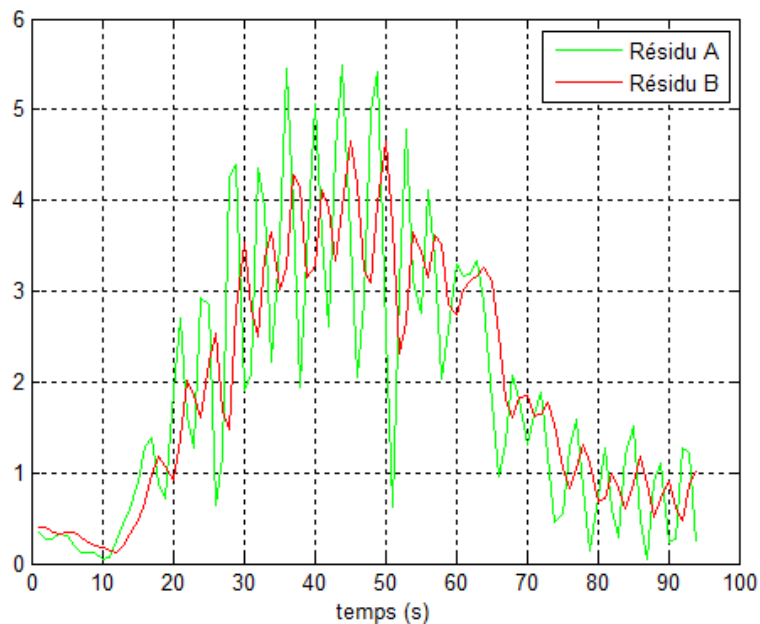


Figure II-12 : Zoom sur le comportement du résidu avant et après filtrage

Remarque 3. *On néglige le temps de confirmation uniquement pour le réglage du nouveau seuil et pour chiffrer les améliorations apportées par le filtre. Lors de l'implantation de la méthode de détection d'un embarquement dans le calculateur CDVE, un temps de confirmation non nul mais inférieur au temps de l'état de l'art est fixé (40% plus petit). Pour le blocage d'une gouverne, le temps de confirmation actuel est conservé car les contraintes en termes de temps de détection sont moins sévères que dans le cas d'un embarquement.*

II.3.4.2 Cas de l'embarquement

Suite aux essais en robustesse, d'autres simulations sur le jeu de données et sur le benchmark sont réalisées pour valider le seuil fixé dans la procédure de prise de décision utilisée pour la détection d'un embarquement. En effet, le benchmark permet de vérifier les réglages lors de différentes manœuvres. Aucune fausse alarme n'est constatée.

Les résultats de simulation confirment la théorie développée dans les paragraphes précédents. Sur la Figure II-13, en utilisant un jeu de données réelles, on remarque que l'introduction d'un filtre de Kalman de 2nd ordre optimisé de manière à avoir une bonne capacité de filtrage et une réponse rapide a comme conséquence la réduction de la variabilité du signal d'erreur et donc la diminution du seuil, sans affecter la robustesse des méthodes actuellement en place. *Résidu B* permet une diminution du seuil d'environ 30%.

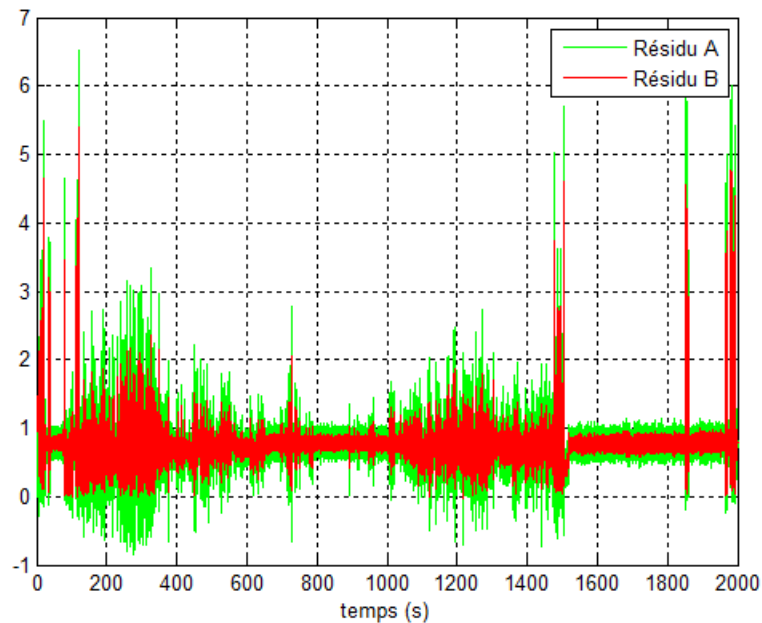


Figure II-13 : Comportement des résidus normalisés sur le jeu de données (résidu actuel et filtré avec le filtre stationnaire de 2nd ordre)

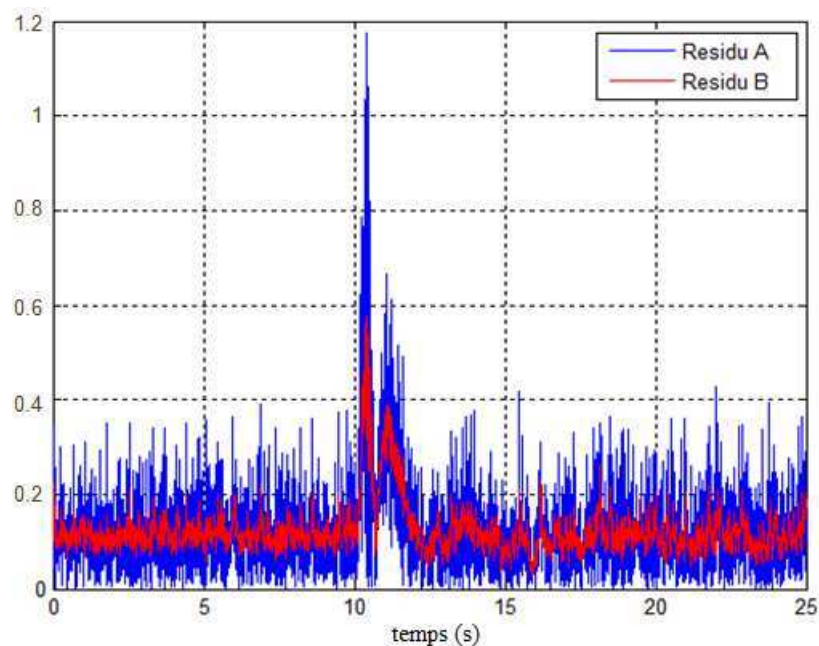


Figure II-14 : Comportement des résidus normalisés sur le benchmark (résidu actuel et filtré avec le filtre stationnaire de 2nd ordre)

Les tests sur le benchmark, sur plusieurs scénarios de vol en fonctionnement normal attestent également la robustesse de la méthode. La Figure II-14 montre le comportement des résidus (de l'état de l'art industriel et filtré, avec le filtre de 2nd ordre en régime stationnaire) pour un scénario où le nez de l'appareil peut être dirigé vers le haut ou vers le bas. Le pic à $t=10s$ correspond à une manœuvre de cabré. Malgré le pic, aucune fausse alarme n'est déclenchée. De plus, la diminution de la plage de variation du *résidu A* tout en gardant une dynamique rapide indique une fois de plus que grâce au filtrage, les pannes peuvent être détectées plus tôt.

Une fois les seuils vérifiés et validés, des essais de détection sont réalisés. Pour évaluer les performances des filtres, des embarquements avec différentes dynamiques (entre 5°/s et 40°/s) sont injectés artificiellement à différents moments de temps. Dans la Figure II-15, un embarquement à $t=1200s$ est simulé.

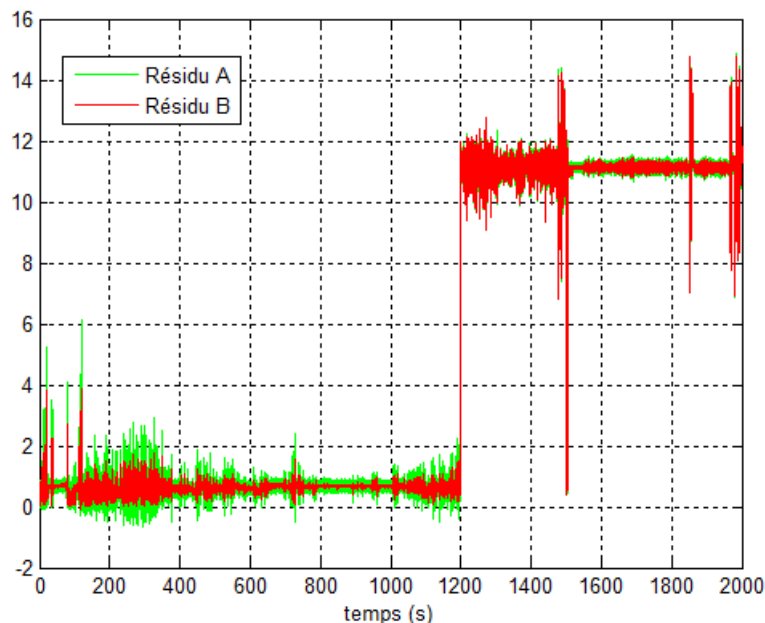


Figure II-15 : Comportement des résidus normalisés sur le jeu de données en fonctionnement défaillant (résidu actuel et filtré avec le filtre de Kalman conventionnel)

Remarque 4. *En simulation numérique, les défauts sont généralement injectés directement sur la position de la gouverne, hors boucle d'asservissement. Dans ce contexte, la détection de la panne pourrait correspondre à la détection d'un défaut du capteur. Cette démarche ne s'applique pas forcément aux essais sur le banc de tests (voir Chapitre IV), où un embarquement pourrait être injecté, entre autres, sur le courant envoyé sur la servovalve.*

Dans le cas d'une panne de type embarquement de la gouverne, la diminution du retard à la détection (grâce à un seuil plus petit et un transitoire faible) se traduit par l'abaissement de la position maximale atteinte par la surface. Le gain "en position" est calculé comme le produit

entre la vitesse de l'embarquement et le gain sur le retard à la détection ($gain_pos = v_embarq * gain_retard$). Ceci est indiqué dans le Tableau II-1 sous forme d'un indicateur de performance évalué sur le jeu de données, pour le filtre de Kalman de 2nd ordre en régime stationnaire.

Vitesse de l'embarquement (°/s)	Diminution du retard à la détection (%)	Indicateur d'amélioration des performances (%)
40	≈ 21	≈ 26
30	≈ 23	≈ 30
20	≈ 28	≈ 36
10	≈ 21	≈ 25
5	≈ 28	≈ 31

Tableau II-1 : Indicateur de performance du filtre de 2nd ordre en régime stationnaire sur le jeu de données

On remarque qu'en fonction de la dynamique de la panne, le retard à la détection est diminué d'environ 20% minimum. En conséquence, l'indicateur de performance est positif pour toutes les vitesses d'embarquement. On constate un abaissement de la position de la surface d'environ 25-35% par rapport à la déflexion maximale imposée pour la certification de l'avion.

Il est à noter que les résultats de simulation montrent des performances en détection semblables (dans les mêmes conditions et en gardant le même niveau de robustesse) pour le filtre de Kalman en régime stationnaire (25) et pour le filtre de Kalman à gain variable (21), réglés à l'aide des deux procédures présentées dans la section II.3.2.3.

II.3.4.3 Cas du grippage

Dans le cas d'un grippage de gouverne, on applique le même protocole décrit dans la sous-section II.3.4.1 pour déterminer le seuil minimum sans fausses alarmes. Les résultats de simulation (voir Figure II-16 pour les résidus obtenus sur le jeu de données réelles) confirment que l'utilisation du filtre optimisé par la procédure décrite en section II.3.3.2 conduit à l'amélioration du comportement du *résidu A* dont les valeurs maximales sont diminuées. Il est donc possible de baisser le seuil de détection, tout en maintenant un haut niveau de robustesse. *Résidu B* permet une diminution du seuil d'environ 50%. L'abaissement du seuil se traduit par la détection des surfaces bloquées à des amplitudes plus faibles que les niveaux détectés par la technique actuellement employée au bord de l'A380. Autrement dit, le domaine de non-détection d'un grippage de gouverne est réduit de manière significative.

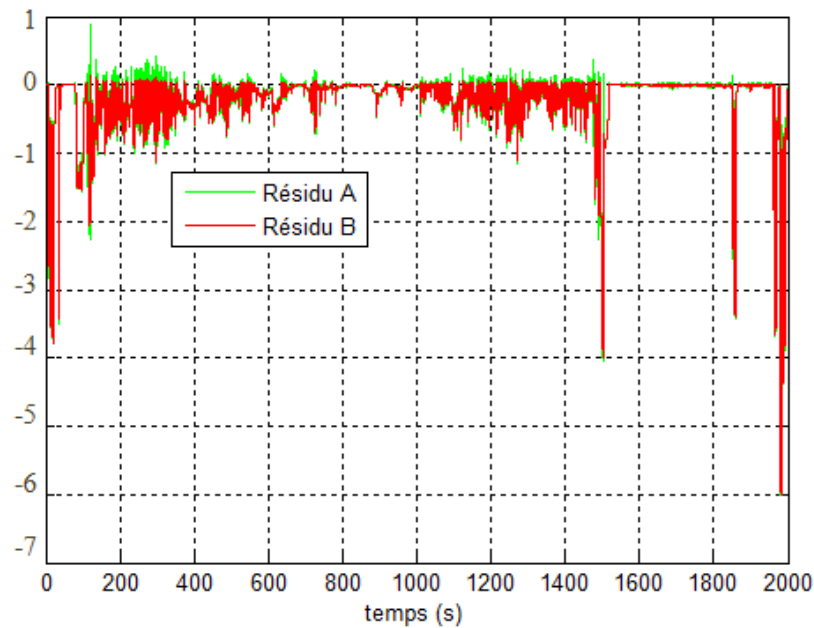


Figure II-16 : Comportement des résidus normalisés sur le jeu de données (résidu actuel et filtré avec le filtre stationnaire de 2nd ordre)

Les performances en détection de la méthode sont évaluées par la simulation des surfaces bloquées à différents moments de temps et à différentes amplitudes (entre -2.5 et 2.5 après normalisation). Les résultats sont illustrés sur la Figure II-17. Sachant que l'objectif principal est de réduire la zone de non-détection de ce type de panne, on s'intéresse à l'amplitude de blocage minimale détectable par la *méthode A* (l'état de l'art industriel) et la *méthode B* (le filtre de Kalman en régime stationnaire (25) avec les paramètres optimisés). On compare également les retards à la détection engendrés par les deux méthodes. Même si assurer un faible retard à la détection n'est pas le but principal dans le cas d'un grippage de gouverne, pour la poursuite du vol, il est important de détecter ce type de panne dans le temps imparti.

Trois régions distinctes sont définies :

➤ *Aire 1* correspond aux grippages à des positions élevées en valeur absolue. Dans ce cas, les pannes sont détectées par les deux méthodes. Toutefois, pour des surfaces bloquées à la même position, un retard à la détection plus faible peut être remarqué en appliquant la *méthode B*. L'amélioration au niveau du retard à la détection est variable en fonction de la position de grippage.

➤ *Aire 2* correspond aux blocages à des positions faibles (inférieures en valeur absolue au seuil de l'état de l'art industriel). Dans cette situation, les pannes sont détectées uniquement par la *méthode B*, sans affecter le niveau actuel de robustesse. Grâce au filtrage, l'amplitude de blocage minimale détectable est diminuée d'environ 50%.

➤ *Aire 3* correspond aux grippages à des amplitudes très faibles (autour de 0 en valeur absolue). Sachant que les positions de blocage sont inférieures au nouveau seuil de détection, aucune des deux méthodes ne détecte ce type de panne. Deux approches capables de détecter les blocages autour de 0° sont présentées dans le Chapitre III.

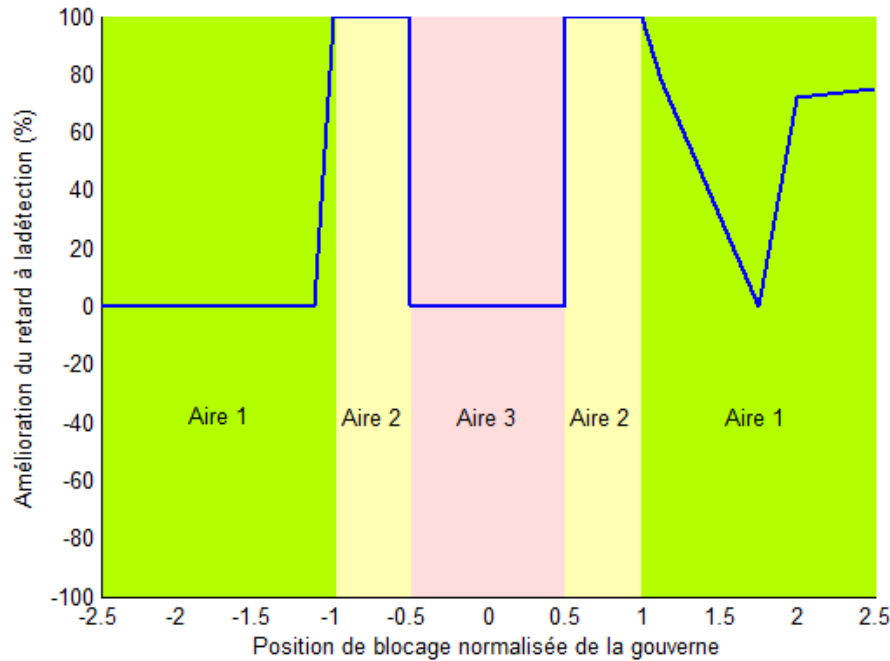


Figure II-17 : Améliorations dans le cas d'un blocage de gouverne

II.4 Conclusion

Ce chapitre a mis en évidence le potentiel offert par l'intégration d'une méthode simple à base de modèle dans le calculateur CDVE pour la détection précoce et robuste de l'embarquement et du blocage des gouvernes. Pour le premier profil de faute, la méthode proposée ne fait pas appel au modèle dynamique du système et offre ainsi des avantages considérables comme la portabilité (la possibilité d'appliquer l'approche pour différents modèles d'actionneurs, différents gouvernes et différentes familles d'avions), la facilité de réglage et de validation. De plus, la méthodologie présente un faible coût calculatoire et satisfait les contraintes opérationnelles et de disponibilité très strictes. Pour le grippage d'une gouverne, la même structure de modèle a été utilisée pour modéliser la boucle d'asservissement de la gouverne et générer ainsi un signal indicateur de défauts. Dans les deux cas, il a été démontré qu'un niveau plus faible de panne peut être détecté (par rapport à celui obtenu avec l'état de l'art industriel), tout en conservant le même niveau de robustesse.

Un problème crucial est la détermination des paramètres de réglage de l'algorithme. Deux démarches d'optimisation hors-ligne ont été proposées. Une approche d'apprentissage itératif est appliquée pour le réglage des hyper-paramètres du filtre de Kalman conventionnel. Dans le cas du filtre de Kalman en régime stationnaire, la procédure d'optimisation correspond à une démarche de type poursuite du modèle de référence, en mettant en entrée une réponse cible appropriée en fonction du type de panne à détecter.

La robustesse et les performances en détection de la méthodologie proposée ont été testées et validées sur le benchmark Airbus et sur un jeu de données réelles, enregistré en vol. Malgré une nette amélioration de l'état de l'art, certaines faiblesses persistent pour la détection des gouvernes bloquées autour de 0° . Dans le chapitre suivant, nous proposerons deux approches différentes capables de détecter ce type de panne, tout en respectant l'ensemble des contraintes industrielles.

Chapitre III – Tests de décision paramétriques et différentiateurs par modes glissants pour le système de commandes de vol

III.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé une technique à base de filtre de Kalman associée à une procédure d'optimisation pour le réglage systématique de ses paramètres, afin de répondre aux spécifications imposées par Airbus. Cette méthode a l'avantage de pouvoir être insérée aisément au sein du calculateur de commandes de vol, sans apporter des modifications majeures à l'architecture actuelle des surveillances industrielles. Les simulations effectuées à l'aide d'un jeu de données réelles et d'un benchmark hautement représentatif fourni par Airbus ont confirmé le potentiel de la méthode.

Dans ce chapitre, nous présenterons deux autres techniques à base de modèle pour la détection robuste et précoce de pannes de type embarquement et grippage des gouvernes de profondeur. Ces méthodes ont été sélectionnées car elles vérifient l'adéquation aux objectifs du cahier des charges et présentent des caractéristiques intéressantes en termes de robustesse, simplicité algorithmique, retard à la détection, faible coût calculatoire pour l'implantation dans le système CDVE et portabilité. De plus, ces techniques utilisent des sources de mesure et d'information déjà présentes au sein du calculateur de commandes de vol. De ce fait, aucun ajout de matériel (capteurs supplémentaires) n'est requis et en conséquence aucune pénalité sur le bilan de masse et de coût n'est entraînée.

La première approche correspond à la mise en place d'un test de décision adéquat dans l'espace paramétrique. Nous montrerons que cette démarche permet de réduire les valeurs maximales atteintes en cas d'embarquement et de détecter les blocages à n'importe quelle amplitude (même autour de 0°). Le test paramétrique sera construit sur les résultats issus d'un algorithme classique d'estimation récursive au sens des moindres carrés avec facteur d'oubli exponentiel [73], afin d'estimer les paramètres modélisant la dynamique de la boucle d'asservissement de la gouverne. L'algorithme classique d'estimation fera l'objet de modifications afin d'éviter tout problème numérique lors de la mise en œuvre temps réel. Il s'agit par exemple des problèmes de "covariance wind-up" et d'instabilité numérique. Nous montrerons qu'il existe des directions paramétriques sensibles à l'apparition des défauts que l'on cherche à détecter. Le test de décision sera ensuite appliqué à ces directions. Le point clé dans cette approche réside dans le fait que les performances (entrée-sortie) du modèle identifié ne sont pas primordiales, nous nous intéresserons uniquement à l'existence d'une direction paramétrique sensible. Dans le cas le plus simple (c'est-à-dire le moins contraignant

en termes de temps de détection), un test à base de seuil et de temps de confirmation permettra la détection d'un blocage de gouverne. Pour un embarquement, un test dit "RC2" (pour deux régions de confiance) sera appliqué pour détecter en ligne et en temps réel les changements abrupts d'un des paramètres surveillés qui réagit à l'apparition d'une telle anomalie.

La seconde approche présentée dans ce chapitre permet la détection des surfaces bloquées à n'importe quelle position, en effectuant une comparaison entre la dérivée de la position de la tige et celle de l'ordre du pilote (Figure I-6). Les dérivées seront estimées via un différentiateur par modes glissants qui offre une grande robustesse vis-à-vis des perturbations dites "coïncidentes" (c'est-à-dire celles qui apparaissent en entrée). Tout comme nous l'avons fait au Chapitre II, les performances des méthodes proposées seront évaluées à travers des campagnes de simulations sur le benchmark Airbus et sur un jeu de données enregistré en vol.

Les travaux présentés dans ce chapitre ont donné lieu à deux brevets [57], [58] et ont été diffusés via une communication internationale [59].

III.2 Détection de l'embarquement et du grippage via un test paramétrique

Cette section est consacrée à la détection robuste et précoce de l'embarquement et du grippage d'une gouverne via un test paramétrique. Nous allons, dans un premier temps, appliquer une démarche d'identification classique pour modéliser la dynamique de la boucle d'asservissement d'une surface de contrôle. Après avoir défini la structure du modèle, nous employons une technique d'estimation de ses paramètres variant dans le temps. Les connaissances physiques relatives à l'actionneur et à la boucle de commande associée permettent de choisir une structure de modèle raisonnable. En ce qui concerne l'algorithme d'estimation, une technique récursive avec facteur d'oubli sera employée.

Les paragraphes suivants n'ont pas pour objet de dresser un état de l'art académique sur les méthodes d'identification (voir [60], [61], [62], [63], [64], [65], [66], [67]) et sur les différents tests de décision. On se propose uniquement de faire un tour d'horizon rapide de principales techniques existantes, en mettant l'accent sur les caractéristiques en corrélation avec notre problématique. Dans la littérature, il existe d'ailleurs de nombreuses études concernant les méthodes de détection qui utilisent des modèles paramétriques. Le lecteur intéressé pourra se référer par exemple à [68], [69], [70], [71], [72].

III.2.1 Identification en ligne

L'estimation paramétrique est basée sur la forme de régression linéaire :

$$y(k) = \varphi^T(k)\theta(k-1) + \varepsilon(k) \quad (34)$$

où $\varphi(k)$ représente le vecteur d'information contenant l'ensemble des mesures passées, $\theta(k)$ est le vecteur des paramètres variant dans le temps, $u(k)$ et $y(k)$ sont respectivement l'entrée et la sortie du modèle et $\varepsilon(k)$ représente l'erreur de prédiction (qui, dans le cas d'un modèle ARX, est une erreur d'équation) :

$$\begin{cases} \varphi^T(k) = [-y(k-1)\dots - y(k-na) \ u(k-nk)\dots u(k-nk-nb+1)] \\ \theta(k) = [a_1(k)\dots a_{na}(k) \ b_1(k)\dots b_{nb}(k)]^T \end{cases} \quad (35)$$

où $[na \ nb]$ est l'ordre du modèle et nk représente le retard entre l'entrée et la sortie.

La sortie prédite $\hat{y}(k)$ à l'instant k s'écrit :

$$\hat{y}(k) = \varphi^T(k)\hat{\theta}(k-1) \quad (36)$$

Les paramètres estimés $\hat{\theta}(k)$ sont obtenus en minimisant le critère:

$$J = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} (y(i) - \hat{y}(i))^2 \quad (37)$$

où λ représente le facteur d'oubli qui a une valeur comprise en 0 et 1. Son choix pondère l'importance des mesures passées dans la mise à jour des paramètres.

La forme récursive de l'algorithme des moindres carrés avec facteur d'oubli exponentiel [60] est donnée par :

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)\varepsilon(k) \\ \varepsilon(k) = y(k) - \varphi^T(k)\hat{\theta}(k-1) \\ K(k) = \frac{P(k-1)\varphi(k)}{\lambda + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \\ P(k) = \frac{P(k-1) - K(k)\varphi^T(k)P(k-1)}{\lambda} \end{cases} \quad (38)$$

où $K(k)$ et $P(k)$ sont respectivement le gain et la matrice de covariance associée aux paramètres estimés, à l'instant k .

Le choix du facteur d'oubli résulte d'un compromis entre la vitesse de l'adaptation et la qualité de l'estimation. Une valeur faible du facteur d'oubli implique une convergence rapide des paramètres estimés vers leurs valeurs réelles, mais la sensibilité par rapport au bruit est augmentée. En revanche, pour une valeur élevée du facteur d'oubli, l'algorithme oublie peu les données passées, ce qui se traduit par une convergence lente. Notons que pour un facteur d'oubli unitaire, l'algorithme (38) est équivalent à un filtre de Kalman avec des paramètres spécifiques [60].

III.2.2 Implantation

En vue de l'implantation en temps réel de l'algorithme (38), il est nécessaire de prendre en compte quelques précautions. En effet, l'algorithme d'estimation doit être robustifié afin d'éviter les inconvénients suivants :

- phénomène dit de "covariance wind-up ou blow-up" : ce phénomène pourrait se produire lorsque l'ordre du pilote n'est pas suffisamment excitant. En effet, formellement, la matrice d'auto corrélation d'ordre n de l'ordre du pilote doit être non singulière si l'on cherche à identifier un modèle d'ordre n (propriété dite de persistance de l'excitation) ;
- instabilité numérique.

Covariance wind-up

Pour illustrer ce phénomène, on s'intéresse à l'expression de la matrice de covariance $P(k)$ dans le système (38). L'utilisation du facteur d'oubli dans l'algorithme d'estimation implique que les informations anciennes soient oubliées progressivement par rapport aux nouvelles données $\varphi(k)$. Lorsque le signal d'entrée est suffisamment riche, cela ne pose aucun problème car l'information oubliée à l'instant $k-1$ peut être compensée par de nouvelles mesures $\varphi(k)$, $\varphi(k+1)$ Cependant, dans le cas où le signal d'entrée n'est pas suffisamment persistant pendant un laps de temps (comme dans le système CDVE par exemple, lorsque les gouvernes sont contrôlées via des ordres du pilote plus ou moins excitants), les informations anciennes sont oubliées de manière continue, sachant qu'il y a une très faible dynamique d'informations nouvelles. Cela se traduit par $\varphi^T(k)P(k-1) \rightarrow 0$. De plus, comme $\frac{1}{\lambda} \geq 1$, la matrice de covariance $P(k)$ peut augmenter de manière exponentielle sous l'effet de l'oubli. En conséquence, il y a un risque d'explosion numérique et l'algorithme d'estimation risque de s'arrêter avant que les paramètres convergent.

Une des solutions développées dans [76], [77], pour palier au problème de covariance wind-up, est l'oubli directionnel (Directional Forgetting, DF). L'algorithme présente une complexité calculatoire semblable à celle de la méthode des moindres carrés récursifs. Par

rapport à l'approche (38), le changement intervient lors de la mise à jour du gain et de la matrice de covariance. Plus précisément, l'algorithme consiste à introduire de l'oubli seulement dans les directions où de l'information persistante arrive pour compenser les mesures passées. Autrement dit, les informations anciennes sont oubliées seulement dans la direction de nouvelles données d'entrée excitantes afin d'assurer la convergence des estimations et d'éviter des variations importantes de paramètres. La structure de la version robustifiée de l'approche (38) est donnée par :

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)\varepsilon(k) \\ \varepsilon(k) = y(k) - \varphi^T(k)\hat{\theta}(k-1) \\ K(k) = \frac{P(k-1)\varphi(k)}{1 + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \\ P(k) = P(k-1) - \frac{P(k-1)\varphi(k)\varphi^T(k)P(k-1)}{(\beta(k))^{-1} + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \\ \beta(k) = \begin{cases} \lambda - \frac{1-\lambda}{\varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} & \text{si } \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k) > 0 \\ 1 & \text{si } \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k) = 0 \end{cases} \end{array} \right. \quad (39)$$

où $\beta(k)$ est la nouvelle fonction d'oubli.

Dans le système (39), on remarque le fait que le paramètre $\beta(k)$ devient variable dans l'équation de mise à jour de la matrice de covariance $P(k)$, uniquement dans la direction des données persistantes ($\varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k) > 0$). Dans le cas contraire, $\beta(k) = 1$.

Instabilité numérique

La stabilité numérique est un autre point fondamental à respecter pour l'implantation de l'algorithme (38) en temps réel. En effet, la matrice de covariance $P(k)$ doit être symétrique définie non-négative ($P(k) = [\sum_{i=1}^k (\lambda^{k-i} \varphi(i)\varphi^T(i))]^{-1}$), propriété qui peut être perdue en raison de l'accumulation des erreurs d'arrondi introduites par le calculateur après un grand nombre d'itérations [82].

Ce problème a été largement étudié dans la littérature et il existe plusieurs solutions permettant d'améliorer la stabilité et la robustesse numérique de l'algorithme des moindres carrés récursifs et empêcher la divergence des paramètres: la décomposition de Cholesky, la décomposition QR, la décomposition en valeurs singulières (Singular Values Decomposition, SVD) [78], [79], [80], [81], la méthode "square root" de Potter [85], la décomposition U-D de Bierman [83], [84]. La factorisation U-D de Bierman fait partie des méthodes les plus efficaces et moins gourmandes en charge calculatoire. Dans le contexte de nos travaux, le

choix s'est donc porté sur l'utilisation de cette méthode. Son principal avantage est lié à la décomposition de la matrice de covariance sous une forme qui ne nécessite pas le calcul de racine carrée, opération souvent coûteuse en temps de calcul par rapport à d'autres opérations arithmétiques.

Une version factorisée de la matrice de covariance est ainsi appliquée :

$$P(k) = U(k)D(k)U^T(k) \quad (40)$$

où U est une matrice triangulaire supérieure avec des valeurs unitaires sur la diagonale et D est une matrice diagonale. La matrice $P(k)$ n'est donc plus directement utilisée, la mise à jour étant effectuée à chaque pas de calcul sur $U(k)$ et $D(k)$. La forme factorisée ainsi obtenue de la méthode des moindres carrés récursifs est décrite ci-dessous.

Moindres carrés récursifs avec factorisation U-D

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k) &= \hat{\theta}(k-1) + K(k)\varepsilon(k) \\ \varepsilon(k) &= y(k) - \varphi^T(k)\hat{\theta}(k-1) \end{aligned}$$

$$f(k) = U^T(k-1)\varphi(k) ; g(k) = D(k-1)f(k) ; \beta_0 = \lambda$$

Pour $j=1$ à d

$$\begin{cases} \beta_j = \beta_{j-1} + f_j g_j \\ D_{jj}(k) = D_{jj}(k-1)\beta_{j-1} / (\beta_j \lambda) \\ v_j = g_j \\ \mu_j = -f_j / \beta_{j-1} \end{cases}$$

Pour $i=1$ à $j-1$ % si $j=1$ alors on retourne

$$\begin{cases} U_{ij}(k) = U_{ij}(k-1) + v_i \mu_j \\ v_i = v_i + U_{ij}(k-1)v_j \end{cases}$$

fin

fin

$$K(k) = [v_1 \dots v_d]^T$$

$$K(k) = K(k) / \beta_d$$

où d représente le nombre de paramètres à estimer.

III.2.3 Tests de cohérence sur les variables internes

Ce paragraphe a pour objet de décrire brièvement quelques tests de cohérence appliqués dans l'espace paramétrique afin de détecter un changement anormal des paramètres internes, pouvant être révélateur de l'apparition d'un ou plusieurs défauts affectant le comportement du système surveillé.

Le problème de détection consiste ici à décider si pour un modèle donné, l'estimation des paramètres en ligne est cohérente avec une estimation de référence en situation nominale. Cette décision est réalisée par la mise en place de tests de détection de changements internes. Supposons que l'on dispose de la valeur nominale, calculée *a priori* d'un vecteur des paramètres ainsi que de sa matrice de variance-covariance associée, censée traduire la variabilité des paramètres en fonctionnement normal. Pour conclure sur la présence d'un défaut dans le système surveillé, le principe est de comparer ces données de référence avec les données réelles (les valeurs du vecteur des paramètres et de la matrice de covariance associée), estimées en ligne (à l'aide par exemple d'un algorithme d'identification décrit dans les paragraphes précédents).

On note :

- $\hat{\theta}_1$: Un modèle paramétrique de référence, estimé hors-ligne, sous condition de fonctionnement sain ;
- $\hat{\theta}_2$: Un modèle paramétrique estimé en ligne, sous condition de fonctionnement normal ou défaillant ;
- C_1 : Matrice de covariance correspondante à $\hat{\theta}_1$;
- C_2 : Matrice de covariance associée à $\hat{\theta}_2(k)$, estimée en ligne ;
- N : Nombre de données disponibles.

Dans l'hypothèse où les paramètres sont pratiquement constants en fonctionnement normal, leur variabilité peut s'expliquer essentiellement par la présence des perturbations et de leur propagation. Ainsi, toute variation significative d'un ou plusieurs paramètres (par rapport à la valeur de référence) peut être interprétée comme l'apparition d'un défaut. Le problème que nous cherchons à résoudre consiste donc à choisir l'une des deux hypothèses suivantes :

- H_0 : le système est dans un état jugé normal, c'est-à-dire que les variations paramétriques observées ne sont pas provoquées suite à l'apparition d'un défaut, mais plutôt à cause du bruit et/ou des imprécisions de modèle ;
- H_1 : H_0 n'est pas vrai.

Soit :

$$\delta\hat{\theta} = \hat{\theta}_2 - \hat{\theta}_1 \quad (41)$$

Sous certaines hypothèses [60] et si le nombre de données N est assez grand, les vecteurs de l'erreur de prédiction $\theta - \hat{\theta}_1$ et $\theta - \hat{\theta}_2$ sont des variables aléatoires suivant une distribution gaussienne :

$$\sqrt{N_i}(\hat{\theta}_i - \theta) \in AsN^s(0, P_i), \text{ avec } C_i = \frac{\hat{P}_i}{N_i}, i \in \{1,2\} \quad (42)$$

où θ est le vrai vecteur des paramètres, N_1, N_2 représentent respectivement le nombre de données des ensembles $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2$ et les matrices de covariance asymptotique \hat{P}_i peuvent être estimées à partir des mesures.

Sous l'hypothèse H_0 et en admettant que $\hat{\theta}_1$ et $\hat{\theta}_2$ sont indépendants, on a :

$$\delta\hat{\theta} \in AsN(0, \delta\mathcal{P}) \quad (43)$$

avec

$$\delta\hat{\mathcal{P}} \cong C_1 + C_2 \quad (44)$$

En se basant sur la relation statistique (43), différents tests statistiques d'hypothèses peuvent être construits pour décider d'un changement dans les caractéristiques du système [87], [88]. Le test le plus simple est :

$$T_1 = \max \left| \frac{\delta\hat{\theta}_j}{\sqrt{\delta\hat{\mathcal{P}}_{jj}}} \right| \text{ avec } j = 1 \dots n \quad (45)$$

où n est la dimension de l'espace paramétrique. Dans T_1 , les éléments non-diagonaux de $\delta\hat{\mathcal{P}}$ ne sont pas considérés. Un autre test T_2 permet la prise en compte de ces éléments, en faisant tout d'abord une décomposition en valeurs singulières de la matrice $\delta\hat{\mathcal{P}}$ telle que $\delta\hat{\mathcal{P}} = V\hat{S}V^T$ et $\hat{\beta} = V^T \delta\hat{\theta}$. Le nouveau test est défini par :

$$T_2 = \max \left| \frac{\hat{\beta}_j}{\sqrt{\hat{S}_j}} \right| \text{ avec } j = 1 \dots n \quad (46)$$

[§] Asymptotiquement Normalement Distribué

Un troisième test correspond au test bien connu de Chi-deux [86], [89] et peut être élaboré en supposant que la distribution de $\delta\hat{\theta}$ est gaussienne. Cette dernière propriété implique que la variable T_3 suit une distribution de χ^2 avec n degrés de liberté:

$$T_3 = \delta\hat{\theta}^T \delta\hat{P}^{-1} \delta\hat{\theta} \quad (47)$$

En comparant une des relations (45), (46), (47) avec des seuils fixes, il est possible de conclure sur la présence d'une anomalie dans le système. Une panne est détectée (hypothèse H_1 retenue) si le résultat d'un test est supérieur à un seuil, dont le choix est un compromis entre la sensibilité de détection et la faible probabilité de fausse alarme. Pour T_3 , le seuil est choisi selon un intervalle de confiance donné qui dépend de la probabilité d'erreur (la probabilité du rejet de H_0 , quand H_0 est vrai).

III.2.3.1 Test basé sur les régions de confiance

Le test dit "RC2" (pour deux régions de confiance) a été développé, dans sa version originale dans [90] pour les applications liées à la navigation inertielle dans le domaine de l'aéronautique. La solution proposée conduit à un problème d'optimisation, délicat à résoudre dans certaines situations où le test de décision est censé converger en un temps très court. Dans [32], une technique de résolution différente a été développée, capable de détecter rapidement un changement abrupt dans le comportement d'un ou plusieurs paramètres d'un modèle. L'approche est basée sur des arguments géométriques. La simplicité et le coût calculatoire bas, ainsi que la vitesse de convergence sont les principaux avantages de cette technique. De plus, aucune procédure d'optimisation n'est nécessaire, ce qui facilite son implantation en temps réel.

Dans ce paragraphe, on s'intéressera uniquement au principe de fonctionnement et à l'algorithme de résolution du test RC2. Les développements théoriques associés sont décrits en détail dans [32], [33], [88].

La méthode consiste à comparer, à chaque pas de calcul, deux régions de confiance qui traduisent l'évolution de l'espace paramétrique admissible. Les régions de confiance sont associées respectivement aux estimations en ligne $\hat{\theta}_2$ avec les marges d'incertitude associées (données par la matrice de covariance) et aux variables de référence, en fonctionnement sain $\hat{\theta}_1$. Ce test tient donc naturellement compte de la robustesse de détection vis-à-vis des erreurs de modélisation et des bruits de capteurs.

Avec les mêmes notations que dans le paragraphe précédent et en supposant que la loi de distribution de $\theta - \hat{\theta}_1$ et $\theta - \hat{\theta}_2$ est effectivement gaussienne, les scalaires :

$$x_i = (\theta - \hat{\theta}_i)^T C_i^{-1} (\theta - \hat{\theta}_i), \text{ avec } i \in \{1,2\} \quad (48)$$

suivent une loi de χ^2 avec n degrés de liberté :

$$P_i(\alpha) = \text{Prob}(x_i \leq \alpha) = \text{Prob}(\chi_n^2 \leq \alpha), \text{ avec } i \in \{1,2\} \quad (49)$$

Ainsi, si l'on fixe le même niveau de confiance ρ dans les deux modèles estimés, les régions de confiance dans l'espace paramétrique seront deux ellipsoïdes ε_1 et ε_2 centrées respectivement sur $\hat{\theta}_1$ et $\hat{\theta}_2$:

$$\varepsilon_i(\hat{\theta}_i, \rho) = \{\theta | (\hat{\theta}_i - \theta)^T C_i^{-1} (\hat{\theta}_i - \theta) \leq \alpha\}, \text{ avec } i \in \{1,2\} \quad (50)$$

Le test RC2 consiste alors à faire le choix suivant :

- H_0 si $\exists \theta$ tel que $\theta \in \varepsilon_1(\hat{\theta}_1, \rho)$ et $\theta \in \varepsilon_2(\hat{\theta}_2, \rho)$;
- H_1 sinon.

Le test revient donc à décider s'il existe une partie commune entre la région de confiance autour des variables de référence en fonctionnement nominal et la région de confiance autour des variables estimées en ligne (c'est-à-dire si le vrai vecteur des paramètres θ se trouve simultanément dans les deux régions). Une panne est détectée à partir du moment où les deux ellipsoïdes de confiance ne se chevauchent plus. Autrement dit, quand le résultat du test est supérieur à un seuil donné α , une panne est confirmée (hypothèse H_1 retenue). L'évolution des régions de confiance avant et après l'apparition d'un défaut est présentée sur la Figure III-1.

Le seuil α est lié aux niveaux de confiance spécifiés *a priori*. Les performances en termes de robustesse et de détection sont donc liées au choix de α . Il apparaît comme un paramètre de synthèse pour gérer le compromis faible retard à la détection/faible taux de fausse alarme. Une valeur de α élevée augmente la taille des régions de confiance et par la même accroît la robustesse. Le taux de fausse alarme est ainsi réduit, mais le retard à la détection augmente. Dans le cas particulier où la loi de distribution de l'erreur de prédiction $\theta - \hat{\theta}_1$ et $\theta - \hat{\theta}_2$ est effectivement gaussienne, le seuil peut être choisi à l'aide de la table de Chi-deux en fonction du niveau de confiance, c'est-à-dire de la probabilité que le vrai vecteur des paramètres se trouve à l'intérieur des ellipsoïdes de confiance.

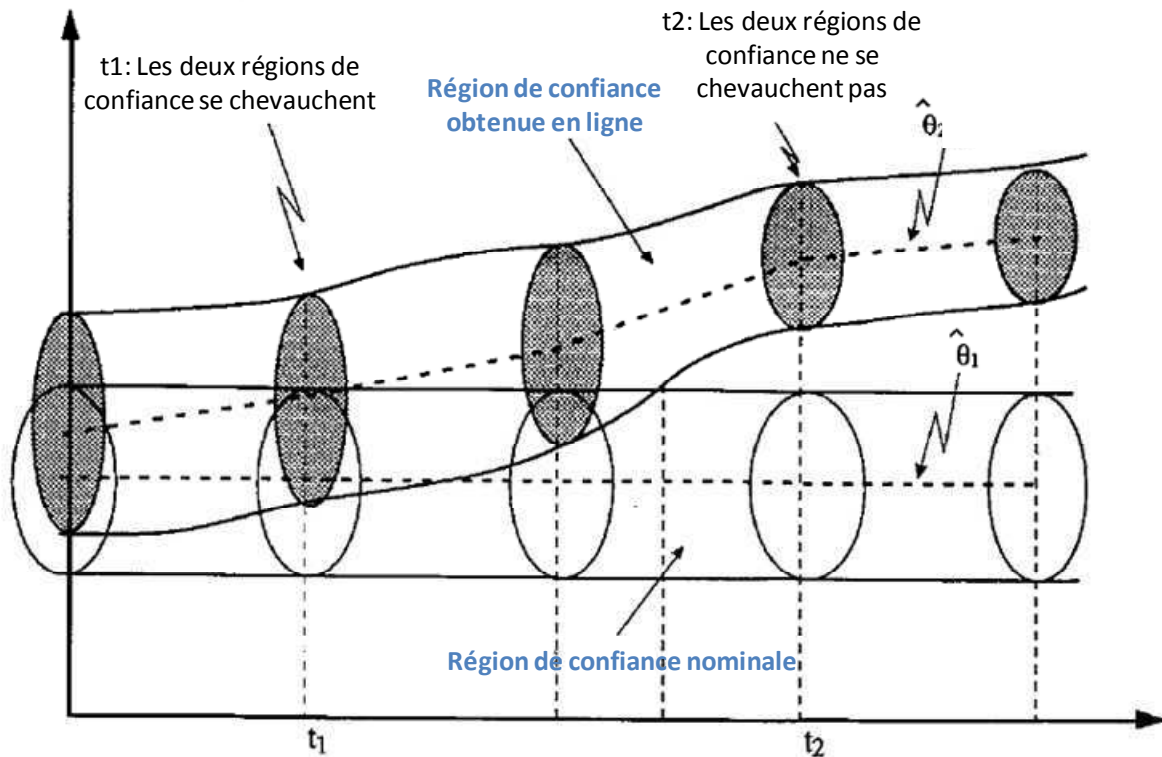


Figure III-1 : Disposition des ellipsoïdes de confiance pour la détection d'une panne

Test RC2

(i) Vérifier que : $(\hat{\theta}_2(k) - \hat{\theta}_1)^T (C_2(k))^{-1} (\hat{\theta}_2(k) - \hat{\theta}_1) > \alpha$.

Si l'inégalité n'est pas vérifiée, alors les deux régions se chevauchent et on a un fonctionnement normal. En conséquence, la procédure s'arrête.

(ii) Chercher avec la méthode de dichotomie, la racine négative unique λ_0 de $F(\lambda)$, où :

$$F(\lambda) = (V(\lambda))^T (C_2(k))^{-1} V(\lambda) - \alpha$$

$$V(\lambda) = [\lambda(C_2(k))^{-1} - (C_1)^{-1}]^{-1} (C_1)^{-1} (\hat{\theta}_2(k) - \hat{\theta}_1)$$

$$F(-\infty) = -\alpha \text{ et } F(0) > 0$$

avec une valeur initiale $A < 0$ tel que $F(A) < 0$.

(iii) On considère la fonction: $W = [\lambda_0(C_2(k))^{-1} - (C_1)^{-1}]^{-1} (C_2(k))^{-1} (\hat{\theta}_2(k) - \hat{\theta}_1)$

$$test = \lambda_0^2 W^T (C_1)^{-1} W$$

Si $test > \alpha$, alors les deux régions ne se chevauchent plus. Une panne est ainsi détectée.

Il est d'ailleurs montré dans [32], que dans le cas monodimensionnel, le test RC2 est équivalent au test de Chi-deux. En général, le test Chi-deux est bien placé pour détecter des défauts "soft", tandis que RC2 est approprié notamment pour les applications en temps réel dans lesquelles une prise de décision rapide est exigée. Cependant, sa généralisation au cas multidimensionnel donne un mécanisme de déroulement différent, qui implique trois étapes successives (voir tableau ci-dessus).

III.2.4 Application et résultats de simulation

III.2.4.1 Modélisation de la boucle d'asservissement

La démarche utilisée pour la détection robuste et précoce de pannes recherchées consiste à combiner la procédure d'estimation des paramètres modélisant la dynamique de la boucle d'asservissement (voir Figure II-6), avec un test de décision appliqué dans l'espace paramétrique. Dans les processus de modélisation et d'identification et afin de choisir la structure appropriée du modèle, on utilise les connaissances physiques portant sur les différents éléments qui constituent la boucle d'asservissement. Un modèle simple est ainsi choisi, permettant d'assurer en même temps un faible coût calculatoire de l'approche développée. Plus précisément, la position de la tige est estimée comme une combinaison linéaire d'une seule mesure passée de l'ordre d'asservissement et de la sortie (de la position de la tige fournie par le capteur LVDT). En intégrant la relation (35) dans (36), la sortie prédite à l'instant k s'écrit :

$$\hat{y}(k) = b_1(k-1)u(k-nk) - a_1(k-1)y(k-1) \quad (51)$$

où $\hat{\theta}(k) = \begin{bmatrix} a_1(k) \\ b_1(k) \end{bmatrix}$ représente le vecteur des paramètres à estimer, variant dans le temps et le retard nk entre l'entrée et la sortie du système est choisi en fonction du retard constaté sur un jeu de données enregistré en vol.

Rappelons que le principe de l'estimation paramétrique consiste à élaborer l'erreur d'estimation $\varepsilon(k)$, puis à minimiser ce signal d'erreur pour corriger les valeurs des paramètres $\hat{\theta}(k)$ du modèle de la boucle d'asservissement. Autrement dit, la sortie estimée suivra la sortie réelle même en cas de défaut. En conséquence, au moment d'une anomalie (ou peu de temps après), l'estimation de la sortie n'accordera pratiquement plus de poids à l'ordre (qui ne sera plus en concordance avec la position réelle), en accentuant la confiance accordée à la valeur de la sortie $y(k-1)$ mesurée à l'instant précédent. A partir de l'équation (51), on déduit que suite à l'apparition d'une panne, le coefficient b_1 associé à l'ordre

d'asservissement convergerait vers zéro. De plus, le paramètre a_1 convergerait vers -1 (sauf pour les blocages à 0°).

Autrement dit, il existe (au moins) une direction paramétrique très sensible à tout phénomène de type embarquement et blocage qui apparaît sur la sortie du système. Avec la structure du modèle choisie, la surveillance de cette direction revient ici à surveiller un scalaire (le paramètre identifié b_1) à chaque instant (un seul degré de liberté). Encore une fois, dans la démarche proposée, ce n'est pas la performance de la sortie estimée qui nous intéresse, mais plutôt un des paramètres estimés dont la convergence vers zéro est considérée comme un indicateur de défaut. Le test de détection portera donc simplement sur cette information afin de couvrir l'ensemble des pannes d'embarquement et de grippage affectant un actionneur.

Remarque 5. *Il est à noter qu'un biais entre l'ordre d'asservissement et la position de la tige (donc respectivement entre l'entrée et la sortie de la technique de surveillance) apparaît dans la voie MON du calculateur. Le biais variant en fonction de l'ordre d'asservissement, pourrait atteindre parfois des valeurs élevées et conduire ainsi à une fausse alarme. Afin d'empêcher ce phénomène, cet écart devrait être estimé et injecté dans le mécanisme de détection pour l'implantation de la technique de surveillance dans la voie MON du calculateur. Cette démarche n'a cependant pas été appliquée lors de la thèse car le biais n'est pas présent dans la partie COM.*

Le schéma fonctionnel de la procédure de détection est donné dans la Figure III-2. A noter que le réglage du facteur d'oubli λ utilisé dans la procédure d'identification, doit être adapté au contexte de détection d'un embarquement ou d'un blocage, sachant que des tests de décision différents sont appliqués pour chaque type de panne.

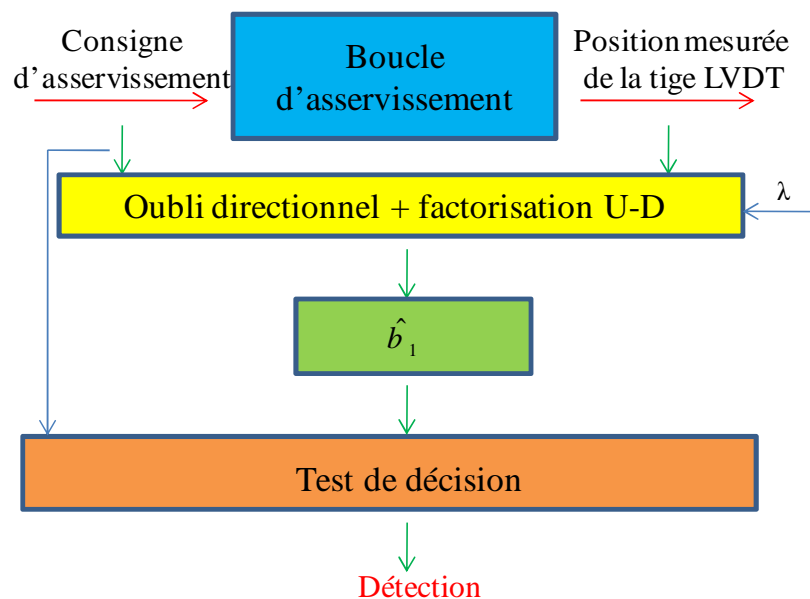


Figure III-2 : Schéma fonctionnel de détection

Afin de remédier aux problèmes pratiques d'implantation (voir section III.2.2), les paramètres du modèle de la boucle d'asservissement sont estimés à l'aide d'une version robustifiée de l'approche (38). Concrètement, l'algorithme de l'oubli directionnel (39) est appliqué, où la matrice de covariance est indirectement mise à jour à l'aide de la factorisation U-D (40). Pour le modèle (51), les expressions de la matrice triangulaire supérieure avec des valeurs unitaires sur la diagonale $U(k)$ et de la matrice diagonale $D(k)$ sont :

$$U(k) = \begin{bmatrix} 1 & u_1(k) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (52)$$

$$D(k) = \begin{bmatrix} d_1(k) & 0 \\ 0 & d_2(k) \end{bmatrix} \quad (53)$$

En introduisant les relations (52) et (53) dans l'équation (40) et en considérant

$P(k) = \begin{bmatrix} p_{11}(k) & p_{12}(k) \\ p_{21}(k) & p_{22}(k) \end{bmatrix}$, on déduit les éléments de la matrice de covariance :

$$\begin{cases} p_{11}(k) = d_1(k) + u_1^2(k)d_2(k) \\ p_{12}(k) = u_1(k)d_2(k) \\ p_{21}(k) = u_1(k)d_2(k) \\ p_{22}(k) = d_2(k) \end{cases} \quad (54)$$

Les équations finales à implanter dans le système CDVE pour la détection d'un embarquement ou d'un grippage de gouverne sont obtenues à partir du système (39), où la décomposition (54) est introduite dans les expressions du gain et de la matrice de covariance. Les deux premières équations du système (39) (mise à jour des paramètres et de l'erreur d'estimation) restent inchangées. Dans sa version de base (38), la complexité calculatoire de la technique d'identification est comparable à un filtre de Kalman du premier ordre. La robustification numérique de l'algorithme conduit à l'intégration de quelques opérations supplémentaires mais sa complexité calculatoire reste tout à fait raisonnable.

Remarque 6. *Le choix d'une valeur initiale élevée de $P(0)$ implique la diminution de l'influence de celle-ci (par rapport à l'influence des données $\varphi(k)$) sur la valeur de la matrice à l'instant k :*

$$P(k) = [P^{-1}(0) + \sum_{i=1}^k (\varphi(i)\varphi^T(i))]^{-1} \quad (55)$$

A partir des relations (54) et (55), on obtient :

$$\begin{aligned}U(0) &= I_2 \\D(0) &= rI_2\end{aligned}\tag{56}$$

où le coefficient r est généralement choisi entre 100-10000 [91].

III.2.4.2 Application au grippage

Dans ce paragraphe on s'intéresse uniquement à la détection d'une panne de type grippage de gouverne à n'importe quelle position, même autour de 0° . L'objectif est d'utiliser un test de décision approprié sur le paramètre b_1 estimé avec la méthode robustifiée décrite précédemment, en choisissant en même temps un facteur d'oubli adéquat. Cet unique paramètre de réglage de l'approche d'identification conditionne fortement les performances de la méthode.

Ici, le test de décision appliqué dans l'espace paramétrique est une simple logique à base de seuil et de temps de confirmation. Plus précisément, sachant que le passage autour de zéro de la valeur estimée indique l'apparition d'une anomalie, un blocage est détecté si la valeur absolue de b_1 est inférieure à un seuil proche de zéro pendant un temps de confirmation suffisamment long. La mise en place d'un temps de confirmation long (supérieur à celui utilisé actuellement) et d'un faible seuil de détection permet de rendre la détection plus robuste. En effet, plus le seuil est grand, plus le risque de déclencher une fausse alarme augmente car la valeur absolue du paramètre b_1 pourrait être inférieure au seuil en fonctionnement sain.

Le choix du facteur d'oubli de la procédure d'identification est réalisé suite à une campagne de tests sur un jeu de données réelles enregistré en vol, en rajoutant différents scénarii de grippage sur la position de la gouverne. Comme expliqué dans la section III.2.1, le facteur d'oubli est réglé afin d'assurer le compromis entre la qualité de l'estimation et la vitesse de convergence (robustesse/détection) et de détecter ainsi les blocages à n'importe quelle amplitude, sans déclencher de fausse alarme.

La robustesse de la méthode est toutefois conditionnée par la consigne d'asservissement également. En effet, de petits ordres du pilote pourraient entraîner une très faible valeur du paramètre estimé, éventuellement inférieure au seuil de détection fixé, et donc conduire dans ce cas précis à de fausses alarmes. En conséquence, une condition supplémentaire liée à l'ordre d'asservissement est introduite dans le test de décision. Un blocage est détecté si simultanément, pendant un temps de confirmation T_{conf} donné, la valeur absolue du paramètre estimé est inférieure à un seuil s_1 donné et la valeur absolue de l'ordre du pilote est

supérieure à un seuil s_2 donné (Figure III-3). Il est à noter que la valeur du seuil s_2 est très faible et qu'un blocage à 0° pour des ordres du pilote autour de 0° (donc inférieurs en valeur absolue à s_2) n'est pas considéré comme une panne car la position de la gouverne correspond dans ce cas, à l'ordre du pilote.

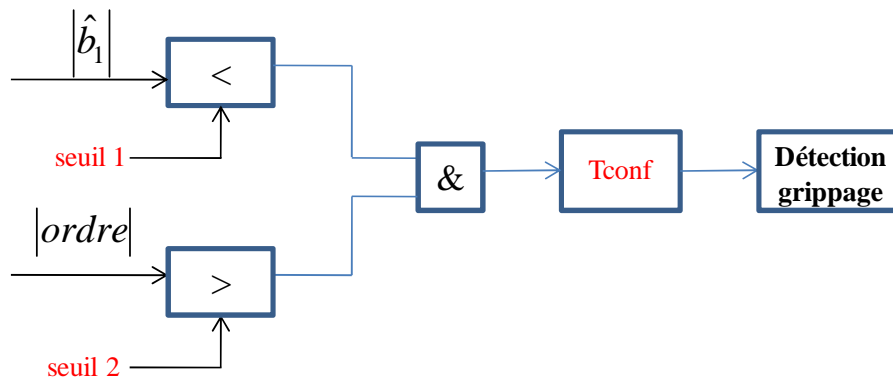


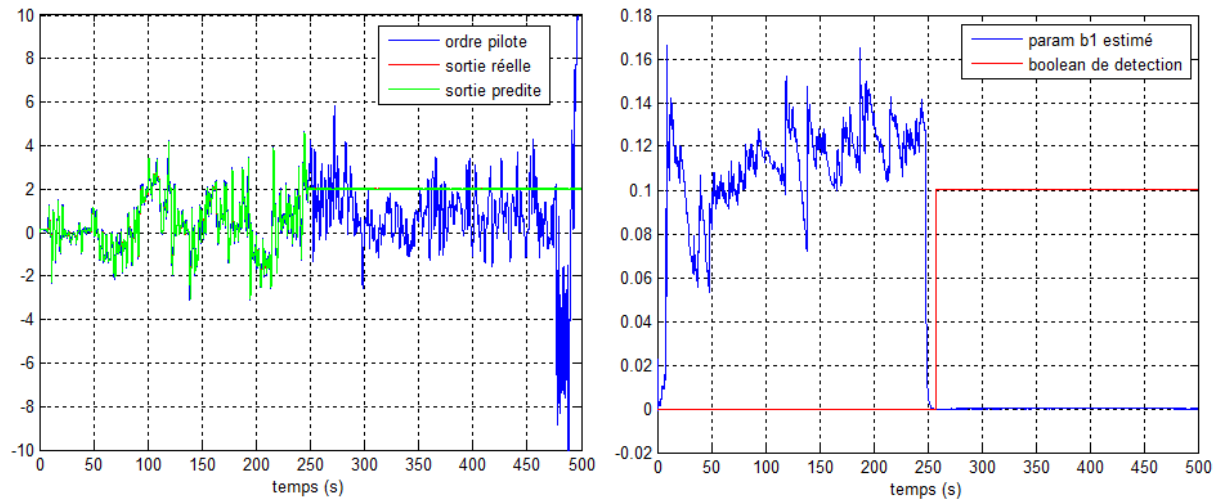
Figure III-3 : Schéma fonctionnel prise de décision

Résultats de simulation

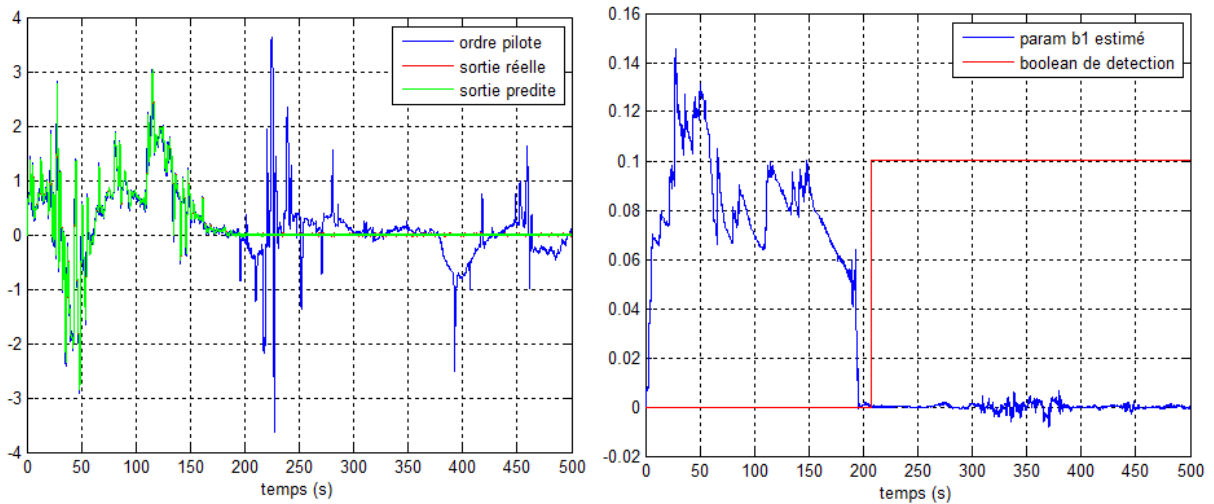
Comme dans le Chapitre II, la robustesse et les performances en détection de l'approche développée avec les paramètres de réglage optimisés, sont évaluées sur le benchmark Airbus et à l'aide d'un long jeu de données enregistré en vol. Les essais en détection consistent à tester la capacité de la méthode à détecter les grippages à différents instants d'apparition et à différentes positions, notamment à des amplitudes non détectables par la technique actuellement employée à bord de l'A380 (présentée dans la section I.4.2). Un grand nombre de scénarii de blocages susceptibles d'apparaître dans la chaîne d'asservissement en position d'une gouverne est ainsi injecté de manière artificielle. Les essais en robustesse consistent à surveiller le taux de fausse alarme, notamment lors des consignes d'asservissement avec un faible domaine d'amplitude. On rappelle que des ordres du pilote autour de zéro pourraient conduire à un paramètre estimé inférieur au seuil de détection et affecter ainsi la robustesse de l'approche.

La Figure III-4 et la Figure III-5 montrent les résultats sur le jeu de données. Pour des raisons de confidentialité, les données ont été normalisées. Trois types de défaillances sont simulés sur la gouverne de profondeur :

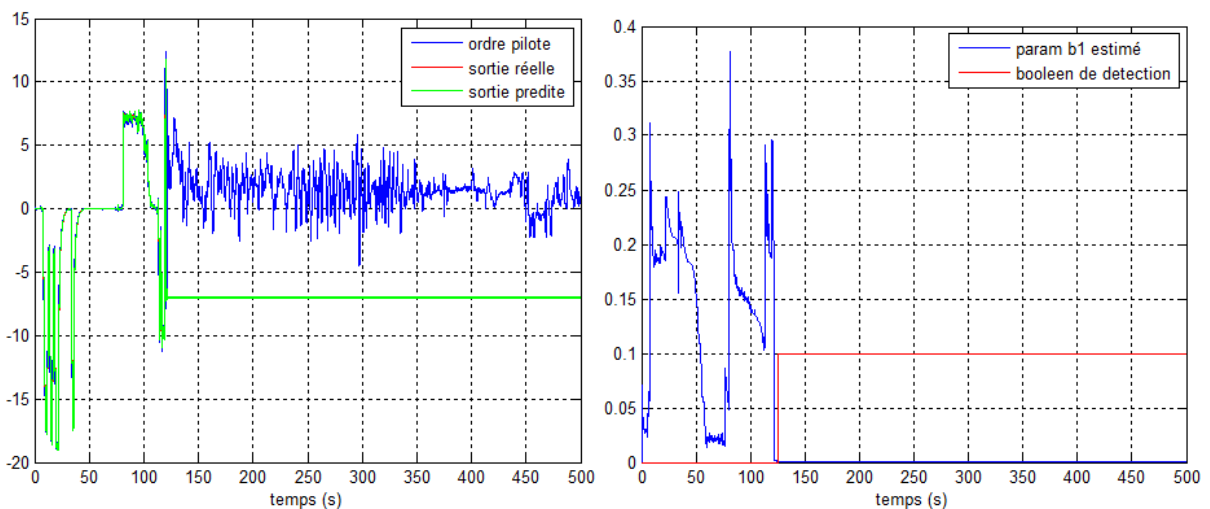
- blocage à une position supérieure en valeur absolue au seuil actuel de détection ;
- grippage à une amplitude inférieure en valeur absolue au seuil actuel de détection ;
- grippage autour de zéro.



a) Blocage à une position normalisée égale à 2 b) Allure du paramètre estimé



c) Blocage à une position normalisée égale à 0 d) Allure du paramètre estimé



e) Blocage à une position normalisée égale à -7 f) Allure du paramètre estimé

Figure III-4 : Exemples de pannes simulées et l'allure correspondante du paramètre estimé

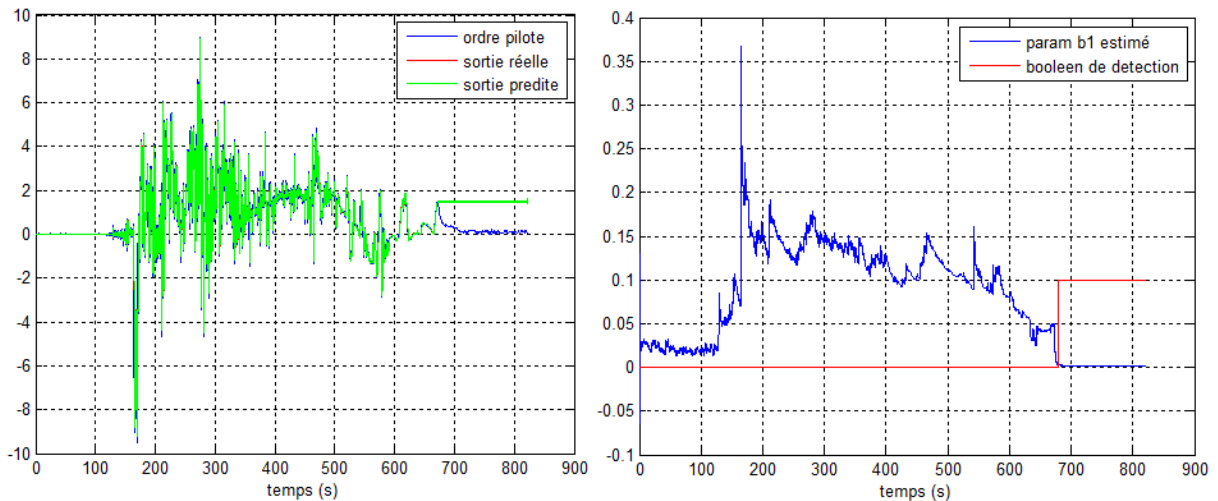


Figure III-5 : Injection d'un blocage sur le jeu de données

Les résultats de simulation confirment les développements théoriques et notamment le fait que la position estimée est identique à la sortie réelle même en cas de panne. En conséquence, le paramètre b_1 estimé avec une version modifiée de l'algorithme de l'oubli exponentiel est sensible au défaut que l'on cherche à détecter. On remarque sa convergence vers 0 au moment de l'apparition d'un blocage, indépendamment de la position de la panne. Un booléen indicateur de défaut passe de 0 à 0.1 au moment de la confirmation du défaut.

Dans la Figure III-4f) et la Figure III-5, on constate de faibles valeurs du paramètre estimé en fonctionnement normal, correspondantes à un ordre du pilote nul. Cependant, grâce à la condition supplémentaire associée à la consigne d'asservissement dans la procédure de prise de décision (voir Figure III-3), aucune fausse alarme n'est constatée pendant les simulations. De plus, on remarque que l'algorithme robustifié n'est pas sensible au phénomène de covariance wind-up, c'est-à-dire à des ordres du pilote peu excitants (voir section III.2.2).

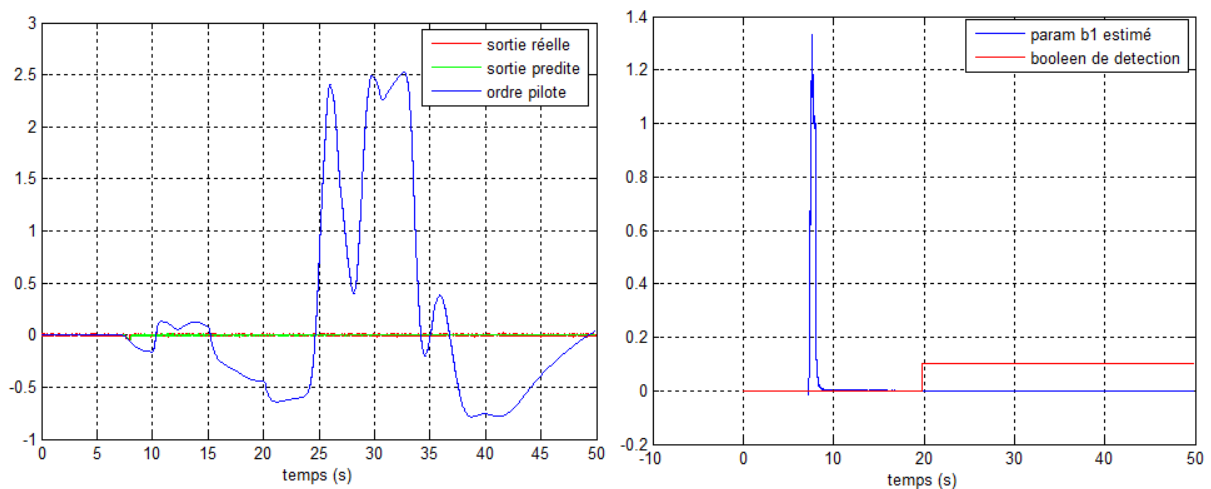


Figure III-6 : Injection d'un blocage à zéro sur le benchmark

La Figure III-6 illustre les résultats obtenus sur un scénario du benchmark Airbus. La gouverne de profondeur est bloquée autour de zéro à partir de $t=8s$. Malgré une position constante tout au long de la simulation, aucune fausse alarme n'est déclenchée et le grippage est détecté dans le temps imparti. Le pic du paramètre estimé au moment de l'apparition du défaut correspond au régime transitoire.

On déduit que la stratégie proposée couvre parfaitement les performances de l'état de l'art et permet de détecter également des gouvernes grippées à des amplitudes plus faibles (même autour de 0°), sans affecter la robustesse de l'approche industrielle. De plus, malgré un temps de confirmation plus élevé (de la méthode développée par rapport à celui de l'état de l'art), on constate une diminution du retard à la détection, dans le cas des surfaces bloquées à des niveaux supérieurs au seuil actuel (et donc détectables par les méthodes en place). Ces premières analyses en simulation qui montrent une nette amélioration des performances par rapport à la méthode industrielle actuelle, conduisent à des conclusions préliminaires qui vont devoir être confirmées par les tests sur le banc d'essais d'Airbus (voir Chapitre IV).

Remarque 7. *Durant certaines phases de vol, un phénomène non défailant connu sous le nom de "stall load" ou de "blocage normal" pourrait se produire. Ce phénomène correspond au blocage de la gouverne (malgré un ordre du pilote qui varie) pendant un certain temps, à cause des efforts aérodynamiques trop importants. Ayant les mêmes conséquences sur la position de la surface qu'une panne de type grippage, la méthode proposée ne permettra pas d'être robuste vis-à-vis de ce phénomène (ceci reste valable pour l'approche présentée dans la section III.3.). Une solution envisageable pourrait être de commuter sur la surveillance de l'état de l'art (robuste à ce type de phénomène) pour des consignes d'asservissement supérieures au seuil actuel. En effet, le stall load apparait généralement pour des ordres du pilote avec un domaine d'amplitude élevé.*

III.2.4.3 Application à l'embarquement

Dans ce paragraphe, on s'intéresse aux embarquements d'une surface de contrôle. Contrairement au blocage, ici une prise de décision rapide est exigée, c'est-à-dire qu'il faut confirmer la panne avant que la position de la gouverne ne soit trop importante. Autrement dit, un test de décision approprié doit être mis en place, capable de détecter rapidement le passage à zéro dans le comportement du paramètre estimé b_1 . Pour ce faire, le test RC2 est à présent appliqué dans l'espace paramétrique (voir section III.2.3.1). A partir de l'algorithme général, le test est considérablement simplifié pour le cas monodimensionnel. A noter qu'aucun calcul matriciel n'est nécessaire lors de la mise en œuvre de la méthode ($\hat{\theta}_1$, $\hat{\theta}_2(k)$, C_1 et $C_2(k)$ sont des scalaires), opération souvent couteuse en temps de calcul et difficilement codable dans le langage spécifique du calculateur de commandes de vol.

Test RC2 simplifié (cas monodimensionnel)

- (i) Vérifier que : $\frac{(\hat{\theta}_2(k) - \hat{\theta}_1)^2}{C_2(k)} > \alpha$.

Si l'inégalité n'est pas vérifiée, alors les deux régions se chevauchent et on a un fonctionnement normal. En conséquence, la procédure s'arrête.

- (ii) Chercher avec la méthode de dichotomie (ou avec la résolution d'un polynôme de 2nd ordre), la racine négative unique λ_0 de $F(\lambda)$, où :

$$F(\lambda) = \frac{V^2(\lambda)}{C_2(k)} - \alpha$$

$$V(\lambda) = \frac{C_2(k)(\hat{\theta}_2(k) - \hat{\theta}_1)}{\lambda C_1 - C_2(k)}$$

$$F(-\infty) = -\alpha \text{ et } F(0) > 0$$

avec une valeur initiale $A < 0$ tel que $F(A) < 0$.

- (iii) On considère : $W = \frac{C_1(\hat{\theta}_2(k) - \hat{\theta}_1)}{\lambda_0 C_1 - C_2(k)}$

$$test = \lambda_0^2 \frac{W^2}{C_1}$$

Si $test > \alpha$, alors les deux régions ne se chevauchent plus. Une panne est ainsi détectée.

où :

- $\hat{\theta}_2(k)$: Paramètre b_1 estimé en ligne ;
- $\hat{\theta}_1$: Valeur de référence du paramètre b_1 ;
- $C_2(k)$: Matrice de covariance associée à b_1 , estimée en ligne ; à chaque pas de calcul, cette matrice correspond à la valeur du $p_{22}(k)$ du système (54) ;
- C_1 : Valeur de référence de la matrice de covariance associée à b_1 ;
- α : Seuil de détection.

Pour la phase d'estimation du $\hat{\theta}_2(k)$, un facteur d'oubli proche de 1 (plus grand que dans le cas d'un blocage) est choisi. Le paramètre identifié devient ainsi moins sensible au bruit (en fonctionnement sain, $\hat{\theta}_2(k)$ ne varie pas beaucoup par rapport à sa valeur de référence $\hat{\theta}_1$) et le risque de fausses alarmes est diminué.

La Figure III-7 présente le schéma fonctionnel du test de décision RC2, où les opérations en amont de l'approche sont illustrées sur la Figure III-2.

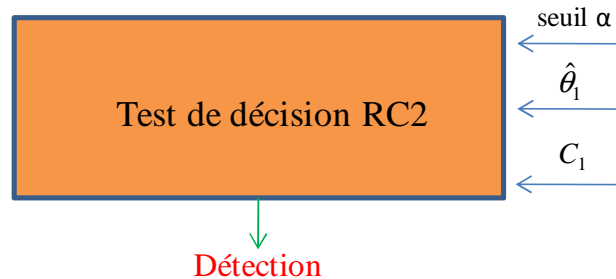


Figure III-7 : Schéma fonctionnel du test RC2

Comme expliqué précédemment et comme la Figure III-7 le montre, le test RC2 nécessite des valeurs nominales $\hat{\theta}_1$ et C_1 du paramètre estimé et de la matrice de covariance associée. Le réglage des deux variables est réalisé à partir d'un jeu de données réelles entrée-sortie (consigne du pilote - position de la gouverne).

Remarque 8. *Pour établir ces valeurs de référence, la première idée a été d'appliquer l'algorithme d'estimation en ligne pendant un temps relativement court, au début du jeu de données, jusqu'au moment de la convergence. On note dans ce cas les valeurs du paramètre b_1 et de la composante p_{22} de la matrice de covariance qui sont associées à $\hat{\theta}_1$ et C_1 . Les premiers résultats de simulation mettent cependant en évidence le caractère biaisé de cette démarche. En effet, dans la situation où les valeurs de référence obtenues sont relativement faibles et en contrepartie le paramètre estimé en temps réel est élevé (éloigné de sa valeur nominale) et la matrice de covariance associée (censée traduire la variabilité admissible du paramètre) est petite, de fausses alarmes pourraient être déclenchées. En théorie, ce phénomène s'explique par le fait que les valeurs obtenues pendant un court temps de simulation jusqu'au moment de la convergence ne sont en aucun cas représentatives pour un vol entier avec des zones dynamiques très différentes.*

Une seconde stratégie a donc été mise en place. Elle consiste à caractériser le comportement de référence suite à une succession de simulations pendant un temps suffisamment long et pour des régions avec des dynamiques différentes du jeu de données en fonctionnement normal. Le paramètre $\hat{\theta}_1$ et la matrice de covariance C_1 sont estimés hors-ligne à l'aide de l'identification ARX. Les valeurs de référence obtenues correspondent donc à un comportement moyen de la boucle d'asservissement en fonctionnement sain.

Une fois les valeurs nominales $\hat{\theta}_1$ et C_1 établies, le seuil α qui joue un rôle important dans la gestion du compromis robustesse/performances de détection de la méthode, est optimisé à partir du même jeu de données. La procédure consiste à faire varier le seuil dans une plage de

fonctionnement donnée, en injectant des embarquements avec des dynamiques différentes et à différents moments de temps afin de conclure sur le retard à la détection et le taux de fausse alarme. La table de Chi-deux fournit, à partir d'une probabilité d'erreur spécifiée, une valeur initiale du seuil α à partir de laquelle on peut affiner le réglage. En effet, on obtient une relation exacte entre un niveau de confiance donné et α , uniquement si $\theta - \hat{\theta}_1$ et $\theta - \hat{\theta}_2$ sont distribués asymptotiquement normalement (voir section III.2.3.1) (ce qui n'est pas forcément le cas dans l'application actuelle).

Résultats de simulation

Selon la même démarche que pour les approches développées précédemment, la robustesse et les performances de détection de la méthode sont analysées sur le benchmark Airbus et sur des données issues de vols réels. Les mêmes essais en robustesse que dans le cas d'un blocage de gouverne sont effectués (voir section III.2.4.2) et aucune fausse alarme n'est constatée. Pour les essais en détection, des pannes avec des dynamiques variables sont injectées. Un grand nombre de simulations est réalisé afin de comparer le retard à la détection engendré par la méthode proposée par rapport au retard constaté en utilisant la technique actuellement en place (voir section I.4.1).

La Figure III-8 représente l'évolution de l'ordre du pilote et de la position de la gouverne pour un embarquement avec une vitesse de $60^\circ/s$, injecté de manière artificielle sur le jeu de données à $t=600s$.

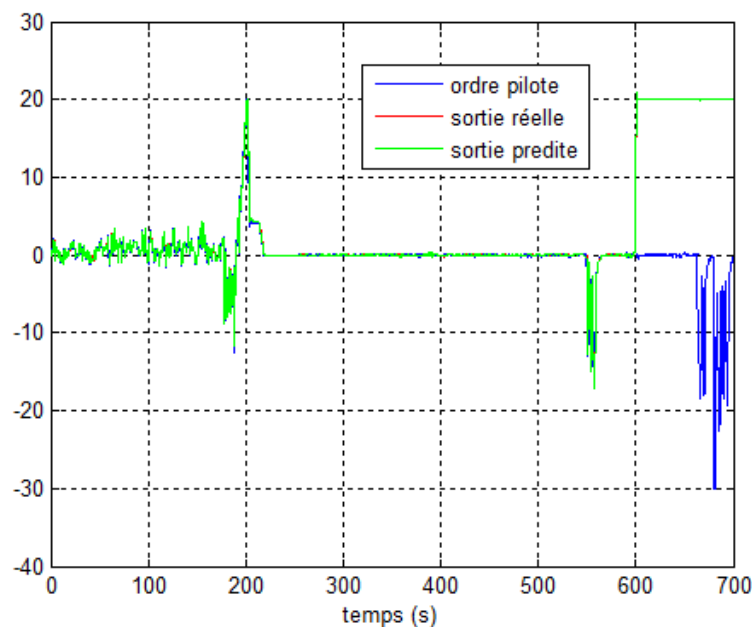


Figure III-8 : Ordre du pilote et position de la gouverne dans le cas d'un embarquement

Comme illustré sur la Figure III-9, le paramètre estimé en temps réel b_1 est sensible à l'apparition d'un embarquement et converge vers 0 au moment de la panne. De plus, la

matrice de covariance associée converge elle aussi vers 0. Les deux régions de confiance "s'éloignent" donc rapidement (ne se chevauchent plus). On constate également que la diminution de la valeur du paramètre estimé en fonctionnement sain (par exemple entre $t=300s$ et $t=500s$, b_1 pourrait se rapprocher du seuil de détection) est accompagnée de l'augmentation de la matrice de covariance associée. En conséquence, la région de confiance autour de la variable estimée est plus importante (on n'accorde pas beaucoup de confiance à l'estimation), et la robustesse de la méthode est ainsi améliorée (intersection des deux ellipsoïdes).

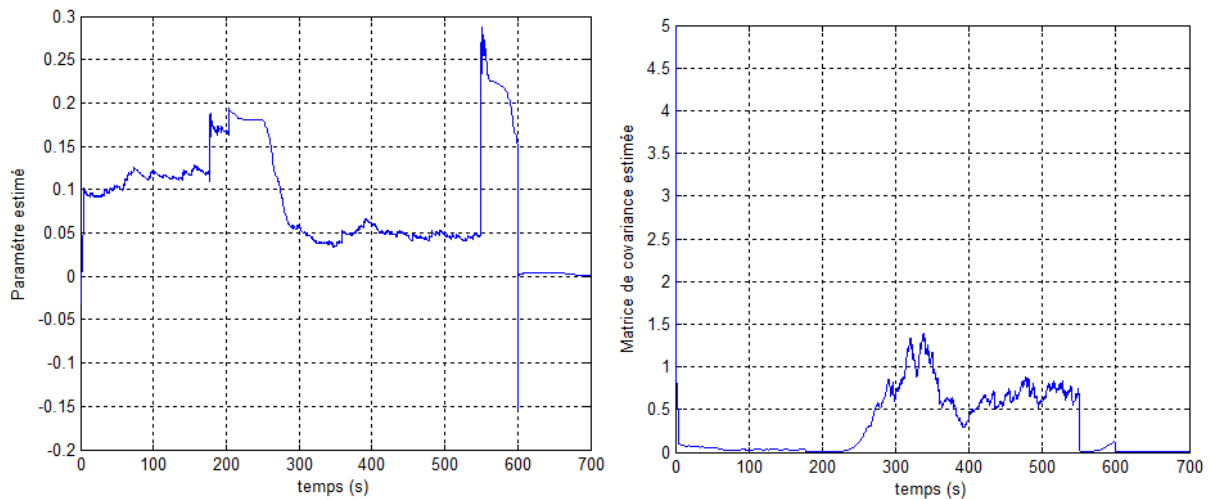


Figure III-9 : Paramètre estimé en ligne et matrice de covariance associée

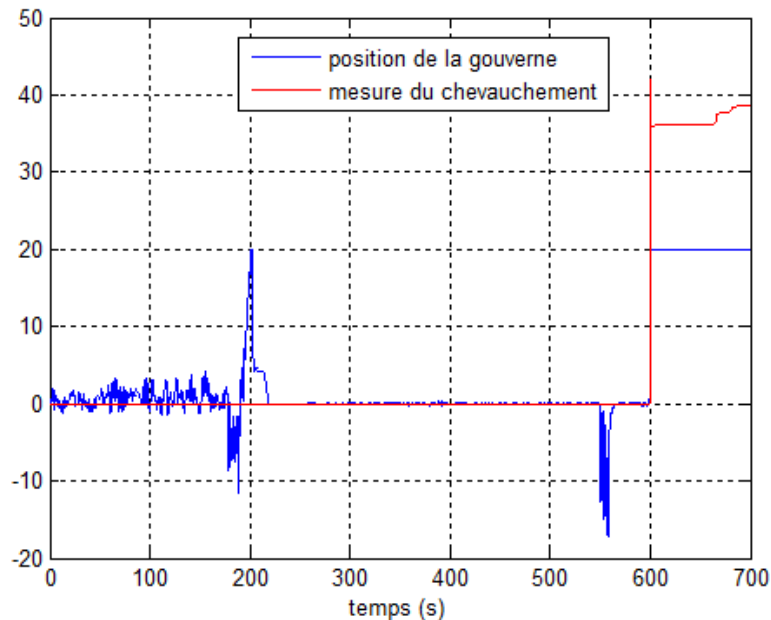


Figure III-10 : Résultat du test RC2 et position de la surface avec embarquement

La convergence du paramètre estimé vers 0 au moment de la panne est détectée rapidement par le test RC2 (voir Figure III-10). Aucune agitation en fonctionnement normal (avant $t=600s$) n'est constatée sur la sortie du test, ce qui confère à l'approche un degré de robustesse important. Il est d'ailleurs à noter que lorsque l'inégalité (i) du test RC2 simplifié (voir section III.2.4.3) n'est pas satisfaite, le résultat du critère d'évaluation est nul.

Comme expliqué précédemment, la diminution du retard à la détection dans le cas d'un embarquement se traduit par l'abaissement de la position maximale de la gouverne. L'indicateur d'amélioration des performances du Tableau III-1 montre la diminution de la déflexion de la surface constatée au moment de la confirmation de la panne, par rapport à la déflexion maximale imposée pour la certification de l'avion. On remarque le fait que pour le seuil de détection choisi, les améliorations apportées par la méthode proposée sont plus significatives pour les embarquements avec une dynamique rapide. En effet, en augmentant la vitesse de l'embarquement, le changement dans le comportement du paramètre estimé est d'autant plus abrupt. En conséquence, il est détecté plus tôt par le test de décision.

Vitesse de l'embarquement (°/s)	Diminution du retard à la détection (%)	Indicateur d'amélioration des performances (%)
60	≈ 28	≈ 40
50	≈ 26	≈ 33
40	≈ 27	≈ 33
20	≈ 23	≈ 23

Tableau III-1 : Indicateur de performance de la technique développée sur le jeu de données

III.3 Détection du grippage via un différentiateur par modes glissants

Cette section a comme objet de présenter une autre démarche pour la détection précoce et robuste d'un blocage de gouverne. La stratégie est fondée sur l'estimation de la dérivée d'un signal mesuré bruité. Plus précisément, la détection d'un grippage à n'importe quelle amplitude est basée par la comparaison des dérivées du signal d'entrée (la consigne du pilote) et de sortie (la position de la tige fournie par le capteur LVDT) de la boucle d'asservissement d'une surface de contrôle (Figure I-6). Dans la littérature, le développement d'algorithmes pour l'estimation des dérivées des signaux mesurés a fait l'objet de nombreux travaux [95], [96], [97], [98], [99], [100].

La technique la plus basique est basée sur la différence finie et filtrage (dérivateur filtré). Une autre grande classe repose sur l'utilisation des observateurs et des filtres (le filtre de Kalman

[99], le filtre H_2/H_∞ [104], les observateurs du type Luenberger [105] ou mixte, l'observateur grand gain [97]...), à partir de la représentation d'état du système. Les différentiateurs algébriques (travaux du projet INRIA-Non-A) [101], ou encore les différentiateurs à modes glissants [95], [98] ont été développés plus récemment. Cette dernière classe permet d'éviter l'utilisation du modèle du système (ou du signal à dériver et/ou du bruit) pour estimer les dérivées successives d'un signal donné.

La difficulté consiste à choisir la méthode de dérivation appropriée pour un problème donné, en fonction de principaux critères qualitatifs (la complexité de mise en œuvre, le coût calculatoire, le nombre de paramètres à régler...) et quantitatifs (l'amplification du bruit, l'erreur d'estimation, le temps de convergence...). Dans le paragraphe suivant, les techniques les plus populaires sont rappelées et on se focalise sur l'approche réellement utilisée dans notre travail. Une attention particulière sera ainsi accordée aux différentiateurs à modes glissants [95], [98], qui offrent une grande robustesse vis-à-vis des perturbations, une convergence en temps fini (sous certaines hypothèses) vers la dérivée réelle, une précision bornée (la possibilité d'établir des bornes sur les estimées des dérivées) et également un faible coût calculatoire.

III.3.1 Dérivation numérique

III.3.1.1 Concept de base et différentes techniques de résolution

Un signal mesuré est inévitablement porteur de deux informations: une information utile pour la détection, représentant le signal à dériver, et un bruit qui résulte de la propagation des incertitudes et des bruits de différentes natures et origines. La dérivation consiste donc à extraire une information utile présente au milieu des perturbations. Plusieurs méthodes existent dans la littérature pour traiter ce problème. Celles-ci ont en commun le fait que leur réglage est toujours ramené à un compromis entre la précision et la sensibilité par rapport au bruit et aux perturbations.

A) Dérivateur filtré

Soit $f(x)$ un signal dont la dérivée $f'(x)$ est définie par la limite :

$$f'(x) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h} \quad (57)$$

où h est le pas de calcul.

Cela revient à approximer le calcul de la dérivée d'un signal $y(t)$ par :

$$\frac{dy}{dt} \approx \frac{y(t + \Delta t) - y(t)}{\Delta t} \quad (58)$$

où Δt représente la période d'échantillonnage.

En pratique, par exemple dans un calculateur numérique embarqué temps-réel (temps discret), la dérivée $\dot{y}(k)$ d'un signal $y(k)$ peut être estimée par la méthode des rectangles (Euler) :

$$\dot{y}(k) = \frac{y(k) - y(k-1)}{\Delta t} \quad (59)$$

où k est le temps discret. Il ne s'agit donc pas d'une réalisation exacte de la dérivée mais d'une approximation.

Cette technique permet d'approcher la dérivée d'un signal en l'absence de bruit. Cependant, en pratique, cet estimateur est rarement utilisable en milieu bruité, car il conduit à une amplification du bruit de mesure. En effet, la différence finie vise à trouver la dérivée du signal sans bruit $\dot{y}_0(k)$ en connaissant uniquement le signal bruité $y(k) = y_0(k) + \varepsilon(k)$. Sans connaissance a priori sur les caractéristiques du bruit affectant le signal, ceci est impossible. La méthode ne fait donc aucune distinction entre l'information utile $y_0(k)$ et la perturbation $\varepsilon(k)$, ce qui explique la dégradation de la dérivée obtenue, d'autant plus importante que la période d'échantillonnage est petite.

Si l'on dispose de certaines informations sur les caractéristiques du bruit (par exemple séparation des spectres fréquentiels signal/bruit), il est possible de placer un filtre en amont de ce dérivateur (en général un filtre passe-bas car le signal utile est dans la plupart des cas en basses fréquences par rapport au bruit) pour atténuer l'effet du bruit $\varepsilon(k)$. Cette opération permet d'obtenir une estimation de la dérivée exploitable, mais avec un retard induit par le filtre, d'autant plus grand que le filtre est efficace. Ce retard peut être gênant dans des applications critiques temps-réel car aucune décision ne peut être prise tant que le régime transitoire du filtre n'est pas complètement éteint. De plus, lorsqu'il est nécessaire d'estimer des dérivées successives d'un même signal, un retard supplémentaire est induit par l'attente du résultat de l'estimation de la dérivée d'ordre inférieur et le bruit résiduel est amplifié.

B) Dérivation par observation et filtrage

Une autre famille d'approches propose de formuler le problème de dérivation en termes d'observateur ou d'estimateur. Le signal mesuré, dont on souhaite estimer la dérivée, est alors modélisé comme la sortie d'un système dynamique dont l'entrée est un signal canonique qui n'est pas précisément défini, mais défini par des caractéristiques qui sont a priori spécifiées.

L'observateur d'un tel système, mis sous forme canonique, doit faire apparaître les dérivées de sa sortie dans le vecteur d'état, permettant ainsi d'estimer ces dérivées. Le signal mesuré est donc modélisé comme la sortie d'une chaîne d'intégrateurs, où le second état est la dérivée du premier état, le troisième état est la dérivée du second état, le $n^{\text{ème}}$ état est la dérivée du $(n-1)^{\text{ème}}$ état. Or, l'observateur d'une chaîne d'intégrateurs purs n'est rien d'autre qu'un dérivateur : l'algorithme de dérivation est donc un observateur pour l'estimation des entrées et des sorties de chaque intégrateur.

Remarque 9. Soit par exemple $x(t)$ la position mesurée d'un véhicule dont on veut reconstruire la vitesse $v(t)$ et l'accélération $a(t)$. $x(t)$ est modélisée comme la sortie d'une chaîne de trois intégrateurs donc l'entrée $w(t)$ est un bruit blanc de spectre donné. En considérant le bruit de mesure $b(t)$, on obtient un modèle triple intégrateur (Figure III-11)

$$\text{dont la représentation d'état est : } \begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{v} \\ \dot{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ v \\ a \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} w \\ y(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ v \\ a \end{bmatrix} + b \end{cases}$$

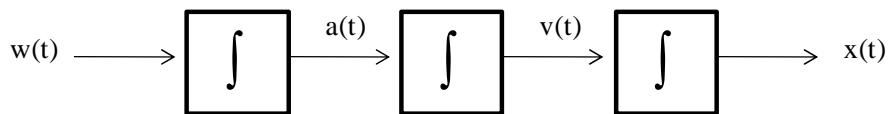


Figure III-11 : Modèle triple intégrateur

Dans un cadre stochastique, l'une des solutions souvent utilisées pour l'estimation des dérivées d'un signal mesuré dans le cas d'une modélisation sous forme de chaîne d'intégrateurs, est le filtrage de Kalman. Le filtre de Kalman utilise un modèle du signal utile. La structure et les paramètres de ce modèle peuvent être identifiés par exemple par un algorithme de projection (la famille des méthodes des sous espaces), ou par une approche plus classique basée sur la minimisation d'un critère de coût (Levinson, ...). La partie stochastique du signal est gérée via les matrices de variances/covariances du bruit d'état et de mesure, qui peuvent être utilisées comme paramètres de réglage, conduisant à une solution optimale. Notons que ces paramètres sont délicats à régler et un nouveau réglage est à trouver si le support à dériver change. Les observateurs de type Luenberger [105] ou mixte, constituent une autre solution. Le gain de l'observateur permet de gérer le compromis en termes de précision et temps de convergence. Il est souvent difficile de trouver un compromis acceptable avec un gain fixe. Une autre solution intéressante correspond à l'observateur grand gain [97]. La notion de "grand gain" est liée au fait qu'un gain relativement important pour l'observateur est utilisé dans le but de réduire l'effet de la partie non linéaire de la dynamique de l'erreur d'estimation, ce qui peut, en contrepartie conduire à des effets indésirables, comme l'amplification du bruit de mesure.

Le réglage et l'optimisation des techniques de dérivation numérique à base d'observateurs ou de filtres ne sont donc pas toujours évidents. En effet, il est souvent délicat d'obtenir un bon compromis en termes d'erreur, de déphasage, de robustesse par rapport au bruit et surtout de garantir une bonne précision pour une certaine plage de fréquence. De plus, certaines hypothèses faites sur le signal à dériver et/ou sur la perturbation l'affectant (par exemple, dans le cas du filtre de Kalman la perturbation est supposée être un bruit blanc gaussien de variance connue) sont très fortes et difficiles de garantir en pratique.

C) Différentiateurs algébriques

Une autre famille de techniques dont les dérivateurs algébriques font partie, nécessite très peu, voire aucune connaissance *a priori* sur la dynamique du signal ou du système. Les dérivateurs algébriques [101], [106] introduits récemment, présentent des aspects théoriques intéressants et permettent la mise en œuvre d'un algorithme de dérivation sans paramètres de réglage et sans se baser sur un modèle du signal à dériver ou des bruits de mesure. Cependant, leur utilisation pratique nécessite des remises à zéro du signal à dériver en cours de fonctionnement, ce qui représente un point négatif important pour leur implantation dans le milieu industriel.

Sous l'hypothèse d'un bruit borné, une approche alternative basée sur la technique des modes glissants peut être utilisée. De nombreux travaux (voir par exemple [95], [98], [107], [107], [107], [108], [109]), ont porté sur l'utilisation de cette technique pour la mise en place d'observateurs permettant notamment l'estimation des états inconnus d'un système, mais aussi la différentiation numérique. Plus précisément, à partir des modes glissants d'ordre supérieur [102], [103] (voir annexe A), des différentiateurs d'ordre un [98], puis d'ordre supérieur [95] (High Order Sliding Modes, HOSM) ont été définis pour la première fois par Levant. Un différentiateur à modes glissants est un observateur à modes glissants (voir annexe A), avec une certaine structure pour le système étudié. Ce type de différentiateur permet, en théorie, l'estimation simultanée des dérivées successives d'un signal bruité. Le paragraphe suivant est consacré à cette technique de différentiation numérique.

III.3.1.2 Différentiateur à modes glissants d'ordre supérieur

Le différentiateur d'ordre n de Levant permet l'estimation, en temps réel, d'un signal mesuré et de ses dérivées d'ordre 1 à n , en connaissant uniquement le signal bruité. On considère un signal numérique à dériver :

$$y = y_0 + \varepsilon \quad (60)$$

où ε est un bruit borné et y_0 est un signal de base (non-bruité) ayant sa n -ième dérivée lipschitzienne ($|y_0^{(n)}(k) - y_0^{(n)}(k-1)| \leq L\Delta t$), de constante $L > 0$. Le schéma récursif du différentiateur numérique à modes glissants d'ordre supérieur est alors décrit par :

$$\begin{cases} \dot{z}_0 = -\alpha_0 |z_0 - y|^{n/(n+1)} \text{sign}(z_0 - y) + z_1 \\ \dot{z}_1 = -\alpha_1 |z_1 - \dot{z}_0|^{(n-1)/n} \text{sign}(z_1 - \dot{z}_0) + z_2 \\ \dots \\ \dot{z}_i = -\alpha_i |z_i - \dot{z}_{i-1}|^{(n-i)/(n-i+1)} \text{sign}(z_i - \dot{z}_{i-1}) + z_{i+1} \\ \dots \\ \dot{z}_n = -\alpha_n \text{sign}(z_n - \dot{z}_{n-1}) \end{cases} \quad (61)$$

où $z_0, z_1 \dots z_n$ représentent respectivement l'estimation du signal et de ses dérivées successives et les coefficients α_i sont des gains positifs représentant les paramètres de réglage de la méthode. Ces paramètres du différentiateur dont dépendent la précision et la qualité de l'estimation de la dérivée du signal mesuré, varient en fonction de la constante de Lipschitz L selon la relation [95]:

$$\alpha_i = \alpha_{i0} \frac{1}{L^{n-i+1}}, \text{ avec } i = 0 \dots n \quad (62)$$

Dans [95], pour un différentiateur d'ordre inférieur ou égal à 5 ($n=5$), les valeurs de réglage α_{i0} proposées par Levant sont:

$$\alpha_{n0} = 1.1, \alpha_{(n-1)0} = 1.5, \alpha_{(n-2)0} = 3, \alpha_{(n-3)0} = 5, \alpha_{(n-4)0} = 8, \alpha_{(n-5)0} = 12 \quad (63)$$

Lorsque les mesures y ne sont pas bruitées ($\varepsilon = 0$), les estimations fournies par le différentiateur de Levant (61) convergent en temps fini vers la valeur exacte de y_0 et de ses dérivées $\dot{y}_0, \dots, y_0^{(n)}$. En présence de bruits de mesure bornés, la convergence en temps fini est toujours assurée et l'erreur d'estimation est majorée par une quantité dépendante de l'amplitude maximale du bruit ε :

$$|z_i - y_0^{(i)}| \leq \mu_i L^{\frac{i}{n+1}} \varepsilon^{\frac{n+1-i}{n+1}} = acc_i \quad (64)$$

où $\mu_i \geq 1$ dépend uniquement des α_i . Autrement dit, le domaine d'appartenance ou la borne de chaque dérivée z_i (d'ordre i) estimée à l'aide du différentiateur est donné par:

$$z_i \in [y_0^{(i)} - acc_i, y_0^{(i)} + acc_i] \quad (65)$$

III.3.1.3 Différentiateur à modes glissants d'ordre 1

Le différentiateur de Levant d'ordre 1 est un cas particulier de l'algorithme (61) qui permet (en se basant sur la technique des modes glissants d'ordre 2 : voir annexe A) d'estimer la dérivée $\dot{y}(k)$ d'un signal bruité (donné par l'équation (60)), en supposant que la dérivée 1^{ère} du signal utile (sans bruit) vérifie une condition de lissage de type Lipschitz ($|\dot{y}_0(k) - \dot{y}_0(k-1)| \leq L\Delta t$). Plus précisément, en partant de l'hypothèse que le taux de variation de la dérivée du signal non bruité est borné par L (qu'il n'y a pas de composante avec une dynamique supérieure à L), le différentiateur élimine toute composante (filtre le bruit) du signal $y(k)$, dont la dérivée ne vérifie pas cette condition de Lipschitz. Par conséquent, l'estimation se rapproche de la dérivée réelle. Le différentiateur d'ordre 1 est alors décrit par :

$$\begin{cases} \dot{z}_0 = -\alpha_0 |z_0 - y|^{1/2} \text{sign}(z_0 - y) + z_1 \\ \dot{z}_1 = -\alpha_1 \text{sign}(z_1 - \dot{z}_0) = -\alpha_1 \text{sign}(z_0 - y) \end{cases} \quad (66)$$

où z_0 représente l'estimation du signal d'entrée y et z_1 est l'estimation de sa dérivée 1^{ère}.

Les coefficients α_0 et α_1 sont des gains positifs assurant la convergence en temps fini de l'algorithme. En introduisant $n=1$ dans les équations (62) et (63), ces coefficients dépendent de la constante de Lipschitz L selon les expressions:

$$\alpha_0 = 1.5L^{1/2} ; \alpha_1 = 1.1L \quad (67)$$

Un des avantages du dispositif (66) est le nombre réduit de paramètres en entrée. Plus précisément, un seul paramètre de réglage L est nécessaire pour le bon fonctionnement de l'algorithme. En effet, conformément à l'équation (67), les autres paramètres internes du différentiateur se déduisent en fonction de la valeur de L .

Le réglage de la constante de Lipschitz L du différentiateur est toujours ramené à un compromis entre la précision et le lissage de l'estimation (la robustesse par rapport au bruit). Une grande valeur de cette constante permet d'assurer une convergence rapide et de dériver un signal balayant une large bande de fréquences. En contrepartie, un gain important conduit à l'amplification du bruit dans les signaux estimés. Pour observer l'effet du paramètre sur l'allure des dérivées estimées, le résultat d'un essai en simulation est présenté sur la Figure III-12. Un signal mesuré provenant d'un jeu de données réelles est mis en entrée de l'algorithme de dérivation. Il est à noter que la dérivée au sens de Levant est d'autant plus précise que la période d'échantillonnage est faible [95].

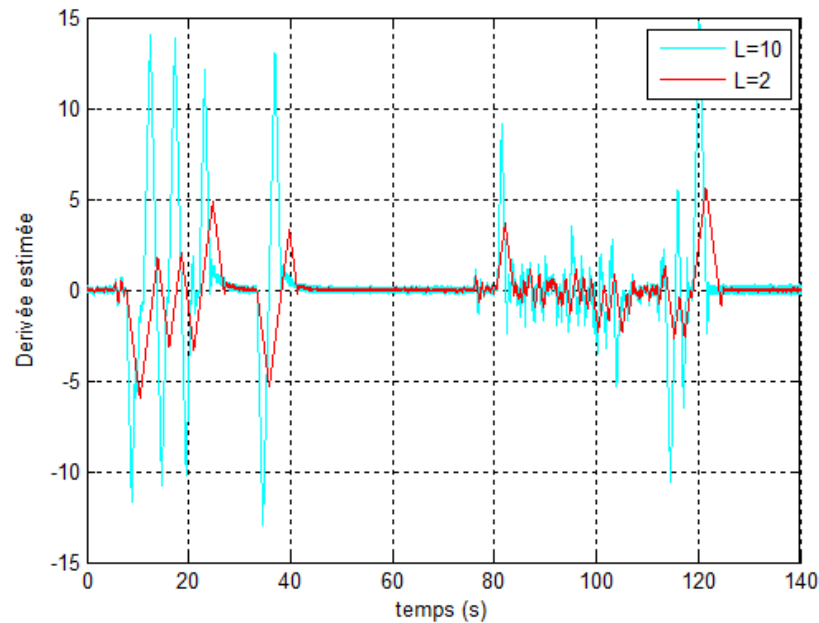


Figure III-12 : Dérivée estimée pour différents paramètres de réglage

III.3.2 Application au grippage de gouverne

La stratégie utilisée pour la détection d'un grippage de gouverne est basée sur le fait que ce type de panne peut se manifester par une mesure du capteur tige LVDT de l'actionneur (chargé de déplacer la surface) qui reste figée à une valeur constante (voir Figure I-6), tandis que simultanément, l'ordre de déflexion de la gouverne continue à bouger. On rappelle qu'en fonctionnement normal, la position de la tige est censée suivre l'ordre du pilote. Un blocage peut donc être détecté par la comparaison des dérivées 1^{ères} des deux signaux corrélés, dont un est la commande de l'autre. Plus précisément, une panne est confirmée quand la dérivée de la position est autour de zéro, mais pas celle de l'ordre. Il est ainsi nécessaire de procéder à un calcul de dérivée rapide, précis et surtout robuste par rapport au bruit. Pour réaliser l'estimation de la dérivée, le différentiateur à modes glissants d'ordre 1 est choisi. Par rapport aux contraintes industrielles évoquées au Chapitre I, cette technique :

- présente un faible coût calculatoire ;
- est facilement d'implantable dans le calculateur de commandes de vol en utilisant la librairie de symboles ;
- a un seul paramètre de réglage.

De plus, une panne de type blocage de gouverne conduit à un signal mono-fréquentiel, en basse fréquence (contrairement à une panne oscillatoire par exemple), pour lequel, les dérivées estimées à l'aide du différentiateur de Levant peuvent être très proches des dérivées analytiques (avec un réglage unique adéquat du paramètre L).

Dans l'annexe B, on montre que l'hypothèse (nécessaire pour l'application du différentiateur à modes glissants d'ordre 1) d'une dérivée réelle de 1^{er} ordre de la position de la tige qui vérifie une condition de lissage de type Lipschitz est réaliste. Plus précisément, il s'agit de démontrer que l'accélération de la tige est bornée.

La Figure III-13 montre le schéma fonctionnel de la technique développée pour la détection d'un grippage de gouverne. Selon la même démarche présentée dans la section II.3.3, on remarque qu'un filtre de 2nd ordre est appliqué sur la consigne du pilote dans le but de synchroniser le signal de commande avec la position de la tige. Il s'agit du filtre de Kalman en régime stationnaire (25), dont l'optimisation des paramètres est décrite dans le paragraphe II.3.3.2. De plus, un filtre passe-bas de 1^{er} ordre est également inséré en amont de chaque différentiateur pour filtrer les composantes hautes fréquences des deux signaux. Il est à noter qu'à la différence des techniques linéaires de dérivation (par observation et filtrage) qui filtrent les bruits, le différentiateur à modes glissants n'a pas de pouvoir de filtrage [113]. Comme expliqué dans la section II.3.3.2, dans le réglage du filtre de 1^{er} ordre (dont l'expression est donnée par l'équation (26)), une attention particulière doit être accordée au choix du gain K_2 afin de ne pas couper la dynamique de l'ordre du pilote envoyé en basses fréquences.

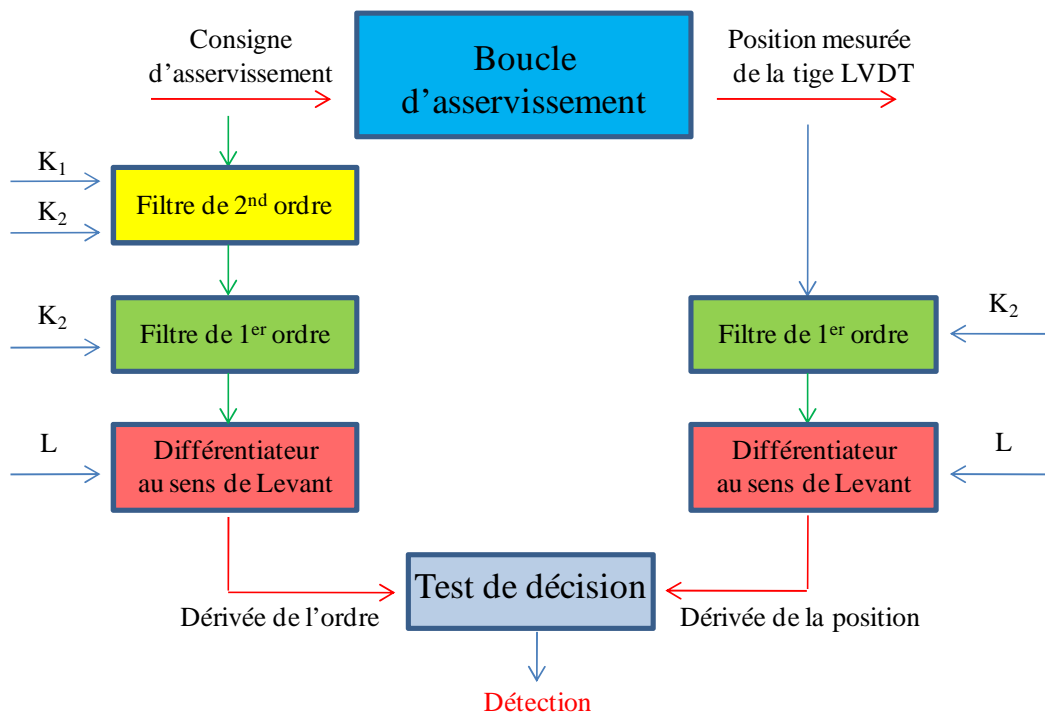


Figure III-13 : Schéma fonctionnel de détection

Le paramètre du différentiateur L est réglé à l'aide d'un jeu de données enregistrées en vol, de manière à obtenir une dérivée peu bruitée pour garantir la robustesse de l'approche, tout en assurant un temps de convergence acceptable. Une valeur "relativement faible" est ainsi choisie.

Le test de décision est une logique à base de seuil et de temps de confirmation. Plus précisément, un grippage de gouverne est confirmé si pendant un temps de confirmation donné :

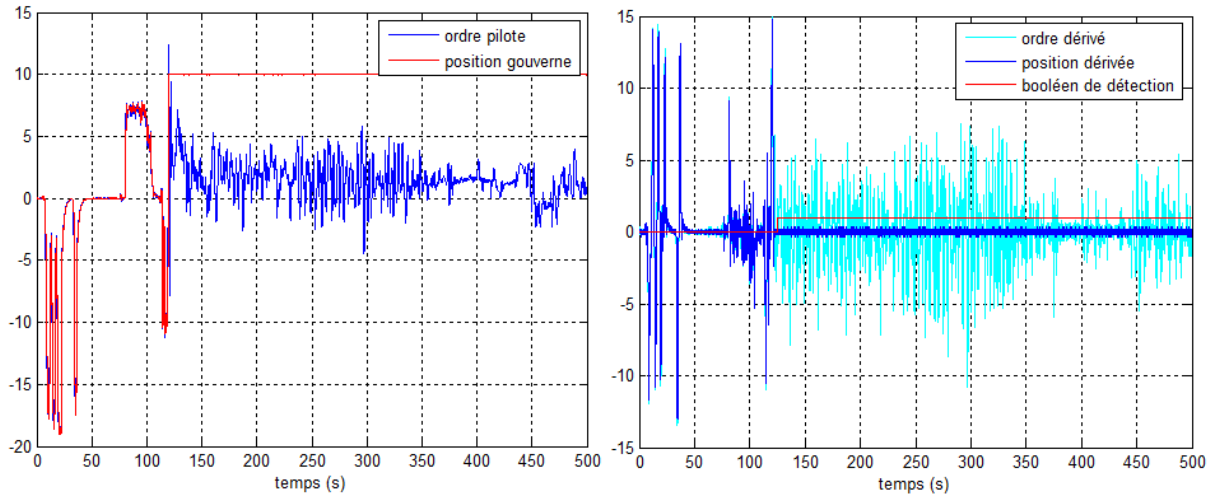
- la valeur absolue de la dérivée de la position (calculée sur une fenêtre glissante) est inférieure à un seuil donné
- et simultanément, la valeur absolue de la dérivée de l'ordre (calculée sur une fenêtre glissante) est supérieure au seuil.

La fenêtre glissante est introduite afin d'éviter d'éventuels pics dans l'estimation de la dérivée qui retarderaient la prise de décision. Le réglage du seuil de détection qui conditionne les performances de la méthode dépend, entre autres, de la valeur de la constante de Lipschitz. En effet, plus la dérivée est lisse (L petit), plus le seuil peut être choisi faible sans risque de non-détection ou de fausses alarmes. Une fois le paramètre L du différentiateur fixé, le seuil est réglé (à l'aide d'un jeu de données réelles) de manière à assurer la détection des gouvernes bloquées à n'importe quelle amplitude, sans dégrader le niveau actuel de robustesse. Il est à noter qu'un seuil trop bas pourrait entraîner des non-détections dans la situation où la valeur absolue de la dérivée de la position serait supérieure au seuil même en cas de défaut. La même chose reste valable pour un seuil trop important, qui, associé à des ordres du pilote peu dynamiques (dont la dérivée en valeur absolue est inférieure au seuil) pourrait conduire à des non-détections ou à des détections tardives. De plus, un seuil trop important pourrait également engendrer de fausses alarmes, dans la situation où, en l'absence de panne, la valeur absolue de la dérivée de la position est inférieure au seuil (mais pas celle de l'ordre).

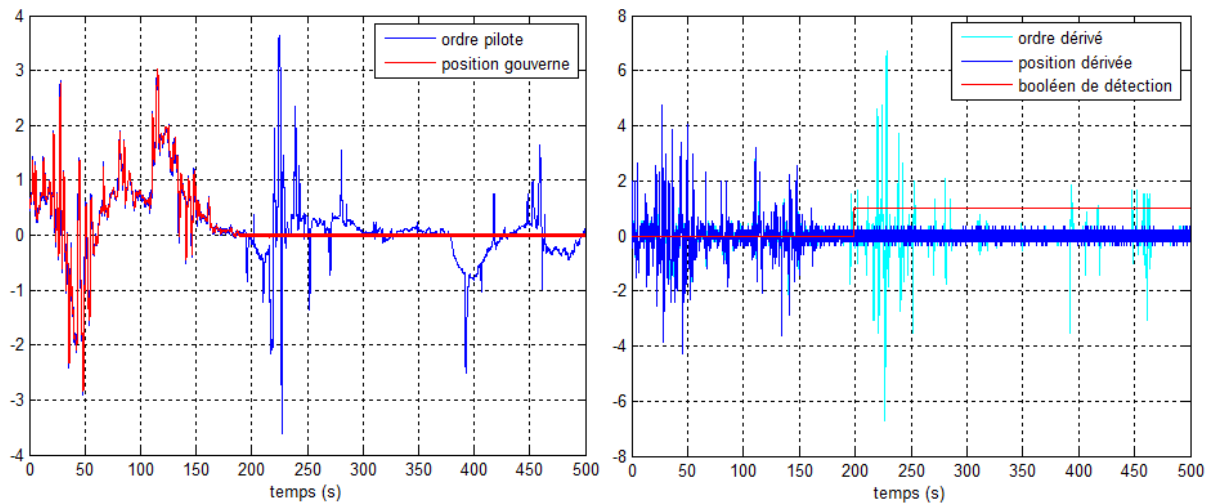
Remarque 10. *Dans le cas particulier où la consigne du pilote arrête de bouger en même temps qu'un grippage de gouverne intervient, ou si la surface se bloque pendant que l'ordre du pilote est maintenu constant, alors la panne pourra être détectée uniquement à partir du moment où l'ordre deviendra variable.*

III.3.2.1 Résultats de simulation

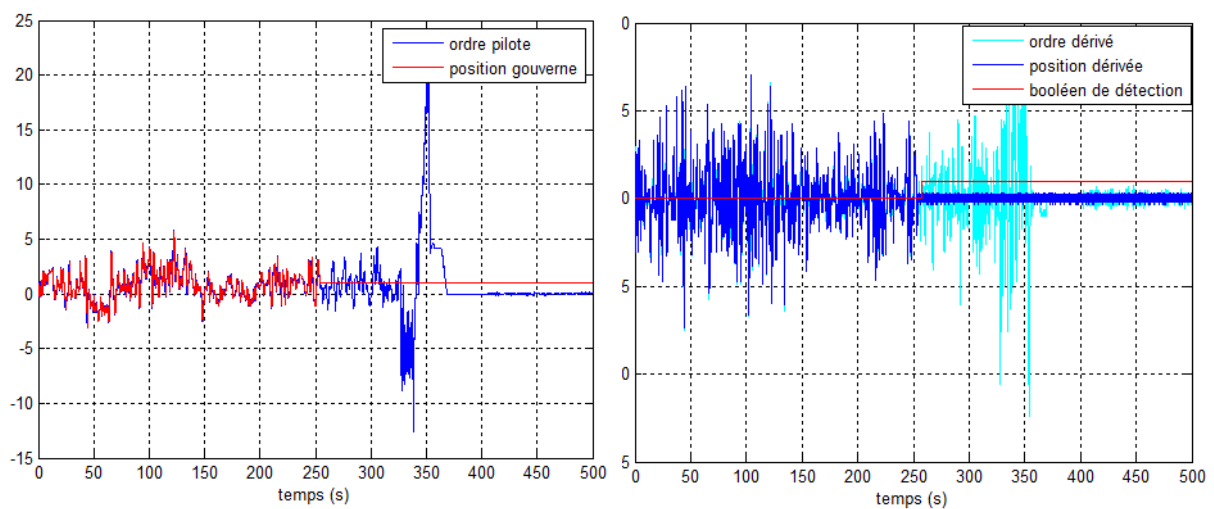
L'objectif de ce paragraphe est de présenter certains résultats de simulation obtenus sous Matlab/Simulink pour comparer la méthode proposée avec celle actuellement en place, en termes de robustesse et de performances de détection. Comme précédemment, des tests sont effectués à l'aide du benchmark ADDSAFE et d'un jeu de données enregistré pendant un vol de l'A380. Les essais en robustesse consistent à surveiller le taux de fausse alarme, notamment dans le cas d'un ordre du pilote constant ou de faible dynamique. En effet, cette situation pourrait conduire à des détections intempestives à cause par exemple d'une dérivée de la consigne du pilote légèrement supérieure au seuil fixé, alors que la dérivée de la position est inférieure au seuil. Les essais en détection consistent à injecter des blocages à n'importe quelle position, même autour de 0° .



a) Blocage à une position normalisée égale à 10 b) Allure des dérivées estimées



c) Blocage à une position normalisée égale à 0 d) Allure des dérivées estimées



e) Blocage à une position normalisée égale à 1 f) Allure des dérivées estimées

Figure III-14 : Exemples de pannes simulées et l'allure des dérivées estimées

La Figure III-14 montre les résultats de simulation sur le jeu de données réelles, avec le paramètre du différentiateur L et le seuil de détection réglés hors-ligne. Comme dans la section III.2.4.2, la gouverne de profondeur est bloquée à des positions supérieures et inférieures au seuil actuel de détection. Un booléen de décision passe de 0 à 1 au moment où la détection du grippage est confirmée. L'examen des résultats obtenus conduit à la conclusion que la méthode proposée détecte les blocages à n'importe quelle amplitude, y compris à des positions non-détectables par l'approche actuellement en place. De plus, le retard à la détection est, dans la plupart de cas, diminué (une diminution jusqu'à 90% a été constatée). Cependant, aucune conclusion générale ne peut être tirée, car le retard à la détection est fortement lié à la dynamique de l'ordre après l'apparition de la panne. En effet, le blocage est détecté une fois que la consigne du pilote devient suffisamment dynamique pour que sa dérivée soit supérieure au seuil. Ce phénomène sera illustré par la suite avec une simulation sur le benchmark. Concernant la robustesse, malgré un ordre du pilote parfois constant ou peu dynamique, aucune fausse alarme n'est constatée. En conséquence, les tests sur le jeu de données réelles sont conformes aux résultats que nous attendions, la méthode développée étant plus performante que la technique actuelle A380, en gardant le même niveau de robustesse.

A l'aide du benchmark, un blocage autour de zéro est simulé à partir de $t=5s$. Sur la Figure III-15, on remarque que la panne est détectée une fois que l'ordre commence à bouger. Autrement dit, la procédure de prise de décision se met en route à partir de $t=10s$.

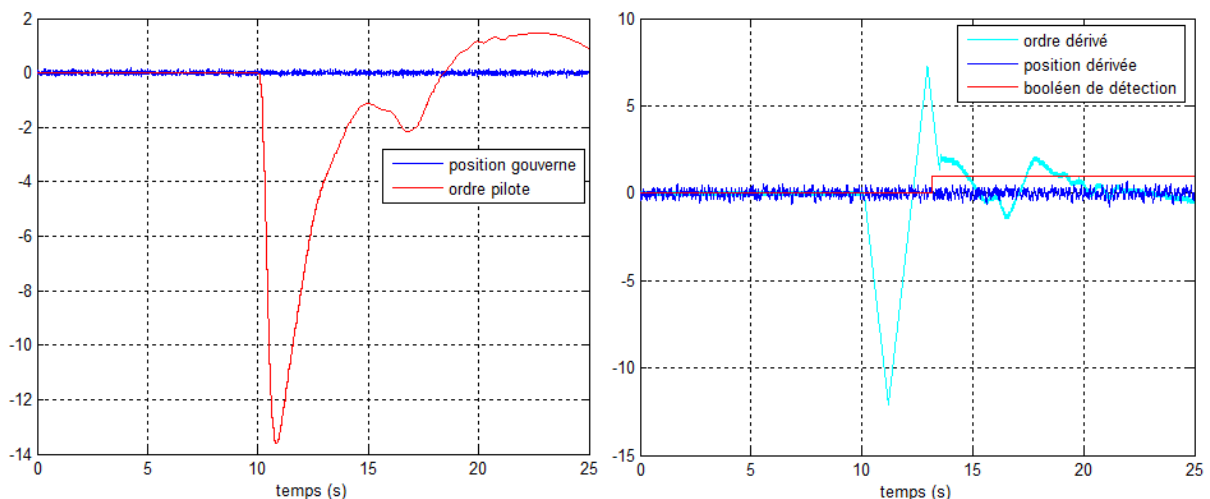


Figure III-15 : Simulation d'un blocage à 0° sur le benchmark à $t=5s$

III.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons motivé et présenté deux démarches méthodologiques, potentiellement applicables pour la détection robuste et précoce d'un embarquement ou d'un

blocage de gouverne dans le système CDVE. Dans un premier temps, nous avons présenté une technique basée sur l'estimation d'un modèle paramétrique, couplée à un test de décision appliqué à une direction spécifique dans l'espace paramétrique. Une seconde méthode à base de dérivation numérique a été ensuite présentée. Cette dernière consiste à détecter un blocage par la comparaison des dérivées du signal d'entrée et de sortie de la boucle d'asservissement d'une surface de contrôle. Les dérivées sont estimées via un différentiateur à modes glissants connu pour sa robustesse par rapport au bruit. Les techniques proposées présentent de nombreux avantages comme la facilité de réglage et d'implantation, le faible coût calculatoire et une réponse rapide suite à l'apparition d'un embarquement ou d'un blocage. De plus, le nombre d'informations nécessaires pour leur mise en œuvre est restreint, ce qui offrirait la possibilité de généraliser ces méthodes pour différents modèles d'actionneurs, différents gouvernes ou différentes familles d'avions. Les performances et la robustesse des approches ont été confirmées par des tests (effectués sous Matlab/Simulink) sur le benchmark Airbus et à l'aide d'un jeu de données enregistré en vol. Encouragés par les résultats obtenus en simulation, et durant la dernière phase de mes travaux, ces algorithmes seront intégrés dans le calculateur de commandes de vol. Dans le chapitre suivant, les résultats des tests obtenus sur le banc d'essais Airbus seront présentés et discutés. En termes de maturité technologique, ce niveau de validation correspond à TRL 5/ TRL 6 [52].

Chapitre IV – Intégration et résultats expérimentaux

IV.1 Introduction

Ce chapitre est dédié à la démarche opérationnelle adoptée pour l'intégration dans le calculateur de commandes de vol et la validation dans un environnement réel, des méthodes développées au Chapitre II et au Chapitre III. En effet, les simulations numériques réalisées dans ces chapitres ont mis en évidence que les approches proposées, avec des réglages appropriés, permettent la détection précoce des embarquements et des blocages de gouverne à n'importe quelle position, tout en préservant la robustesse des techniques actuellement en place. Ceci répond, de manière très satisfaisante, aux exigences du cahier des charges qui avait été spécifié au démarrage des travaux. Cependant, la simulation numérique n'est évidemment qu'une étape préliminaire du processus industriel d'intégration-validation dans le cycle dit en V. Ce cycle décrit le processus entier de développement de l'avion : les phases de développement, d'intégration-validation et de certification. L'étape qui précède l'intégration des méthodes dans le calculateur de commandes de vol, est celle de codage des algorithmes dans un langage graphique formel, afin de les tester à l'aide d'un simulateur de bureau (OCASIME⁵). Cette plateforme utilisée pour la validation industrielle en amont du cycle en V (voir Figure IV-1), permet de tester si les techniques satisfont les spécifications en termes de performance et de robustesse, avant l'implantation du code dans l'équipement⁶. Les algorithmes sont ensuite intégrés dans un standard de calculateur de vol et les premiers tests sur l'équipement réel sont ainsi réalisés. Plus précisément, dans le cadre de la thèse, les méthodes seront implantées sur une gouverne de profondeur externe (gauche ou droite). Les essais seront effectués sur le Banc d'Intégration Système (BIS) couplé au Banc Actionneur (BA) et sur le Simulateur de Vol, disponibles sur le site d'Airbus de St-Martin-du-Touch. Les méthodes seront validées en termes de robustesse lors des manœuvres classiques ou extrêmes et les performances en détection seront testées en simulant des pannes. Cette démarche a pour objectif de vérifier, d'une part, que les techniques avec les paramètres de réglage optimisés ne déclenchent pas de fausses alarmes et d'autre part, de vérifier que la détection de pannes s'effectue dans le temps imparti. Il est à noter que par mesure de sécurité (c'est-à-dire pour ne pas dégrader l'actionneur), lors de l'injection d'un défaut, le BIS sera couplé à un modèle de l'actionneur, et non pas à l'actionneur réel.

⁵ Outil de Conception Assistée par Simulation Multi-Equipements

⁶ L'avion se décompose en sous-parties appelées "systèmes", qui à leur tour se décomposent en sous-parties appelées "équipements" (le calculateur par exemple)

Enfin, la robustesse des approches développées au Chapitre II pour la détection d'un embarquement sera testée en vol, durant 34 vols d'essais, représentant plus de 70 heures de vol. Ceci est la dernière phase de test dans le cycle en V.

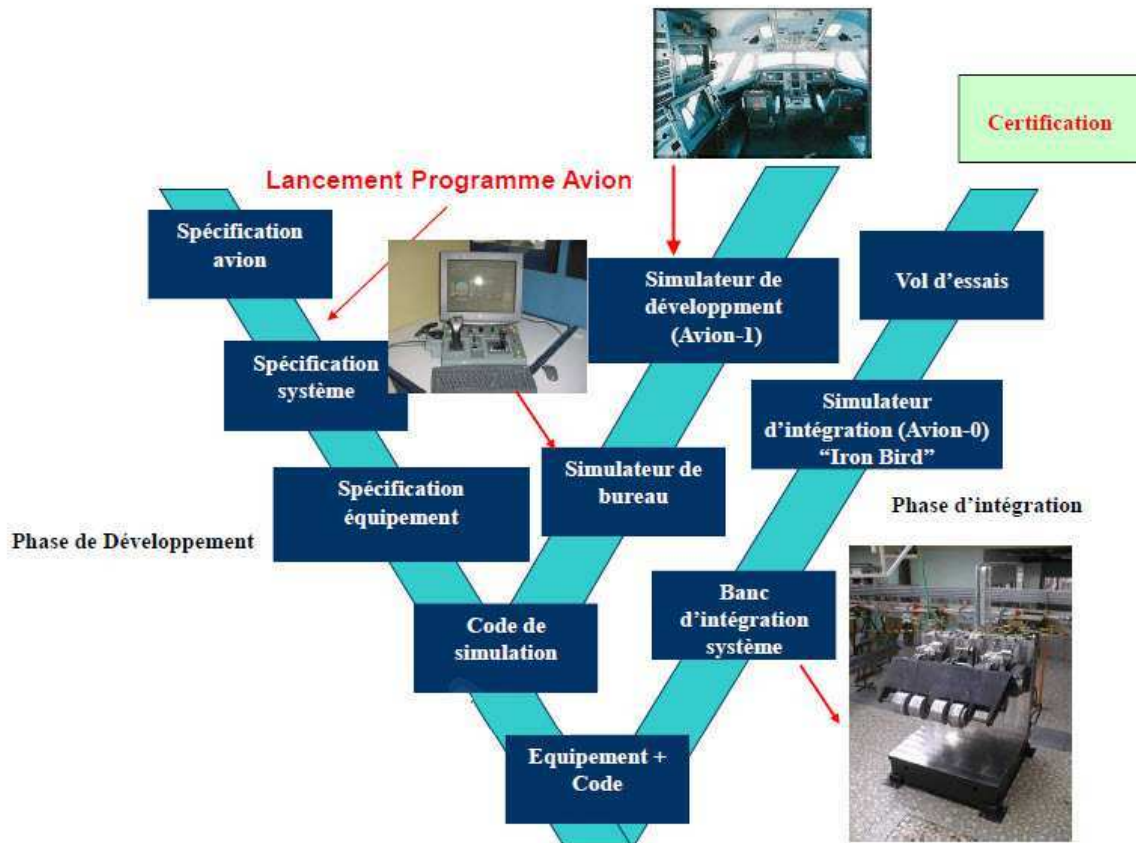


Figure IV-1 : Cycle en V

IV.2 Codage sous SCADE⁷

Afin d'être implémentées sur le simulateur de bureau et ensuite intégrées dans le calculateur de commandes de vol pour la validation sur le banc d'essais d'Airbus et en vol, les approches développées sous Matlab/Simulink doivent d'abord être converties dans un langage utilisé par Airbus. Pour ceci, deux étapes sont nécessaires. Tout d'abord, un langage graphique est utilisé pour spécifier les fonctions à implanter. Il s'agit du formalisme SCADE appliqué pour les avions plus récents (l'A380 par exemple). Ce langage fait appel à une bibliothèque relativement limitée de symboles graphiques. La spécification ainsi obtenue est sous contrôle d'un outil de gestion qui permet notamment de vérifier partiellement la syntaxe du code. La deuxième étape consiste à générer automatiquement un code qui est directement implanté dans les calculateurs. L'outil utilisé pour générer ce code reçoit en entrée les planches de

⁷ Safety-Critical Application Development Environment

spécification et une bibliothèque de symboles (voir Figure IV-2). Plusieurs planches de schémas imbriquées les unes dans les autres sont ainsi obtenues pour décrire toutes les parties de l’algorithme. On a généralement une planche principale dans laquelle on peut trouver des fonctions spéciales (quand un processus est répété ou réutilisé plusieurs fois) composées de symboles. Une caractéristique importante est que les planches peuvent être utilisées pour n’importe quel programme d’avion compatible avec le langage SCADE.

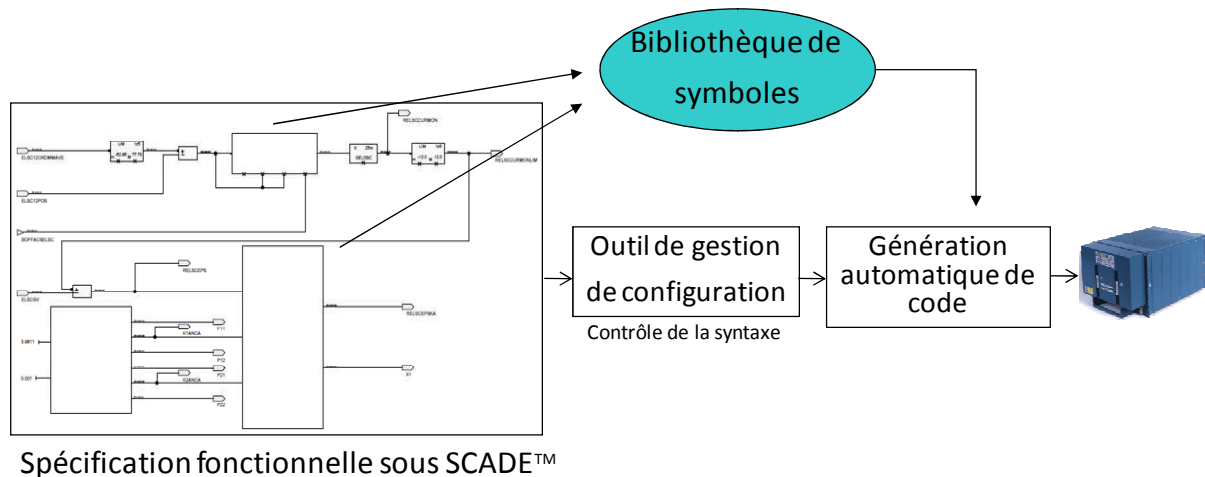


Figure IV-2 : Principe d’implantation des méthodes dans le calculateur de commandes de vol

A titre d’exemple, on s’intéresse au codage sous SCADE du mécanisme (en régime stationnaire) de détection d’un embarquement de gouverne, décrit dans la section II.3.2. L’algorithme a été codé sur quatre planches, chaque planche contenant en général un ensemble d’équations caractérisant les sorties à partir des entrées et des variables internes :

- une planche principale ;
- deux fonctions spéciales ;
- une planche de constantes.

Remarque 11 : *Pour des raisons de confidentialité, aucune planche SCADE (correspondante aux approches développées dans la thèse) n’est donnée dans ce mémoire.*

Remarque 12 : *Pour s’assurer que les approches ont été correctement codées sous SCADE, le code obtenu a été reconverti en schéma Simulink et comparé avec les méthodes initialement codées sous Matlab/Simulink.*

Comme souligné dans la section I.6, afin d’auto-générer un code sans faute, peu de blocs-fonctions complexes sont utilisés, mais plutôt des blocs élémentaires. Plus précisément, chaque planche contient uniquement des opérations basiques comme les retards, les additions, les soustractions, les multiplications ou les divisions. Le temps d’exécution de chaque symbole est précisément connu. Le coût calculatoire de la méthode est donc estimé en additionnant les temps de calcul de chaque symbole utilisé dans son codage. A titre d’exemple, le filtre de Kalman de 2nd ordre en régime stationnaire (25), utilise environ 2.2%

du coût calculatoire maximum autorisé pour la détection d'un embarquement, soit 0.03% des ressources CPU totales et 4.4% du coût calculatoire maximum autorisé pour la détection d'un blocage. Il est à noter que les méthodes nécessitant entre 0.3-2% du CPU du calculateur de commandes de vol sont considérées comme "correctes" du point de vue du coût calculatoire.

La planche principale présente en entrée :

- l'ordre du pilote ;
- la position de la gouverne ;
- la position du tiroir servovalve ;
- des booléens d'autorisation ;

et en sortie :

- le résidu de l'état de l'art calculé via l'équation (1) ;
- les résidus filtrés à l'aide des filtres (25) et respectivement (26) ;
- 2 booléens qui indiquent la détection d'un embarquement.

La planche principale calcule dans un premier temps le signal d'erreur conformément à l'expression (1). Les filtres (25) et (26) sont ensuite insérés au sein de l'architecture de surveillance actuelle (comme décrit dans la section II.3.2) et la procédure de prise de décision (à base de seuil et de temps de confirmation) est appliquée sur les signaux filtrés. Une bascule est utilisée pour verrouiller la détection, c'est-à-dire considérer la panne comme présente jusqu'à la fin du vol.

Les fonctions spéciales calculent les signaux d'erreur filtrés, à partir du résidu de l'état de l'art et des gains optimisés hors-ligne.

Une fois les méthodes codées sous SCADE, les planches sont transmises à un autre service d'Airbus chargé de les implémenter dans le calculateur. Nous n'avons donc aucune emprise sur cette étape. La prochaine section est dédiée à la présentation des résultats expérimentaux obtenus suite à des tests sur un simulateur de bureau et sur le banc d'essais d'Airbus.

IV.3 Tests et résultats expérimentaux

IV.3.1 Validation sous OCASIME

Les approches sont tout d'abord validées sous le simulateur de bureau appelé OCASIME (voir Figure IV-3), une plateforme industrielle de simulation intégrant un ensemble de modèles tels que la mécanique du vol, les actionneurs ou le réseau de bus. La plateforme comprend les principaux organes de pilotage et permet la simulation, à partir des spécifications détaillées (codage des méthodes sous SCADE), d'un comportement réaliste de l'avion en mode manuel ou automatique, la visualisation en temps réel des variables désirées, le choix de différentes configurations de vol, la réalisation des manœuvres, ainsi que l'injection des scénarios de

pannes. Nous avons ainsi pu valider l'ensemble des méthodes de détection en termes de robustesse dans le cas d'un vol nominal, avec des manœuvres caractéristiques, puis en termes de performances en détection par l'injection des embarquements et des blocages à différents instants d'apparition et à différentes valeurs.

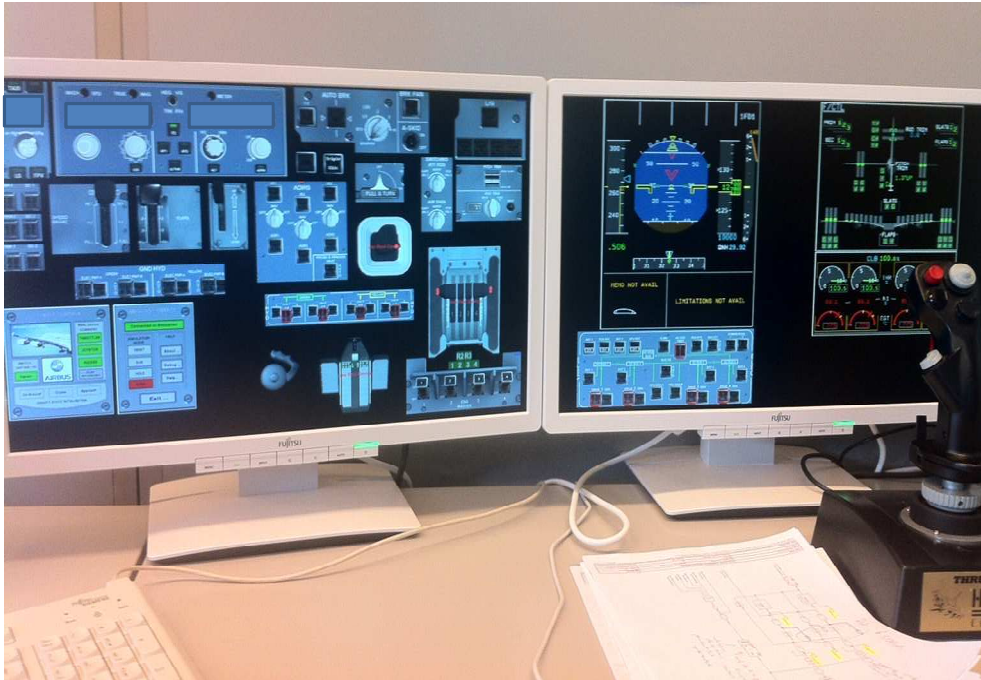


Figure IV-3 : Simulateur de bureau

Les résultats de simulation sous OCASIME sont présentés dans cette section uniquement pour le test de décision RC2 appliqué dans l'espace paramétrique pour la détection d'un embarquement (voir paragraphe III.2.4.3). Ceci s'explique par le fait que, contrairement aux autres méthodes, cette approche ne sera pas traitée dans les paragraphes suivants car les essais sur les installations de tests Airbus sont en cours de réalisation.

Pendant les essais en robustesse sur le simulateur de bureau, aucune fausse alarme n'est constatée. Les performances en détection sont ensuite testées en injectant des pannes avec des dynamiques variables, à différents instants d'apparition. Un exemple est illustré sur la Figure IV-4, où un embarquement très rapide est simulé. Les mêmes résultats qu'en simulation numérique sont obtenus. En effet, la Figure IV-5 montre la convergence du paramètre estimé vers 0 au moment de la panne. Ce comportement est rapidement détecté par le test RC2. On remarque qu'aucune agitation en fonctionnement normal n'apparaît sur la sortie du test (Figure IV-6), un avantage considérable en termes de robustesse de la technique.

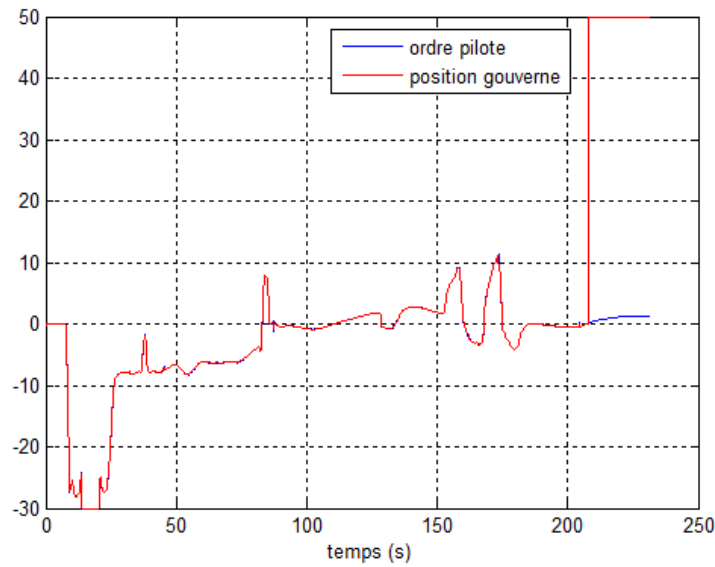


Figure IV-4 : Ordre du pilote et position de la gouverne avec panne simulée sous OCASIME

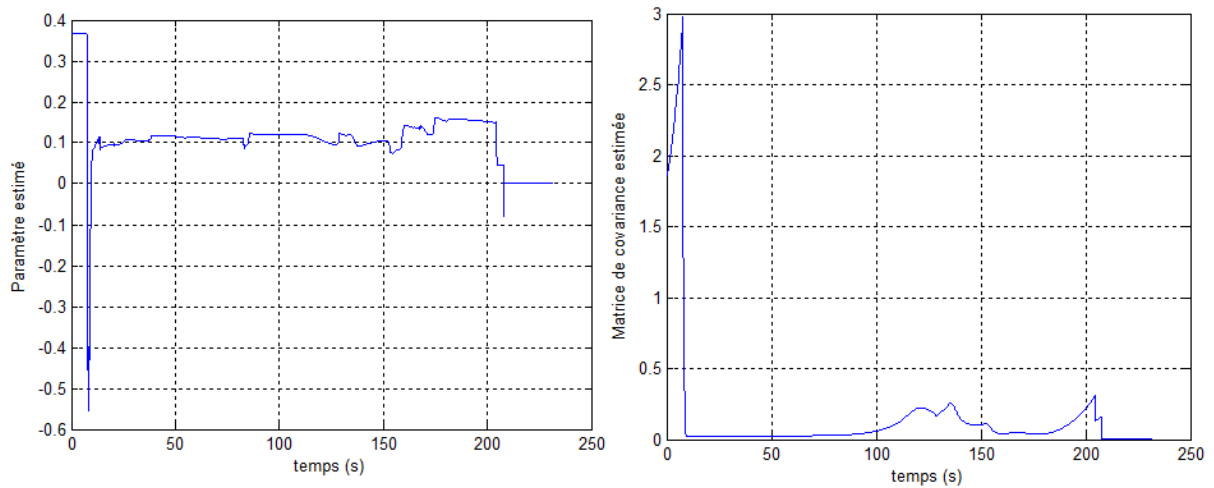


Figure IV-5 : Paramètre estimé sous OCASIME et matrice de covariance associée

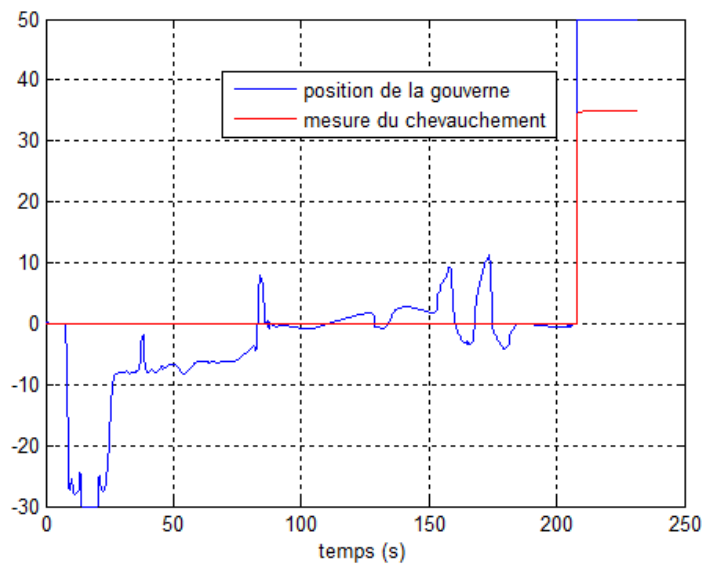


Figure IV-6 : Résultat du test RC2 sous OCASIME et position de la gouverne avec panne

IV.3.2 Validation sur banc d'essais

Deux types de bancs de tests sont employés dans le cadre de nos travaux :

- Le BIS couplé au BA (Figure IV-8) qui permet la manipulation des équipements connectés entre eux (calculateur-actionneur dans notre cas). Il permet d'observer les variables internes du calculateur de vol, à partir des entrées simulées. Le BIS offre la possibilité de valider les méthodes dans des configurations dégradées et facilite la sollicitation des organes de pilotage (possibilité de faire un balayage fréquentiel, d'injecter des créneaux...). Le BA est un banc comportant un actionneur réel, dans notre cas une servocommande hydraulique. Cet actionneur peut fonctionner à vide ou avec une barre d'effort, représentant les forces aérodynamiques appliquées à la gouverne. La barre réglée à un haut niveau d'effort, pourrait par exemple être utilisée pour tester la robustesse des méthodes par rapport au phénomène de "stall load" (voir remarque 7).
- Le Simulateur de Vol (Figure IV-7) qui est équipé d'un cockpit similaire à celui de l'avion. Il peut être couplé à un modèle d'avion ("Avion-1") ou à l'Iron Bird⁸ ("Avion-0"). Le premier a été utilisé pendant l'ensemble des tests. Son avantage par rapport au BIS couplé au BA est que les manœuvres effectuées sont plus réalistes et les résultats obtenus représentatifs des véritables conditions de vol, puisque l'on a tout l'environnement réel du cockpit, ainsi que la réaction des lois de pilotage (environnement en boucle fermée). Cependant, un modèle d'actionneur est utilisé dans la plupart des cas (et non pas un actionneur réel comme pour le BIS couplé au BA).



Figure IV-7 : Simulateur de Vol A380

⁸ L'Iron Bird est une réplique de l'avion très légère, sans fuselage et sans structure, mais comprenant tous les actionneurs, tous les circuits hydrauliques et électriques et tous les autres éléments constitutifs d'un avion



Figure IV-8 : Banc Intégration Système couplé au Banc Actionneur

Sur ces installations, des essais en robustesse et en détection sont réalisés pour :

- *Méthode I* : le filtre de Kalman inséré dans le calculateur de commandes de vol afin d'améliorer les performances de l'état de l'art en termes de détection de l'embarquement et du blocage (sections II.3.2 et II.3.3) ;
- *Méthode II* : le test de décision à base de seuil et de temps de confirmation appliqué dans l'espace paramétrique pour la détection du jamming (section III.2.4.2) ;
- *Méthode III* : le différentiateur par modes glissants (section III.3.2) utilisé pour la détection du grippage (notamment autour de 0°).

IV.3.2.1 Essais en robustesse

a) *Méthode I*

Dans le cas de la méthode à base de filtre de Kalman, les essais en robustesse consistent dans un premier temps à solliciter à l'extrême les organes de pilotage, dans le but de :

- tester le taux de fausse alarme pour un seuil et un temps de confirmation donnés, fixés hors-ligne ;
- déterminer le seuil de détection minimum sans fausses alarmes, afin de conclure si les choix faits suite à la simulation numérique sont pertinents.

Plus précisément, la démarche appliquée consiste à faire un balayage fréquentiel en fonctionnement normal, en envoyant des ordres sinusoïdaux de dynamique maximale autorisée, avec une fréquence qui augmente de 0.1Hz à 10Hz au cours du temps. En effet, ce type de simulation en conditions extrêmes (car la bande de fréquence surveillée est large et la simulation du passage de butée en butée du manche très rapide), avec l'injection d'ordres très dynamiques, est indispensable pour vérifier la robustesse de la méthode. L'installation adaptée pour cet essai est le BIS couplé au BA, avec ou sans barre d'effort sur l'actionneur (réglée à un niveau d'effort donné). Un exemple d'ordre normalisé injecté lors du balayage fréquentiel apparaît sur la Figure IV-9. Du fait de la limitation de la dynamique de l'ordre dans le calculateur, on remarque que son amplitude baisse au fur et à mesure que la fréquence

augmente, malgré le fait que l'amplitude réellement injectée reste constante. Il est important de noter que pour les deux techniques à base de filtre de Kalman (pour la détection respectivement de l'embarquement et du blocage) avec les seuils et les temps de confirmation préalablement fixés, aucune fausse alarme n'est déclenchée.

Dans la Figure IV-10, le résidu filtré est obtenu avec les paramètres de réglage optimisés pour la détection d'un blocage (section II.3.3.2). Les données ont été normalisées. Afin de déterminer le seuil minimum sans fausses alarmes et de conclure sur la pertinence du seuil préalablement réglé, on s'intéresse aux valeurs maximales des résidus de l'état de l'art et filtré. Plus précisément, le but est de comparer la marge entre l'amplitude maximale du résidu filtré par rapport au nouveau seuil de détection, avec la marge entre l'amplitude maximale du résidu non-filtré par rapport au seuil de l'état de l'art. La marge est définie selon la formule :

$$marge(\%) = \frac{seuil - max_residu}{seuil} 100 \quad (68)$$

La conclusion est que les deux marges sont équivalentes. En conséquence, le seuil réglé suite à la simulation numérique correspond à la valeur à laquelle ce paramètre aurait été fixé suite au balayage fréquentiel sur le banc de tests Airbus.

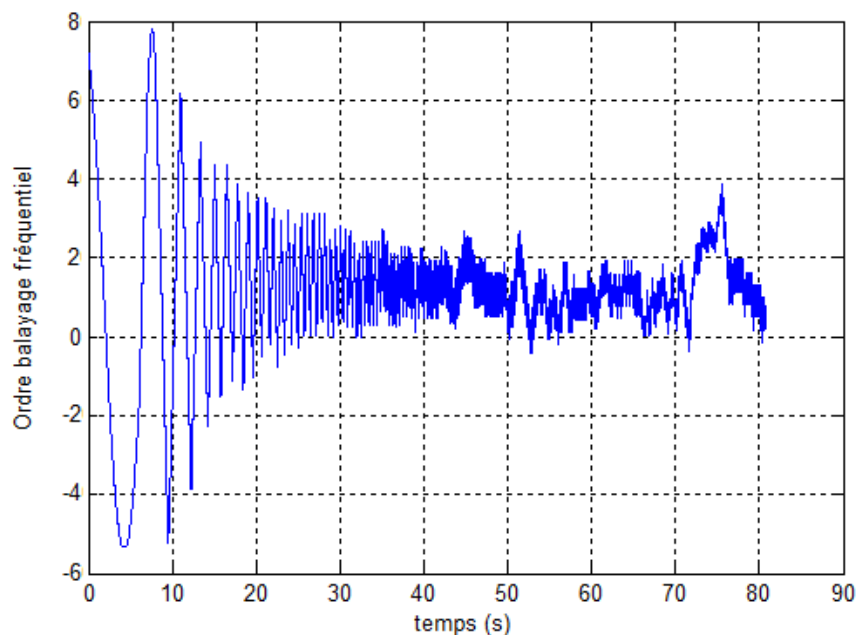


Figure IV-9 : Ordre injecté lors du balayage fréquentiel

De plus, lors du balayage fréquentiel, la bande de fréquence correspondante à l'amplitude maximale du résidu filtré est identifiée. Des ordres d'amplitude variable et de fréquence précédemment déterminée sont ensuite injectés en entrée de la méthode de surveillance afin de tester sa robustesse. Aucune fausse alarme n'est déclenchée. Il est important de noter que les amplitudes maximales des résidus non-filtrés et filtrés sont obtenues en basse fréquence, c'est-à-dire dans une plage représentative pour un vol réel. Elles peuvent donc être

considérées comme étant dimensionnantes pour le calcul du seuil de détection. Ces vérifications nous ont ainsi permis de valider le seuil préalablement réglé à une valeur 50% plus faible que celle de l'état de l'art actuel. En termes de performances en détection, ceci se traduit par un gain de 50% sur l'amplitude minimale de grippage détectable.

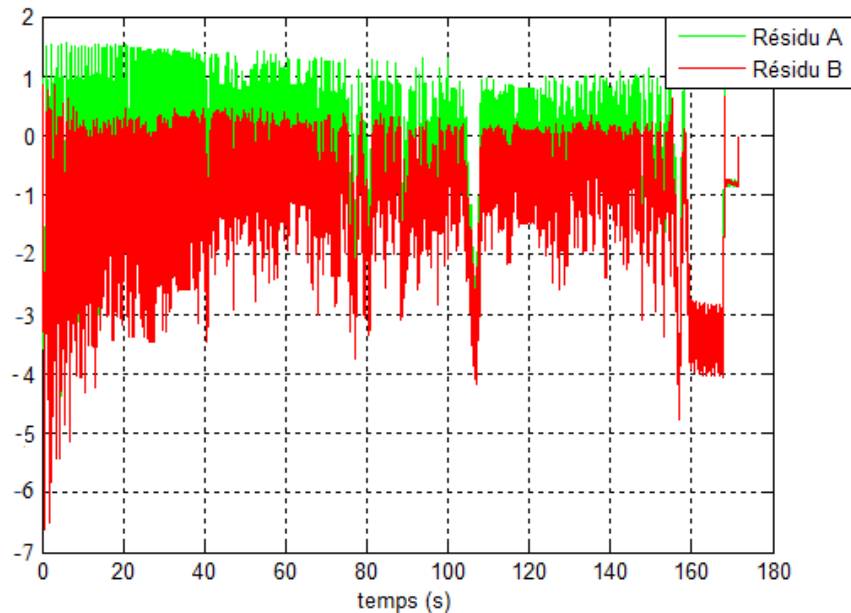


Figure IV-10 : Comportement des résidus normalisés pour la détection d'un blocage

Un autre moyen de tester la robustesse sur le BIS couplé au BA consiste à simuler des ordres sous forme de signaux carrés avec une certaine amplitude. Les résultats obtenus sont positifs.

Le taux de fausse alarme est également étudié sur le Simulateur de Vol qui permet de jouer de véritables scénarii de vol à l'encontre du BIS. Il s'agit par exemple de la manœuvre appelée "Flight Control Check", qui consiste à actionner le manche, avant le décollage, au maximum de ses possibilités. Plus précisément, avec l'avion au sol, à l'arrêt et les moteurs démarrés, le manche est actionné d'avant en arrière et vice-versa pour solliciter, dans notre cas, la gouverne de profondeur au maximum. Suite à plusieurs actions en longitudinal (manche de butée haute en butée basse alternativement, mouvements de faible amplitude, lents ou rapides etc...), le résultat est encore une fois positif : aucune des surveillances proposées (*Méthode I*, *Méthode II* et *Méthode III*) ne déclenche de fausse alarme.

b) Méthode II

La robustesse de la méthode de détection d'un grippage de gouverne via un test paramétrique, est testée dans un premier temps sur le BIS couplé au BA (avec et sans barre d'effort), à l'aide d'un balayage fréquentiel. Un ordre sinusoïdal d'amplitude faible (et non pas maximale comme dans le cas de la *Méthode I*) et de fréquence qui augmente au cours du temps est injecté. En effet, comme expliqué dans la section III.2.4.2, cette configuration pourrait affecter la robustesse. Il est à noter qu'aucune fausse alarme n'est constatée. La même

conclusion est obtenue en simulant des ordres carrés d'amplitude fixe en entrée de la surveillance. Afin d'étudier le comportement de l'approche pour des ordres plus dynamiques, un autre essai sur le BIS couplé au BA consiste à injecter à l'aide du manche des signaux variant de butée haute en butée basse alternativement (voir Figure IV-11). On remarque que la valeur du paramètre estimé reste loin de 0, ce qui implique un fort degré de robustesse de la méthode vis-à-vis de ce scénario de test.

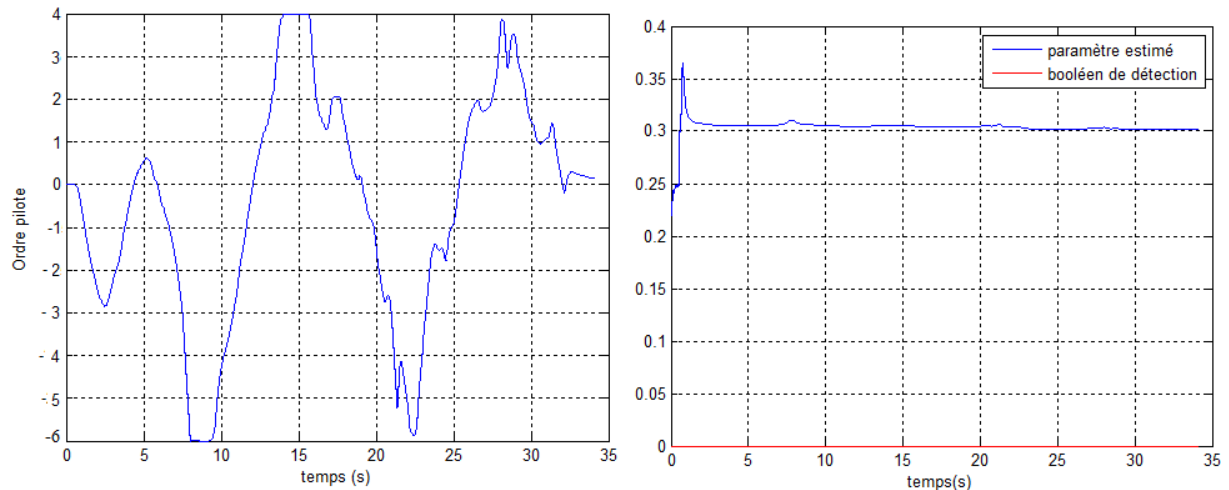


Figure IV-11 : Ordre du pilote normalisé et allure du paramètre estimé sur BIS couplé au BA

c) Méthode III

Pour tester la robustesse de la méthode de détection d'un blocage via un différentiateur par modes glissants, le même balayage fréquentiel que dans le cas de la *Méthode II* est effectué et aucune fausse alarme n'est déclenchée. Des créneaux sont ensuite injectés en entrée de la surveillance, ce qui correspond à un ordre de braquage carré, d'une certaine amplitude. Dans la Figure IV-12, on remarque que la technique reste robuste, malgré un ordre constant pendant un certain intervalle de temps.

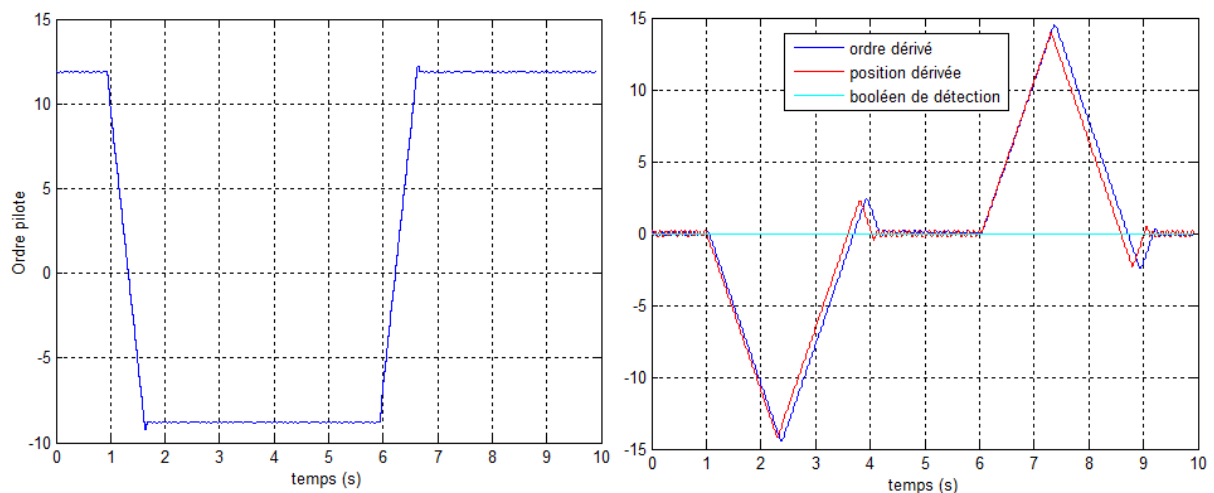


Figure IV-12 : Ordre du pilote et allure des dérivées sur BIS couplé au BA

IV.3.2.2 Essais en performance

Ce paragraphe aborde les performances en détection des surveillances proposées. Les essais sont réalisés sur le BIS couplé à un modèle d'actionneur, ainsi que sur le Simulateur de Vol. Différents types de pannes sont injectés de manière artificielle et les booléens de détection associés à chaque méthode de surveillance sont observés.

Les performances en détection de la technique à base de filtre de Kalman, présentée dans le paragraphe II.3.2, sont évaluées à l'aide du BIS couplé à un modèle d'actionneur, par l'injection des embarquements avec des dynamiques entre $5^\circ/s$ et $60^\circ/s$. Des améliorations par rapport à l'état de l'art industriel sont constatées pour des vitesses allant jusqu'à $40^\circ/s$. Pour des dynamiques plus rapides, les méthodes actuellement en place présentent de meilleures performances. L'application en parallèle des deux méthodologies de détection (avec et sans le filtre de Kalman) pourrait ainsi être envisagée. Une autre solution pourrait être l'utilisation simultanée du test RC2 appliqué dans l'espace paramétrique, qui semble offrir de bonnes performances en détection pour les embarquements très rapides.

Pour la *Méthode II* et la *Méthode III*, les performances en détection sont évaluées en simulant (sur le Simulateur ou sur le BIS couplé à un modèle d'actionneur) des blocages à n'importe quelle amplitude, mais surtout à des positions autour de 0. On rappelle que ce type de panne est le plus contraignant car il reste non détecté par l'état de l'art actuel. Un exemple de grippage est illustré sur la Figure IV-13.

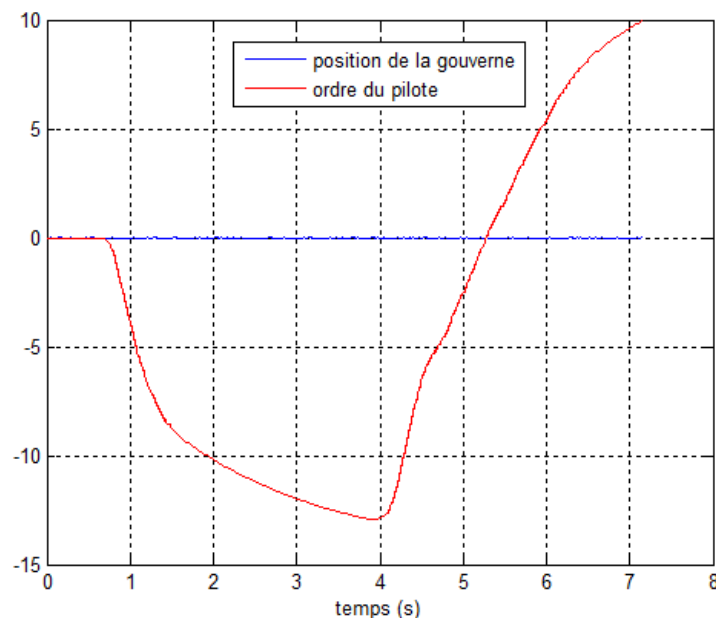


Figure IV-13 : Blocage à 0 sur le BIS couplé au BA

La panne est détectée par les deux techniques de surveillance (Figure IV-14). Pour la *Méthode II*, on remarque un passage rapide du paramètre estimé vers 0. Cependant, le retard à la

détection est relativement important car conformément à la procédure décrite dans le paragraphe III.2.4.2, la panne est détectée une fois que la valeur absolue de l'ordre est supérieure à un seuil donné. Un temps de confirmation est également appliqué pour les deux méthodes. L'ensemble des essais montre que les techniques présentées apportent une nette amélioration en termes de performances en détection par rapport à l'état de l'art industriel actuel, car elles offrent la possibilité de détecter des grippages à n'importe quelle amplitude.

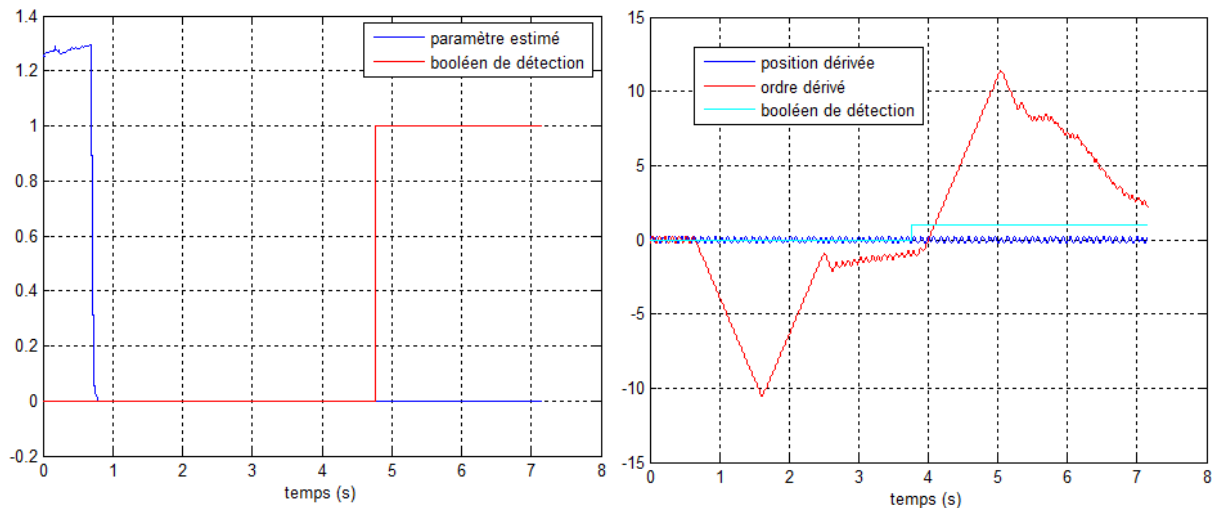


Figure IV-14 : Comportement des *Méthodes II* et *III* suite à l'apparition d'un blocage à 0

IV.3.3 Validation en vol

Les essais en vol représentent la dernière étape dans la phase de validation. Les avions d'essais en vol sont équipés d'instruments de mesure dédiés. Environ 10000 paramètres de vol peuvent être enregistrés à bord et une partie est envoyée à une station sol afin d'être analysée en temps réel. Ces essais sont uniquement utilisés pour évaluer la robustesse des méthodes.

A l'heure actuelle, seulement l'approche à base de filtre de Kalman, dédiée à la détection d'un embarquement (voir la section II.3.2) a été testée en vol. La robustesse des filtres à gain variable et à gain fixe, avec les paramètres de réglage optimisés, a été évaluée pendant 34 vols d'essais, soit plus de 70 heures de vol. En fonctionnement normal et pour un seuil et un temps de confirmation donnés, aucune fausse alarme n'a été constatée. A titre d'exemple, dans la Figure IV-15, on remarque le signal d'erreur *Résidu A* de l'état de l'art et le signal d'erreur *Résidu B* obtenu suite à l'application du filtre de Kalman de 2nd ordre en régime stationnaire (25). Les résultats correspondent à une minute de vol enregistrée pendant deux vols d'essais différents. Le résidu filtré est obtenu avec le réglage optimisé pour la détection d'un embarquement, conformément à la procédure présentée dans la section II.3.2.3.

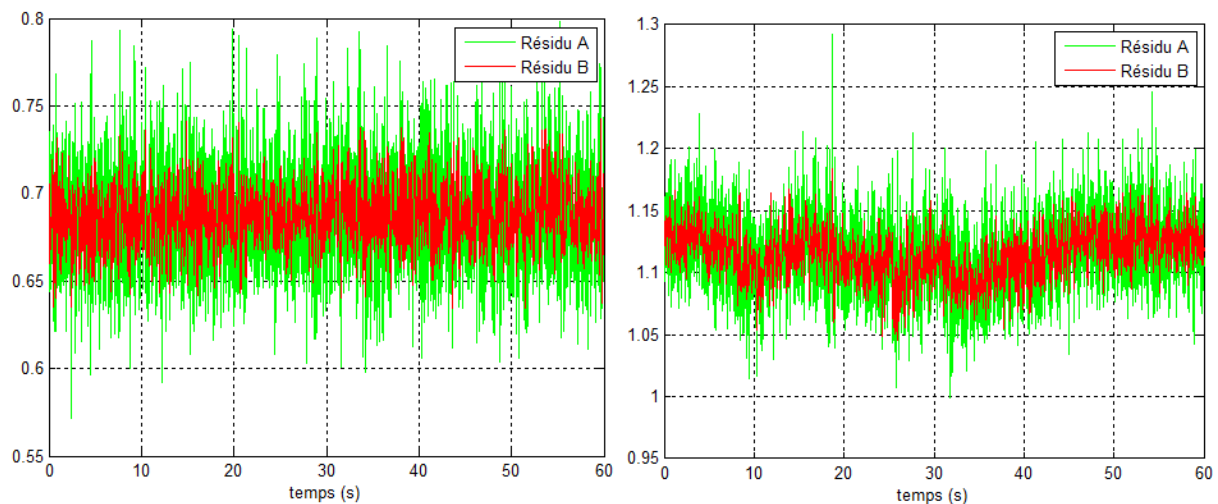


Figure IV-15 : Comportement des résidus normalisés pour la détection d'un embarquement pendant les essais en vol

IV.4 Conclusion

Dans ce dernier chapitre, les techniques proposées, avec les paramètres de réglage optimisés, ont été validées sur les installations de tests d'Airbus. Les essais en robustesse et en détection sous OCASIME, sur le simulateur de vol et sur le BIS, ont confirmé les résultats que nous attendions suite à la simulation numérique. Tout d'abord, des manœuvres classiques, ainsi que des tests en conditions extrêmes et parfois peu réalistes pour un vol normal (des ordres envoyés en très haute fréquence, le mouvement du manche de butée haute en butée basse en très peu de temps), ont montré que les méthodes présentées maintiennent le haut niveau de robustesse de la surveillance actuelle. On rappelle que pour les techniques à base de filtre de Kalman, la robustesse est maintenue, tout en diminuant de manière considérable le seuil actuel de détection et en gardant une dynamique rapide.

Dans un second temps, des essais en détection ont été réalisés par l'injection des embarquements avec des dynamiques variables et des blocages à différentes positions. Dans le cas du filtre de Kalman, le gain au niveau des seuils de détection, se traduit respectivement par un gain de 50% sur l'amplitude minimale de blocage détectable et par un gain sur le retard à la détection d'un embarquement avec une dynamique de 40°/s maximum. Les essais sur les installations d'Airbus ont également mis en évidence les performances des approches développées au Chapitre III (destinées au grippage uniquement), capables de détecter les blocages à n'importe quelle position, même autour de 0°.

Concernant le test de décision RC2 appliqué dans l'espace paramétrique, la simulation numérique a montré de bonnes performances en détection pour les embarquements rapides. Ces résultats restent toutefois à confirmer par les essais sur le banc de tests (qui sont actuellement en cours de réalisation), afin de conclure si le retard à la détection est inférieur à

celui de l'état de l'art. En effet, la surveillance actuelle détecte presque instantanément les embarquements rapides. De plus, il est délicat de quantifier ce retard à l'aide des simulations sur le jeu de données, car il est difficile d'obtenir la réaction exacte de l'avion (et plus précisément de la position de la gouverne) suite par exemple à l'injection d'un embarquement sur le courant envoyé sur la servovalve.

Finalement, la robustesse du filtre de Kalman dédié à la détection d'un embarquement a également été confirmée pendant les essais en vol A380. Fort des résultats obtenus, les autres techniques proposées pourraient elles aussi être soumises à des campagnes de validation en vol. Cette étape représenterait un grand pas vers l'objectif final, c'est-à-dire vers leur implantation dans le calculateur de vol des futurs programmes Airbus.

Conclusion générale et perspectives

Nous avons présenté dans ce manuscrit trois approches de détection de pannes de type embarquement et grippage des gouvernes dans le système de commandes de vol. Bien que ces pannes soient extrêmement rares, leur détection robuste et précoce est requise pour la certification de l'avion, car elles peuvent avoir un impact sur les charges structurales de l'aéronef. L'objectif principal de cette thèse a été le développement, la mise au point et la validation de nouvelles techniques de surveillance, susceptibles d'améliorer les performances en détection des méthodes actuellement en place, tout en gardant un haut niveau de robustesse. Cette thématique s'inscrit dans la cadre de la stratégie d'Airbus pour l'optimisation du design structural de ses futurs avions et pour le développement des appareils plus écologiques et dont l'impact sur l'environnement est amélioré. Au plan méthodologique, nous avons proposé des stratégies de détection à base de modèle, capables de satisfaire les contraintes opérationnelles très strictes, en termes de coût calculatoire, simplicité de réglage, embarquabilité et portabilité.

Le premier chapitre a été consacré à la description du contexte et de la problématique abordée, en insistant sur les pannes de type embarquement et grippage des gouvernes, susceptibles de survenir au sein du système de commandes de vol. L'état de l'art des méthodes actuellement utilisées au sein d'Airbus pour détecter ces pannes a été brièvement exposé. Enfin, une description détaillée des contraintes industrielles à respecter, nous a permis d'identifier les difficultés à surmonter pour transformer la recherche méthodologique en innovation industrielle et répondre ainsi aux enjeux pour les avions du futur. En effet, le transfert d'une nouvelle technique au sein d'un système aussi complexe et critique que celui des commandes de vol pose des problèmes souvent négligés ou sous estimés, lors d'une procédure de design de nature académique. De plus, le passage d'une technologie à une autre doit se faire progressivement afin de faciliter les processus de validation et de certification. En effet, une nouvelle technique de surveillance ne doit pas être perçue comme une solution de remplacement des techniques à base de redondance matérielle actuellement utilisées en aéronautique, mais comme un supplément, et en prouvant clairement sa valeur ajoutée. C'est dans ce contexte et cet esprit que nous avons mené les développements présentés dans les chapitres suivants.

Le deuxième chapitre a été dédié à la mise en place d'une technique à base de filtre de Kalman afin de résoudre la problématique abordée. Une analyse critique a tout d'abord été effectuée et a permis de motiver notre choix méthodologique. Un problème crucial a été la détermination des hyper-paramètres de réglage de l'algorithme. Deux procédures d'optimisation hors-ligne ont été présentées, qui abordent le problème directement dans un contexte de "détection" et non pas dans le cadre classique de l'estimation. Les approches intègrent un critère qui tient compte du compromis entre la sensibilité vis-à-vis des pannes à détecter et la robustesse de la méthode. La motivation principale a été la volonté de

synthétiser un filtre avec une bonne capacité de filtrage, tout en assurant un transitoire faible. Ceci a conduit à un bilan positif concernant les degrés gagnés au moment de la confirmation de l'embarquement et à la détection des gouvernes bloquées à de faibles amplitudes.

Dans le troisième chapitre, deux autres techniques de surveillance ont été proposées, afin notamment de détecter les embarquements rapides et les grippages autour de 0° . La première solution est basée sur l'estimation d'un modèle paramétrique de la boucle d'asservissement, suivie par un test de décision appliqué à une direction paramétrique sensible, précédemment identifiée. La méthode d'estimation classique a été adaptée, afin d'éviter tout problème numérique lors de l'implantation en temps réel. Etant donné les contraintes différentes en termes de retard à la détection pour les deux types de pannes étudiés, deux tests de décision ont été présentés. On retient notamment le test RC2 de cohérence dans l'espace paramétrique, utilisé pour la détection rapide d'un embarquement. Dans le cas monodimensionnel, ce test développé dans [32] est équivalent à un test de Chi-deux, bien que sa généralisation multidimensionnelle possède un mécanisme de fonctionnement différent. La seconde stratégie de détection décrite dans ce chapitre est fondée sur l'utilisation d'un différentiateur par modes glissants, afin d'estimer la dérivée de l'ordre du pilote et celle de la position de la tige. L'approche vise la détection des blocages uniquement. Toutes ces techniques ont été validées en simulation, en utilisant un benchmark hautement représentatif d'Airbus (développé dans le cadre du projet européen ADDSAFE) et un jeu de données enregistré en vol. Les résultats en simulation montrent le potentiel des approches proposées, pour les scénarios traités.

Le dernier chapitre a été consacré au processus d'intégration des techniques proposées dans un calculateur de commandes de vol, ainsi qu'aux résultats expérimentaux obtenus sur les installations dédiées d'Airbus. Les étapes de vérification et de validation sur le banc d'essais, ainsi qu'en vol (uniquement pour l'approche à base de filtre de Kalman dédiée à la détection précoce d'un embarquement) ont clairement mis en évidence l'apport des techniques présentées dans cette thèse par rapport à l'état de l'art industriel. La valeur ajoutée pourrait simplement se traduire par de meilleures performances en détection, à l'aide des méthodes peu coûteuses et facilement réglables, tout en gardant le haut niveau actuel de robustesse.

Les travaux présentés dans ce mémoire laissent entrevoir des perspectives intéressantes aux plans méthodologique et applicatif, pour des développements ultérieurs :

- Lors de cette thèse, les pannes oscillatoires du système de commandes de vol ont également été étudiées. Très récemment, plusieurs solutions pour la détection de ces pannes ont été proposées. Ces solutions développent principalement la partie génération des signaux indicateurs (résidus ou signaux OFC estimés). Si l'on conserve le système d'évaluation de résidus actuellement en service à bord des appareils A380 [5] (filtrage du résidu associé à une procédure de comptage, voir Figure I-14), le différentiateur par modes glissants pourrait être une solution adéquate pour améliorer la prise de décision. En effet, l'étape actuelle de prise de décision est basée sur le comptage du nombre de dépassements successifs et alternés du résidu par rapport à un seuil. Selon le type de panne oscillatoire, le résidu peut être uniquement formé du signal de panne purement harmonique (avec une composante continue), noyé dans du

bruit. Le calcul de la dérivée du résidu à l'aide du différentiateur permettrait d'éliminer la composante continue du défaut et d'amener le résidu autour de zéro. Les avantages de cette démarche seraient la convergence en temps fini et la robustesse par rapport au bruit. Ainsi, le comptage des oscillations se ferait autour de zéro et la grande vitesse de convergence assurée par le différentiateur permettrait une détection précoce de la panne. La difficulté est toutefois liée au réglage du différentiateur en fonction de la bande de fréquence de la panne. Il est à noter qu'au sein de l'équipe de recherche dans laquelle ces travaux ont été menés, un algorithme d'optimisation a été récemment développé pour le réglage systématique et aisé des paramètres du différentiateur.

- Le fil conducteur de cette thèse a été d'améliorer les techniques actuelles de surveillance pour les futurs programmes. Pour les appareils existants, on peut voir le problème sous un angle différent : si l'on considère que le niveau actuel de performances en détection et de robustesse est largement suffisant et n'a pas besoin d'être amélioré, les approches à base de modèle pourraient être utilisées afin de réduire, par exemple, le nombre de capteurs dédiés uniquement à la surveillance, conduisant ainsi à une diminution du coût global. Ce principe est d'ailleurs une des motivations historiques à l'origine du développement des approches analytiques et à base de modèle.
- Enfin, rappelons que les approches proposées au Chapitre III ne sont pas robustes au phénomène de "stall load" qui est dû aux efforts aérodynamiques trop importants exercés sur la surface de contrôle. Une piste envisageable serait de trouver un moyen simple d'estimer ces forces, par nature difficiles à estimer. L'estimation obtenue serait un paramètre supplémentaire en entrée des surveillances. Ces méthodes pourraient ainsi être inhibées pour des forces aérodynamiques supérieures à un certain seuil. Ceci empêcherait le déclenchement de fausses alarmes lors du phénomène de stall load. Cependant, le prix à payer serait l'augmentation du coût calculatoire.

Annexes

Annexe A : Généralités sur les modes glissants

Modes glissants d'ordre 1

Soit le système non-linéaire décrit par la dynamique :

$$\dot{x} = f(x, u) \quad (\text{A.1})$$

où x représente le vecteur d'état du système et u est l'entrée de commande.

La commande par modes glissants est un type de loi de commande robuste, simple à calculer et à mettre en œuvre, élaborée pour résoudre le problème de commande discontinue des systèmes [110], [111]. Elle est générée de manière à amener et à maintenir la trajectoire d'un système (vecteur d'état) sur une surface de glissement s , en un temps de convergence fini. Autrement dit, une fois atteint le voisinage de la surface de glissement, le comportement dynamique du système est essentiellement conditionné par cette dernière. On dit que le système est en régime glissant. La surface définie par la contrainte $s(x) = 0$, divise l'espace d'état en deux sous-espaces (voir Figure A-1), définis par $s(x) < 0$ et $s(x) > 0$. Afin de rendre la surface de glissement attractive (c'est-à-dire à conduire les trajectoires du système vers $s(x) = 0$ à partir de n'importe quelle condition initiale $x(0)$), la loi de commande u doit être définie de façon discontinue en fonction de s :

$$u = u_M \text{sign}(s) \quad (\text{A.2})$$

où u_M est un gain positif et

$$\text{sign}(s) = \begin{cases} +1, & \text{si } s(x) > 0 \\ -1, & \text{si } s(x) < 0 \end{cases} \quad (\text{A.3})$$

La commande est donc décrite par une commutation entre deux champs vectoriels (u_M^+ et u_M^-) qui pointent vers s .

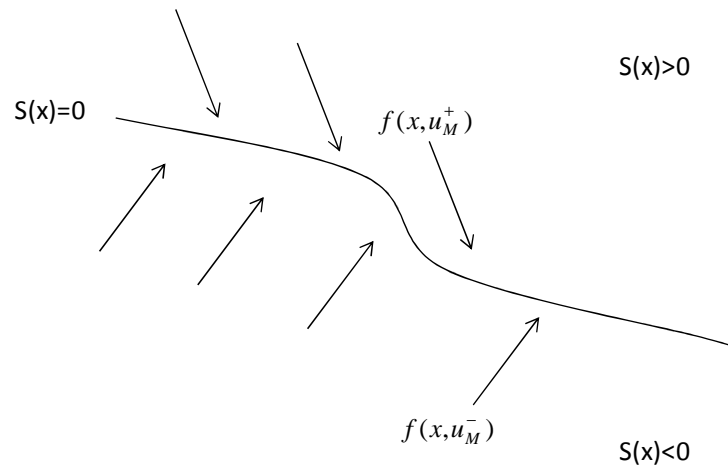


Figure A-1 : Deux espaces d'état séparés par la surface de glissement $s(x)=0$

Remarque 1 : Le degré relatif [112] d'un système est le nombre minimum de fois qu'il faut dériver la sortie y par rapport au temps pour faire apparaître l'entrée u de manière explicite dans l'expression de la dérivée. On dit que le système est de degré relatif r par rapport à la variable de glissement s si $\frac{\partial}{\partial u} s^{(i)} = 0 (i=1,2,\dots,r-1)$ et $\frac{\partial}{\partial u} s^{(r)} \neq 0$. Autrement dit, la commande discontinue u agit uniquement sur la dérivée d'ordre r de la surface de glissement.

Théorème 1 : Un régime glissant d'ordre 1 existe sur la surface s si et seulement si le système (A.1) est de degré relatif 1 par rapport à la variable de glissement.

Le principale avantage des modes glissants est la robustesse par rapport à la classe d'incertitudes (propres au système) et de perturbations (extérieures au système) pour laquelle la commande a été réglée. En effet, une fois la surface de glissement atteinte, les incertitudes et les perturbations sont rejetées car l'évolution du système dépend uniquement des propriétés de la surface de glissement.

Cependant, les commandes par modes glissants d'ordre 1 souffrent, malgré leur simplicité et leur robustesse, d'un inconvénient majeur connu sous le nom de "chattering" (ou réticence). En effet, dans un régime glissant idéal, la commande discontinue est supposée commuter avec une fréquence infinie, ce qui correspond à un temps de commutation nul. En pratique, comme il est impossible de générer une fréquence infinie, la commutation se fait à très haute fréquence. La discontinuité de la commande engendre donc des oscillations de fréquence élevée une fois le régime glissant atteint (voir Figure A-2). Ce phénomène vibratoire peut causer une perte de précision et surtout une usure prématurée des actionneurs ou du système, en plus de générer un bruit sur des systèmes mécaniques. Une solution pour pallier ce phénomène de chattering consiste à remplacer la fonction *sign* présente au niveau du signal d'entrée (équation (A.2)) par une approximation continue de celle-ci dans un proche voisinage de la surface de glissement. Parmi ces fonctions, on cite la fonction *arctangente*, *tangente*

hyperbolique, saturation. Cependant, ces approches entraînent une perte en termes de robustesse et de temps de convergence. La commande par modes glissants d'ordre supérieur [102], [103], [109], permet donc de résoudre ce problème.

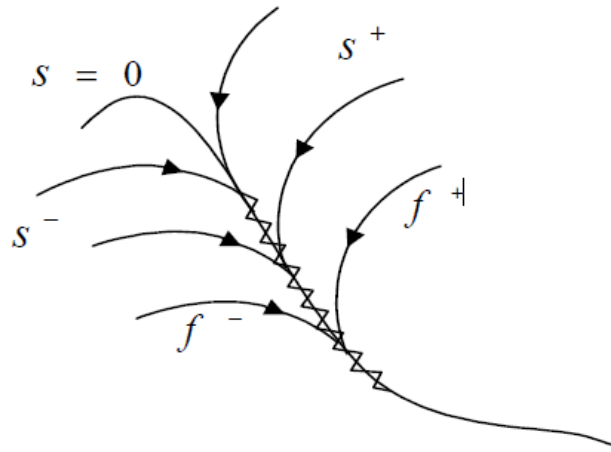


Figure A-2 : Mode de glissement avec r turrence

Modes glissants d'ordre sup rieur

La technique des modes glissants d'ordre sup rieur introduite dans [102], [103], est une g n ralisation du r gime glissant d'ordre un. Son principe est de pr server les m mes propri t s de robustesse, tout en permettant une convergence plus pr cise et une r duction du ph nom ne de chattering.

La commande par modes glissants d'ordre n consiste   contraindre le syst me    voluer sur une surface de glissement d termin e par $s = \dot{s} = \ddot{s} = \dots = s^{(n-1)} = 0$. Autrement dit, les $(n-1)$ premi res d riv es de la surface par rapport au temps sont des fonctions d pendantes uniquement de l' tat x , ce qui veut dire qu'elles ne contiennent aucune discontinuit . Par cons quent, la discontinuit  agit directement sur la d riv e d'ordre n . La r duction du ph nom ne de r turrence se traduit alors par le fait que le signal d'entr e est toujours continu.

Passage de la commande par modes glissants   l'observation par modes glissants

Sur la m me base que la commande, les observateurs   modes glissants consistent   reconstruire l' tat d'un syst me, en s'assurant que l'erreur d'estimation soit nulle. La surface de glissement s est donc d finie comme la diff rence entre le signal estim  et le signal r el. La convergence en temps fini de l'estimation vers la valeur r elle est assur e par le fait que le but de la commande est d'amener l' tat du syst me sur $s = 0$ en un temps de convergence fini.

Annexe B : Démonstration de la bornitude de l'accélération de la tige

On considère l'accélération de la gouverne qui peut être modélisée de la façon suivante :

$$\ddot{\theta}_g = \frac{k(F_{acc} - k_a \dot{\theta}_g^2 - A_{mort} \dot{\theta}_g - R_{aero} \theta_g)}{M} \quad (B.1)$$

où :

- k : une constante qui dépend de la gouverne et de l'avion concerné ;
- M : l'inertie de la gouverne, une constante ;
- F_{acc} : la force d'accélération de la gouverne, $F_{acc} = R_m (\theta_t - \theta_g)$, avec :
 - R_m : la raideur mécanique, variable en fonction de conditions extérieures, mais bornée
 - θ_t : la position de la tige de l'actionneur
 - θ_g : la position de la gouverne ;
- k_a : un coefficient d'amortissement, variable en fonction de conditions extérieures, mais borné ;
- $\dot{\theta}_g$: la vitesse de la gouverne ;
- A_{mort} : un amortissement structural, variable en fonction de conditions extérieures, mais borné ;
- R_{aero} : une raideur aérodynamique, variable en fonction de conditions extérieures, mais bornée.

Dans l'expression (B.1) de l'accélération $\ddot{\theta}_g$ on trouve donc des constantes ou des valeurs variables mais bornées. De plus, on peut raisonnablement affirmer que θ_t et θ_g sont bornées (limitations physiques), donc F_{acc} est bornée. De même, $\dot{\theta}_g$ est considérée comme bornée car la gouverne est reliée à l'actionneur par la tige de l'actionneur et, par exemple dans le cas d'une servocommande hydraulique classique, on peut modéliser la vitesse de la tige $\dot{\theta}_t$ de la façon suivante :

$$\dot{\theta}_t = \dot{\theta}_0 \sqrt{\frac{\Delta P - \frac{\sum F}{S}}{\Delta P_{ref}}} \quad (B.2)$$

où:

- ΔP : la pression d'alimentation différentielle aux bornes de la servocommande ;
- ΔP_{ref} : une pression de référence correspondant à la vitesse maximum de la tige ;
- $\sum F$: la somme des efforts antagonistes appliqués sur la gouverne et repris par l'actionneur ;
- S : la section du piston de l'actionneur ;
- $\dot{\theta}_0$: la vitesse tige commandée par le calculateur de commandes de vol.

En l'absence d'efforts antagonistes, et sous une pression différentielle ΔP_{ref} , la vitesse maximale suivante est obtenue :

$$\dot{\theta}_t = \dot{\theta}_0 = Ki = KK_{ci}(u - \theta_t) \quad (\text{B.3})$$

où :

- i : le courant commandé, saturé, délivré par le calculateur de commandes de vol ;
- K : un gain qui permet de convertir le courant en vitesse (modèle de servovalve dans le cas d'un actionneur hydraulique classique) ;
- K_{ci} : le gain d'asservissement ;
- u : l'ordre issu du calcul des lois de pilotage qui permettent le contrôle de l'avion.

$\dot{\theta}_t$ peut donc être considérée comme bornée.

L'accélération de la gouverne $\ddot{\theta}_g$ est donc bornée. Comme la gouverne est reliée à l'actionneur par la tige de l'actionneur, l'accélération de la tige est également bornée. On peut donc raisonnablement affirmer que la dérivée réelle que l'on cherche à estimer (celle de la position tige) vérifie une condition de type Lipschitz.

Références bibliographiques

- [1] Favre C., "Fly-by-wire for commercial aircraft: the Airbus experience", *International Journal of Control*, vol. 59(1), pages 139-157, 1994.
- [2] Traverse P., Lacaze I., and Souyris J., "Airbus Fly-by-Wire: A total approach to dependability", in Proc. of *18th IFIP World Computer Congress*, pages 191-212, Toulouse, France, 2004.
- [3] FAR/CS 25, Airworthiness standards: Transport category airplane, published by FAA, title 14, part 25, and Certification Specifications for Large Airplanes, published by EASA, CS-25.
- [4] Van den Bossche D., "The A380 flight control electro-hydrostatic actuators, achievements and lessons learnt", in Proc. of *25th Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences*, Hamburg, Germany, 2006.
- [5] Goupil P., "Oscillatory Failure Case detection in A380 Electrical Flight Control System by analytical redundancy", *17th IFAC symposium on Automatic Control in Aerospace*, Toulouse, France, 2007.
- [6] Besch H. M., Giessler H. G., and J. Shculler, "Impact of electronic flight control system (efcs) failure cases on structural design loads", Rapport technique, AGARD Report 815, Loads and requirements of Military Aircrafts, 1996.
- [7] Spitzer C.R., "The Avionics Handbook", Ed. R.C. Dorf. The Electrical Engineering Handbook Series, CRC Press, Boca Raton, London, New York, 2001.
- [8] Goupil P., "AIRBUS State of the Art and Practices on FDI and FTC in Flight Control System", *Control Engineering Practice*. DOI 10.1016/j.conengprac.2010.12.009, 2011(a).
- [9] Zolghadri, A., Gheorghe A., Goupil, P., Dayre R., Le Berre H., et Cieslak J., "Procédé et dispositif de détection de l'embarquement d'une gouverne d'aéronef". Brevet no. FR20110056900, 2011.
- [10] Gheorghe A., Zolghadri, A., Goupil, P., Dayre R., Le Berre H., et Cieslak J., "Procédé et dispositif de détection du blocage d'une gouverne d'aéronef". Brevet no. FR20110060156, 2011.
- [11] Caglayan A.K., Rahnamai K., and Allen S.M., "Detection, Identification and Estimation of Surface Damage/Actuator Failure for High Performance Aircraft", *American Control Conference*, 2206-2212, 1988.
- [12] Goupil P., and Puyou G., "A High Fidelity AIRBUS Benchmark for System Fault Detection and Isolation and Flight Control Law Clearance", in Proc. of *4th European conference for aerospace sciences (EUCASS)*, 4-8 July, Saint Petersburg, Russia, 2011(b).

- [13] Alcorta Garcia E., Zolghadri A., and Goupil P., "A Nonlinear Observer-Based Strategy for Aircraft Oscillatory Failure Detection: A380 Case Study", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011.
- [14] Chen J., and Patton R.J. (Eds.), "Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems", *Dordrecht: Kluwer Academic Publishers*, 1999.
- [15] Hwang, Kim S., and Kim Y., "A survey on fault detection, isolation and reconfiguration methods", *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 18(3), May 2010.
- [16] Zolghadri A., "A redundancy-based strategy for safety management in a modern civil aircraft", *Control Engineering Practice*, vol. 8(5), pages 545-554, 2000.
- [17] Zolghadri A., "Early warning and prediction of flight parameter abnormalities for improved system safety assessment", *Reliability Engineering and System Safety*, vol.16, pages 19-27, 2002.
- [18] Zolghadri A., Castang F., and Henry D., "Design of robust fault detection filters for multivariable feedback systems", *International Journal of Modeling and Simulation*, vol. 26, pages 17-26, 2006.
- [19] Zolghadri A., "Advanced model-based FDIR techniques for aerospace systems: today challenges and opportunities", *Progress in Aerospace Sciences, Elsevier*, review article, pages 18-29, August 2012.
- [20] Zolghadri A., Gheorghe A., Cieslak J., Henry D., Goupil P., Dayre R., and Le-Berre H., "A model-based solution to robust and early detection of control surface runaways", *SAE International Journal Aerospace*, vol. 4(2), pages 1500-1505, DOI 10.4271/2011-01-2803, November 2011.
- [21] Gheorghe A., Zolghadri A., Cieslak J., Henry D., Goupil P., Dayre R., and Le-Berre H., "Early detection of aircraft control surface faults by dedicated Kalman filtering: runaways and jammings", *Advanced Control and Diagnosis (ACD)*, Budapest, 16-18 November 2011.
- [22] Ding, S. X., "Model-based Fault Diagnosis Techniques. Design Schemes, Algorithms, and Tools", *Springer, Heidelberg*, Berlin, 2008.
- [23] Hajiyev C., and Caliskan F., "Fault Diagnosis and Reconfiguration in Flight Control Systems", *Springer*, ISBN: 978-1402076053, 2003.
- [24] Isermann R., and Balle P., "Trends in the application of model based fault detection and diagnosis of technical processes", *Control Engineering Practice*, vol. 5(5), pages 709-719, 1997.
- [25] Isermann R., "Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing: tutorial paper: Fault detection, supervision and safety for technical processes", *Automatica (Oxford)*, vol. 29(4), pages 815-835, 1993.
- [26] Venkatasubramanian V., Rengaswamy R., Yin K., and Kavuri S. N., "A review of process fault detection and diagnosis part I: Quantitative model-based methods", *Comput. Chem. Eng.*, vol. 27, pages 293-311, 2003.

- [27] Blanke M., Kinnaert M., Lunze J., Staroswiecki M., and Schröder J., "Diagnosis and Fault-Tolerant Control", Springer-Verlag, New-York, 2006.
- [28] Isermann R., "Model-based fault-detection and diagnosis status and applications", *Annu. Rev. Control*, vol. 29(1), pages 71-85, 2005.
- [29] Basseville M., Nikiforov I. V., "Detection of Abrupt Changes: Theory and Application", *Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall*, 1993.
- [30] Osder S., "Practical view of redundancy management application and theory", *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, vol. 20(1), pages 12-21, 1999.
- [31] Kotz S., and Balakrishnan N., "Encyclopedia of statistical sciences", Wiley-Interscience Hoboken (NJ), 2006.
- [32] Zolghadri A., "An algorithm for failure detection in Kalman filters", *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 41(10), pages 1537-1540, October 1996.
- [33] Zolghadri A., "Model based fault detection in a multivariable hydraulic process", *13th IFAC World Congress*, pages 253-258, San Francisco, USA.
- [34] Frank P. M., "Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy : A survey and some new results", *Automatica*, vol. 26(3), pages 459-474, 1990.
- [35] Gaddouna B., Maquin D., and Ragot J., "Fault detection observers for systems with unknown inputs", *SAFEPROCESS*, pages 69-74, Espoo, Finland, 1994.
- [36] Nuninger W., Kratz F., and Ragot J., "Structural equivalence between direct residuals based on parity space and indirect residuals based on unknown input observers", *IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, SAFEPROCESS*, pages 462-467, Hull, England, 1997.
- [37] Mehra R.K., and Peshon I., "An innovation approach to fault detection and diagnosis systems", *Automatica*, vol. 7, pages 637-640, 1971.
- [38] Chow E., and Willsky A., "Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems", *IEEE Transactions on automatic control*, vol. 29(7), pages 603-614, 1984.
- [39] Akesson B.M., Jorgensen J.B., Poulsen N.K., and Jorgensen S.B., "A Tool for Kalman Filter Tuning", in *17th European Symposium on Computer Aided Process Engineering - ESCAPE*, 2007.
- [40] Beard R.V., "Failure accommodation in linear systems through self-reorganization", *PhD. dissertation, Dept. Aeronautics Astronautics, Massachusetts Institute of Technology*, Cambridge, 1971.
- [41] Verhaegen M., and Van Dooren P., "Numerical Aspects of Different Kalman Filter Implementations", *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. AC-31(10), October 1986.

- [42] Goupil P., and Marcos A., "Advanced Diagnosis for Sustainable Flight Guidance and Control: the European ADDSAFE project", *SAE AeroTech Congress & Exhibition*, Toulouse, France, October 18-21, 2011.
- [43] Huang R. F., and Strangel C. Y., "Restructurable control using proportional-integral implicit model following", *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 13(2), pages 303-309, 1990.
- [44] Edwards C., Lombaerts T., and Smaili H., "Fault Tolerant Flight Control: A Benchmark Challenge", *Lecture Notes in Control and Information Sciences*, Springer, ISBN: 978-3642116896, 2010.
- [45] Samy I., and Gu D.W., "Fault Detection and Flight Data Measurement: Demonstrated on Unmanned Air Vehicles using Neural Networks", *Lecture Notes in Control and Information Sciences*, Springer, ISBN: 978-3642240515, 2011.
- [46] Noura H., Theilliol D., Ponsart J.C., and Chamseddine A., "Fault-tolerant Control Systems: Design and Practical Applications", *Advances in Industrial Control*, Springer, ISBN: 978-1848826526, 2009.
- [47] Efimov D., Zolghadri A., and Simon P., "Improving fault detection abilities of extended Kalman filters by covariance matrices adjustment", *Conference on Control and Fault Tolerant Systems*, Nice, 2010.
- [48] Mehra R. K., "On the identification of variance and adaptative Kalman filtering", *IEEE Transaction on Automatic Control*, vol. 15(2), pages 175-184, 1970.
- [49] Duník J., and Simandl M., "Estimation of state and measurement noise covariance matrices by multi-step prediction", in preprints of *17th IFAC World Congress*, 2008.
- [50] Coleman T., Branch M. A., and Grace A., "Optimization Toolbox User's Guide", Version 2, MathWorks, Inc., Natick, MA, 1999.
- [51] Goupil P., "Oscillatory Failure Case Detection in the A380 Electrical Flight Control System by Analytical Redundancy", *Control Engineering Practice* 18, pages 1110-1119. DOI information: 10.1016/j.conengprac.2009.04.003, 2010.
- [52] http://en.wikipedia.org/wiki/Technology_readiness_level.
- [53] Zolghadri A., Goetz C., Bergeon B., and Denoise X., "Integrity monitoring of flight parameters using analytical redundancy", in Proc. of the *UKACC international conference on control (CONTROL '98)*, pages 1534–1539, UK, 1998.
- [54] Douglas R.K., and Speyer J.L., "Robust fault detection filter design", *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 19(1), pages 214–218, 1996.
- [55] Chen J., Patton R.J., and Zhang H.Y., "Design of unknown input observers and robust fault-detection filters", *International Journal of Control*, vol. 63(1), pages 85–105, 1996.
- [56] Aström K.J., and Eykhoff P., "System identification: a survey", *Automatica*, vol. 7, pages 123–167, 1971.

- [57] Gheorghe A., Zolghadri, A., Goupil, P., Dayre R., Cieslak J., et Henry D., " Procédé et dispositif de détection d'une position anormale d'une gouverne d'aéronef à l'aide d'un test paramétrique". Brevet no. FR20130051502, 2013.
- [58] Gheorghe A., Zolghadri, A., Goupil, P., Efimov D., Dayre R., et Cieslak J., " Méthode de détection d'anomalie par différentiateur". Brevet en cours de dépôt.
- [59] Gheorghe A., Zolghadri A., Cieslak J., Henry D., Goupil P., Dayre R., and Le-Berre H., "Detection of abnormal aircraft control surface positions using a robust parametric test", in Proc. of 2nd CEAS EuroGNC, Delft, 10-12 April 2013.
- [60] Ljung L., "System Identification: Theory for the User (2nd Edition)", *Englewood Cliffs NJ: Prentice-Hall*, 1998.
- [61] Goodwin G.C., and Payne R.P., "Dynamic system identification. Experiment design and data analysis", *Academic Press*, 1977.
- [62] Richalet J., "Pratique de l'identification", *Hermès*, Paris, 1991.
- [63] Schoukens J., and Pintelon R., "Identification of linear systems. A practical guideline to accurate modeling", *Pergamon Press*, 1991.
- [64] Söderström T., and Stoica P., "System identification. Series in Systems and Control Engineering", *Prentice-Hall*, 1989.
- [65] Walter E., and Pronzato, "Identification de modèles paramétriques à partir de données expérimentales", *Masson*, 1994.
- [66] Young P.C., "Recursive estimation and Time-Series Analysis", *Springer-Verlag*, Berlin, 1984.
- [67] Ljung L., "System identification toolbox for use with Matlab – User's guide – version 6.0", *The Mathworks, Inc.*, November 2003.
- [68] Yoshida H., Kumar S., and Morita Y., "Online fault detection and diagnosis in VAV air handling unit by RARX modeling", *Energy and Buildings*, vol. 33, pages 391-401, 2001.
- [69] Minh V.T., and Ibrahim I.B., "RARX Estimator and Gain Scheduling Controller for On-Line Fault Detection Controller", *International Journal of Automation Technology*, vol. 4(1), 2010.
- [70] Chi-Man Yiu J., and Wang S., "Multiple ARMAX modeling scheme for forecasting air conditioning system performance", *Energy Conversion and Management*, vol. 48, pages 2276–2285, 2007.
- [71] Minh V.T., "Error and Data Analysis with Recursive Autoregressive Exogenous Estimator", in Proc. of 40th Measurement Science Conference MSC, L.A, USA, 2011.
- [72] Kulhavy R., and Karny M., "Tracking of Slowly Varying Parameters by Directional Forgetting", in preprints of 9th IFAC World Congress, pages 178-183, Budapest, 1984.
- [73] Gustafsson F., "Adaptive Filtering and Change Detection", *Wiley London*, 2001.

- [74] Yan X.G., and Edwards C., "Nonlinear robust fault reconstruction and estimation using a sliding mode observer", *Automatica*, vol. 43, pages 1605–1614, 2007.
- [75] Cieslak J., Efimov D., Zolghadri A., Henry D., and Goupil P., "Oscillatory Failure Case Detection for Aircraft Using Non-Homogeneous Differentiator in Noisy Environment", in Proc. of 2nd CEAS EuroGNC, Delft, 10-12 April 2013.
- [76] Kulhavy R., Karny M., "Tracking of Slowly Varying Parameters by Directional Forgetting", in preprints of 9th IFAC World Congress, pages 178-183, Budapest, 1984.
- [77] Hägglung T., "Recursive estimation of slowly time varying parameters", in preprints of 7th IFAC, pages 1137-1142, York, UK, 1985.
- [78] Björck A., "Numerical Methods for Least-Squares Problems", *Frontiers in Applied Mathematics, Society for Industrial and Applied Mathematics*, Philadelphia, 1994.
- [79] Golub G.H., and Loan C.F.V., "Matrix Computations, 2nd edition", *The Johns Hopkins University Press*, Oxford, 1989.
- [80] Stewart G.W., "Introduction to Matrix Computations", *Academic Press*, 1973.
- [81] Dahlquist G., and Björck A., "Numerical Methods", *Practice Hall*, New Jersey, 1974.
- [82] Clarke D.W., and Gawthrop P.J., "Self-tuning control", *IEE Proceedings Part D: Control Theory and Applications*, vol. 126(6), pages 633-640, 1979.
- [83] Bierman G.J., "Factorization methods for discrete sequential estimation", *Academic Press*, New York, 1977.
- [84] Thornton C.L., and Bierman G.J., "UDU^T covariance factorization for Kalman filtering", *Control and Dynamic Systems*, vol. 16, New York, 1980.
- [85] Potter J.E., and Stern R.G., "Statistical filtering of space navigation measurements", in Proc. of AIAA Guidance and Control Conference, 1963.
- [86] Sachs L., "Applied Statistics: A Handbook of Techniques", *Springer*, New York, 1982.
- [87] Carlsson B., Salgado M., and Goodwin G., "A new method for fault detection and diagnosis", *Technical rapport EE8842*, Department of electrical engineering and computer science, Newcastle University, Australia, 1988.
- [88] Zolghadri A., "Contribution à l'étude de la supervision par système à base de connaissance temps réel de procédés industriels. Application à une table de découpe", *PhD thesis*, Laboratoire d'Automatique et Productique, Université de Bordeaux, 1992.
- [89] Brumback B.D., and Srinath M.D., "A chi-square test for fault detection in Kalman filters", *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 32(6), pages 552-554, 1987.
- [90] Kerr T., Intermetrics I., and Cambridge M.A., "Statistical analysis of a two-ellipsoid overlap test for real-time failure detection", *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 25(4), pages 762-773, 1980.

- [91] Wellstead P.E., and Zarrop M.B., "Self-tuning systems", *University of Manchester, Institute of Science and Technology*, UK, 1999.
- [92] Y. le Cun, "Modèles Connexionnistes de l'Apprentissage," *Thèse de Doctorat, Université Pierre et Marie Curie*, Paris, juin 1987.
- [93] Gheorghe A., Zolghadri A., Cieslak J., Goupil P., Dayre R., and Le-Berre H., "Toward Model-Based Approaches for Fast and Robust Fault Detection in Aircraft Control Surface Servo-loop : From theory to flight tests", *IEEE Control System Magazine*, To appear June 2013.
- [94] Jones H.L., "Fault detection in linear systems", *PhD. dissertation, Dept. Aeronautics Astronautics, Massachusetts Institute of Technology*, Cambridge, 1973.
- [95] Levant A., "Higher order sliding modes, differentiation and output-feedback control", *International Journal of Control*, vol. 76(9-10), pages 924-941, 2003.
- [96] Efimov D., Fridman L., "A Hybrid Robust Non-Homogeneous Finite-Time Differentiator", *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 56(5), pages 1213-1219, 2011.
- [97] Dabroom A., and Khalil H.K., "Numerical differentiation using high-gain observers", in *Proc. of 36th Conference on Decision and Control*, San Diego, California USA, pages 4790-4795, 1997.
- [98] Levant A., "Robust exact differentiation via sliding mode technique", *Automatica*, vol. 34(3), pages 379-384, 1998.
- [99] Singer R.A., "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 6(4), pages 473- 483, 1970.
- [100] Wang X., Chen Z., and Yang G., "Finite-Time-Convergent Differentiator Based on Singular Perturbation Technique", *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 52(9), 2007.
- [101] Sira-Ramirez H., and Fliess M., "On the output feedback control of a synchronous generator", *IEEE Conference on Decision and Control*, vol. 5(43), Bahamas, pages 14-17, 2004.
- [102] Levant A., "Sliding order and sliding accuracy in sliding mode control", *International Journal of Control*, vol. 58(6), pages 1247-1263, 1993.
- [103] Fridman L., and Levant A., "Higher order sliding modes", *Sliding mode Control in Engineering*, New York, pages 53-101, 2002.
- [104] Dridi M., Scorletti G., Smaoui M., Tournier D., and Lin Shi X., "Weighted H_∞ filtering versus observation: application to signal differentiation", *American Control Conference*, Baltimore, Maryland, pages 1404-1409, 2010.
- [105] Luenberger D.G., "An introduction to observer", *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 16(6), pages 596-602, 1971.

- [106] Fliess M., and Sira-Ramírez H., "An algebraic framework for linear identification", *ESAIM : Control, Optimization and Calculus of Variations*, vol. 9, pages 151-168, 2003.
- [107] Orani N., Pisano A., and Usai E., "On a new sliding-mode differentiation scheme", *IEEE ICIT*, pages 2652-2657, 2006.
- [108] Fridman L., Shtessel Y., and Yan X-G., "State Estimation and Input Reconstruction in Nonlinear Systems via Higher Order Sliding Mode Observer" in Proc. of *American Control Conference*, pages 3807-3812, 2007.
- [109] Davila J., Fridman L., and Levant A., "High-order sliding observation and fault detection", *16th Mediterranean Conference on Control and Automation*, Ajaccio-France, pages 1699-1704, 2008.
- [110] Utkin V. I., "Sliding Mode Control Design Principles and Applications to Electric Drives", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 40(1), pages 23–36, 1993.
- [111] Utkin V. I, Guldner J., and Shi J., "Sliding Mode Control in Electromechanical Systems", *Philadelphia, PA: Taylor & Francis, Inc*, 1999.
- [112] Isidori A., "Nonlinear Control Systems", *Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA*, 3rd edition, 1995.
- [113] Kobayashi S., and Furuta K., "Frequency characteristics of Levant's differentiator and adaptive sliding mode differentiator", *International Journal of Systems Science*, vol. 38(10), pages 825-832, 2007.
- [114] Efimov D., Cieslak J., Zolghadri A., and Henry D., "Actuator fault detection in aircraft systems: Oscillatory failure case study", *Annual Reviews in Control*, To appear, 2013.
- [115] Simon P., "Détection robuste et précoce des pannes oscillatoires dans le système de commandes de vol ", *Thèse de doctorat, Université Bordeaux I*, 2011.

Résumé :

Cette thèse CIFRE est réalisée dans le cadre d'un partenariat entre le laboratoire IMS de l'Université Bordeaux I et Airbus Operations S.A.S à Toulouse. Le thème abordé concerne la détection robuste et précoce de deux types particuliers de pannes dans le système de commandes de vol, à savoir l'embarquement et le grippage des gouvernes de profondeur. Afin de contribuer à l'optimisation du design structural des futurs avions, l'objectif est de proposer des méthodes capables d'améliorer les performances en détection des techniques actuellement en place, tout en garantissant un haut niveau de robustesse. Trois stratégies de surveillance à base de modèle sont présentées. La première solution est basée sur un filtre de Kalman dédié, associé à une procédure d'optimisation de ses paramètres. La seconde technique est basée sur un test de décision appliqué dans l'espace paramétrique, à une direction sensible identifiée. Finalement, une troisième approche consiste à utiliser un différentiateur à modes glissants pour estimer les dérivées du signal d'entrée et de sortie de la boucle d'asservissement. Les méthodes développées ont été implémentées dans le calculateur de commandes de vol et validées sur les bancs de tests Airbus et même en vol. Les résultats expérimentaux ont clairement mis en évidence l'apport des techniques présentées dans cette thèse par rapport à l'état de l'art industriel.

Mots clés :

Diagnostic à base de modèle, système de commandes de vol, surface de contrôle, embarquement, grippage, filtre de Kalman, test paramétrique, différentiateur à modes glissants.

Abstract :

The research work done in this PhD has been carried out under an industrial convention (CIFRE) between the IMS laboratory (Bordeaux University, France) and Airbus Operations S.A.S. (Toulouse, France). The thesis deals with two important Electrical Flight Control System failure cases: runaway (a.k.a. hard over) and jamming (or lock-in-place failure) of aircraft control surfaces. Early and robust detection of such failures is an important issue for achieving sustainability goals and for early system reconfiguration. The thesis focuses on the elevator runaway and jamming. Three model-based monitoring strategies are presented. The first approach is based on a dedicated Kalman filtering with optimised tuning parameters. The second method is based on a decision test applied to an identified sensitive direction in the parametric space. Finally, the third solution is based on a sliding mode differentiator. The techniques have been implemented in the flight control computer and validated on Airbus test facilities and during real flight tests. The experimental results confirmed that good level of performance and robustness can be obtained.

Keywords :

Model-based diagnosis, flight control system, control surface, runaway, jamming, Kalman filter, parametric test, sliding mode differentiator.