

Université  
de Toulouse

# THÈSE

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

**Délivré par :**

Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse)

**Discipline ou spécialité :**

Signal, Image, Acoustique et Optimisation (SIAO)

---

**Présentée et soutenue par :**

Florian CAZES

**le :** jeudi 28 mars 2013

**Titre :**

Méthodes de traitement innovantes pour les systèmes de commandes de vol

---

**Ecole doctorale :**

Mathématiques Informatique Télécommunications (MITT)

**Unité de recherche :**

Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (IRIT)

**Directeur(s) de Thèse :**

Corinne Mailhes - Professeur des universités - INPT

Marie Chabert - Professeur des universités - INPT

**Rapporteurs :**

Guillaume Gellé - Professeur des universités - Université de Reims Champagne - Ardenne

Cornel Ioana - Maître de conférences - Université de Grenoble - INPG

**Membre(s) du jury :**

Jean-Yves Tournet Professeur des universités - INPT, Président

Audrey Giremus - Professeur des universités - Bordeaux 1, Membre

Guillaume Gellé - Professeur des universités - Université de Reims , Membre

Cornel Ioana - Maître de conférences - Université de Grenoble - INPG - Membre

Rémy Dayre, Ingénieur - AIRBUS - Invité

Patrice Michel, Ingénieur de recherche - TESA - Invité



# Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier chaleureusement mes deux extraordinaires directrices de thèse Corinne Mailhes et Marie Chabert. La subtilité de leurs conseils, l'élégance de leurs remarques, le rouge de leurs commentaires m'ont permis de progresser et d'évoluer durant ce long parcours qu'est la thèse et m'en ont presque fait oublier la difficulté d'un tel travail. Je vous suis vraiment reconnaissant pour tout ce que vous avez fait et je suis fier que vous m'ayez permis de rejoindre le cercle des docteurs toulousains.

Je tiens également à remercier vivement mes deux encadrants industriels Philippe Goupil et Rémy Dayre pour leur accompagnement exemplaire. Encadrants de stages puis de thèse, et maintenant collègues, vous êtes en quelque sorte mes mentors de la grande famille AIRBUS. Merci également à Hervé Le-Berre pour m'avoir accueilli dans son service.

Non, Patrice Michel n'est pas arrivé à pied par la Chine... Comprendra qui voudra. Malgré sa passion pour l'échantillonnage non uniforme, sa bonne humeur et son penchant pour les contrepèteries ont rendu ces trois années mémorables.

Bien entendu, je souhaite remercier de tout coeur tout le personnel du TéSA et de l'équipe SC, Francis Castanié, Jean-Yves Tourneret, Nicolas Dobigeon, Nathalie Thomas, David Bonacci, Philippe Paimblanc... pour leur accueil et leur bonne humeur permanente. Un grand merci également à Yamina Nedjari, Marie-Josée Estepa ainsi qu'à Sylvie Eichen toujours là pour nous les doctorants.

Enfin, ces trois années ne seraient pas les mêmes sans tous les autres « compagnons », et notamment les autres doctorants avec qui j'ai partagé d'excellents moments. Je tiens tout particulièrement à exprimer ma gratitude à mes collègues de bureau : Raoul et ses précieux conseils également copilote

d'hélicoptères, Victor pour son calme olympien et le soleil du Brésil qu'il a ramené au bureau, Nil pour les sessions d'escalade, J-Peg pour son déhanché. Ni-Hao Chao pour tout, et encore félicitations pour ton nouveau rôle de super papa. Enfin j'ai été heureux de partager quelques moments avec les petits nouveaux : Jean-Adrien, Tarik et Jorge. Je n'oublie pas mes collègues de l'IRIT avec qui nous avons pu disputer de bonnes parties de football (entre autres).

Enfin, je remercie du fond du cœur toute ma famille qui m'a accompagné dans ces moments et qui m'a permis d'en arriver là. Je tiens également à exprimer tous mes sentiments pour Aurélie, qui a su me supporter pendant ces trois années et qui partage ma vie. Je finirai par une caresse à notre chien, Easyrider, qui m'a permis, forcé, à prendre l'air notamment durant la phase de rédaction.

*Florian*

# Résumé

Implantés pour la première fois en 1980, les systèmes de commandes de vol électriques (CDVE) équipent désormais tous les avions AIRBUS et constituent un standard industriel dans l'aviation civile. Les CDVE permettent notamment un meilleur contrôle de l'avion (lois de pilotage et pilote automatique plus évolués...) et la mise en place de fonctions spécifiques de protection de l'enveloppe de vol. Les objectifs des avionneurs, dans le cadre de l'amélioration globale des futurs appareils, s'orientent vers des appareils plus légers, plus performants et donc laissant une empreinte environnementale plus faible. Cela se traduit en particulier par l'augmentation de la disponibilité des systèmes de commande de vol. Actuellement, la solution la plus utilisée par les avionneurs consiste à augmenter la redondance matérielle. Ainsi, les paramètres de vol qui sont entre autres nécessaires au calcul des lois de pilotage, sont mesurés par plusieurs capteurs (par exemple trois sondes d'incidence, trois sondes pitot...). Pour chaque paramètre de vol, il est nécessaire de fournir une unique valeur aux autres systèmes de l'appareil tout en s'assurant sa disponibilité. Ce processus est appelé « consolidation ».

L'objectif de la thèse est de développer des méthodes de détection de dysfonctionnements agissant sur chaque capteur puis de proposer une stratégie de fusion des informations, en vue de remplacer l'actuel processus de « consolidation ». L'idée principale consiste à créer des capteurs dits « logiciels », qui sont des estimateurs des paramètres de vol (mesurés par des capteurs externes de l'avion) utilisant d'autres paramètres de vol dissimilaires (en l'occurrence des paramètres inertiels, mesurés par des capteurs différents et internes). La régression PLS (pour *partial least squares*) permet de réaliser cette estimation. Des stratégies de détection et des méthodes de fusion découlent de ses propriétés.



# Abstract

From the 80's to today, all AIRBUS civil aircraft are equipped with electrical flight control systems (EFCS). This technology now constitutes an industrial standard for commercial applications. This allows a more sophisticated aircraft control (advanced flight laws, more available autopilot...) and the setting up of specific protection functions of the flight envelope. In the framework of a global aircraft optimisation, for future and upcoming programs, current research efforts are dedicated to a more easy-to-handle aircraft, more efficient and so on more environmentally-friendly, resulting in augmented EFCS availability. The industrial state of practice, for all aircraft manufacturers, is to develop high levels of hardware redundancy. Therefore several sensors (for instance three angle of attack probes, three pitot probes) provide flight parameter measurements which are necessary for the computation of the flight laws, as an example. For each of these measurements, a choice or computation is performed to provide a unique and valid value among the redundant sensors. In parallel, a monitoring is done to discard a measure in case of a failure. Both processes are called « consolidation ».

The aim of the Ph.D. is to provide new detection strategies to detect a failure on each sensor (monosensor monitoring) and then to design new data fusion methods to act as the actual « consolidation » process. The main idea proposes to create « software » sensors which actually are flight parameter estimators (measured by external sensors) created thanks to other dissimilar flight parameters (in our case inertial parameters, measured by inner sensors, from a different technology). The partial least squares regression (PLS) is used to perform this estimation. Detection strategies and fusion methods are following from its properties.



# Abréviations et notations

## Abréviations

<b>Acronyme</b>	<b>Description</b>
ACP	Analyse en Composantes Principales
ADIRS	Air Data and Inertial Reference System
ADIRU	Air Data and Inertial Reference Unit
ADM	Air Data Module
ADR	Air Data Reference
CDVE	Commande De Vol Électrique
EASA	European Aviation Safety Agency
FAA	Federal Aviation Administration
IR	Inertial Reference
ISIS	Integrated Standby Instrument System
LR	Long Range
MCD	Minimum Covariance Determinant
MCO	Moindres Carrés Ordinaires
MCR	Moindres Carrés Récursifs
MFP	Multi Function Probe
MTBF	Moyenne des Temps de Bon Fonctionnement

MVE	Minimum Volume Ellipsoid
PLS	Partial Least Squares
RCP	Régression sur Composantes Principales
SA	Single Aisle
SAO	Spécification Assistée par Ordinateur
SCADE	Safety Critical Application Development Environment
SVM	Support Vector Machine
TD	Taux de détection
TFA	Taux de Fausse Alarme
THS	Trimmable Horizontal Stabilizer
TRL	Technological Readiness Level

## Notations

### Notations matricielles

$a$	Scalaire
$\mathbf{a}$	Vecteur
$\mathbf{A}$	Matrice
$\cdot^\top$	Transposé
$\cdot^{-1}$	Inverse

### Notations liées à la PLS

$y$	Paramètre de vol étudié
$x_i$	Variable explicative
$q$	Nombre de variables explicatives
$\mathbf{y}$	Valeurs mesurées du paramètre $y$
$\hat{y}$	Estimation <i>a posteriori</i> du paramètre $y$
$\mathbf{x}_i$	Valeurs mesurées des variables explicatives
$\mathbf{X}$	Matrice à $q$ colonnes des différentes variables explicatives $\mathbf{x}_i$
$a$	Nombre d'itérations de la PLS retenue
$\mathbf{T}$	Score matrice
$\mathbf{V}$	Loading matrice
$\mathbf{c}$	Loading vecteur
$\mathbf{R}_x$	Matrice de résidu associée à $\mathbf{X}$
$\mathbf{r}_y$	Vecteur de résidu associé à $\mathbf{y}$
$t_j$	$j$ -ème colonne de $\mathbf{T}$
$v_j$	$j$ -ème colonne de $\mathbf{V}$
$c_j$	$j$ -ème valeur de $\mathbf{c}$



# Table des matières

<b>Remerciements</b>	<b>iii</b>
<b>Résumé</b>	<b>v</b>
<b>Abstract</b>	<b>vii</b>
<b>Abréviations et notations</b>	<b>ix</b>
<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>1 Contexte de la problématique AIRBUS</b>	<b>7</b>
1.1 Introduction . . . . .	7
1.2 Description de l'avion . . . . .	8
1.2.1 Les commandes de vol électriques AIRBUS . . . . .	8
1.2.2 Les différents capteurs . . . . .	12
1.3 Problématique . . . . .	18
1.4 Vote et surveillance . . . . .	19
1.4.1 Votes . . . . .	20
1.4.2 Surveillances . . . . .	20
1.5 Contraintes industrielles . . . . .	22
1.6 Conclusion . . . . .	23

<b>2</b>	<b>Estimation et détection</b>	<b>25</b>
2.1	Introduction . . . . .	25
2.2	État de l’art des techniques de régression . . . . .	27
2.2.1	Généralités . . . . .	27
2.2.2	Modèle de régression linéaire multiple . . . . .	28
2.2.3	Régression sur composantes principales . . . . .	32
2.3	La régression PLS – Partial Least Squares . . . . .	34
2.3.1	Généralités . . . . .	34
2.3.2	Description de l’algorithme . . . . .	34
2.3.3	Implantation de la PLS . . . . .	37
2.4	Estimation et prédiction d’un paramètre de vol . . . . .	44
2.5	Détection de dysfonctionnements . . . . .	46
2.5.1	Comparaison des estimations <i>a priori</i> et <i>a posteriori</i> . . . . .	46
2.5.2	Détection basée sur l’étude des coefficients de la régression PLS . . . . .	51
2.5.3	Comparaison des méthodes . . . . .	59
2.6	Conclusion . . . . .	64
<b>3</b>	<b>Fusion des estimateurs</b>	<b>65</b>
3.1	Introduction . . . . .	65
3.2	Les méthodes de fusion de données . . . . .	66
3.3	Description du problème . . . . .	70
3.3.1	Scénarios de dysfonctionnements envisagés . . . . .	70
3.3.2	Les informations disponibles pour la fusion . . . . .	73
3.4	Utilisation des estimations robustes pour la fusion de données . . . . .	73
3.4.1	Utilisation de la MCD . . . . .	73
3.4.2	Utilisation de la M-estimation . . . . .	80
3.4.3	Prise en compte de l’information de validité mono-capteur . . . . .	88
3.4.4	Conclusion sur l’utilisation des estimateurs robustes . . . . .	94

3.5	Fusion exploitant les propriétés de la PLS . . . . .	95
3.5.1	Objectif de la méthode . . . . .	95
3.5.2	Principe de la méthode . . . . .	96
3.5.3	Limites de la méthode . . . . .	99
3.5.4	Amélioration de la méthode . . . . .	99
3.5.5	Résultats obtenus . . . . .	109
3.6	Conclusion . . . . .	114
<b>4</b>	<b>Résultats expérimentaux : simulations et tests sur bancs d'essai</b>	<b>117</b>
4.1	Introduction . . . . .	117
4.2	Jeux de données de vols réels . . . . .	119
4.3	Banc d'essais AIRBUS . . . . .	122
4.4	Codage sous SCADE . . . . .	126
4.5	Simulateur de bureau, plateforme OCASIME . . . . .	129
4.5.1	Performances de détection . . . . .	129
4.5.2	Robustesse de la méthode . . . . .	131
4.6	Intégration sur simulateur de vol . . . . .	136
4.7	Conclusion . . . . .	136
	<b>Conclusions et perspectives</b>	<b>137</b>
	<b>A Estimation des paramètres de l'algorithme de détection</b>	<b>143</b>
	<b>Liste des publications</b>	<b>145</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>156</b>



# Table des figures

1.1	Principe général du contrôle de l'avion. . . . .	9
1.2	Conventions des repères aéronautiques. . . . .	11
1.3	Principe de la consolidation. . . . .	12
1.4	Exemple de positionnement des capteurs pour un A340. . . . .	14
1.5	Sonde Pitot, design SA/LR. . . . .	15
1.6	Schéma éclaté d'une sonde Pitot (SA et LR). . . . .	15
1.7	Sondes d'incidence, design SA/LR. . . . .	16
1.8	Schéma en coupe d'une sonde de température, design SA/LR. . . . .	16
1.9	Prises de pression statique, design SA/LR et A380. . . . .	17
1.10	Sonde de dérapage, design A380. . . . .	18
1.11	Sonde multifonction, design A380. . . . .	18
1.12	Principe du Triplex. . . . .	21
2.1	Algorigramme de la régression PLS. . . . .	39
2.2	Estimations <i>a priori</i> et <i>a posteriori</i> d'un paramètre de vol. . . . .	45
2.3	Evolution des estimations <i>a priori</i> et <i>a posteriori</i> en présence de dysfonctionnement. . . . .	46
2.4	Principe de la stratégie de détection basée sur la comparaison des estimations. . . . .	47
2.5	Densités de probabilité des erreurs <i>a posteriori</i> et <i>a priori</i> superposées aux lois de Laplace et de Gauss équivalentes. . . . .	49
2.6	Principe de la stratégie de détection basée sur la différence des estimations <i>a priori</i> et <i>a posteriori</i> . . . . .	50

2.7	Amélioration de la détection : confirmation du dysfonctionnement sur un temps $T_{\text{conf}}$ .	51
2.8	Évolution des coefficients de la régression PLS (la zone hachurée représente la zone de dysfonctionnement de la mesure de $\mathbf{y}$ ).	52
2.9	Densité de probabilité du premier coefficient de régression sous $H_0$ superposé aux lois de Laplace et de Gauss équivalentes.	54
2.10	Algorigramme de la détection basée sur l'étude de la statistique des coefficients de la régression.	56
2.11	Convergence de la moyenne des coefficients.	58
2.12	Taux de fausse alarme pour différents vols.	59
2.13	Performance de la stratégie de détection EPOST (2.58).	60
2.14	Performance de la stratégie de détection EPRIO (2.58).	61
2.15	Performance de la stratégie de détection EDIFF (2.59).	61
2.16	Performance de la stratégie de détection BDISP (2.60).	62
2.17	Performance de la stratégie de détection BSTAT (2.65).	63
3.1	Différents scénarios d'embarquement des valeurs avant le vote.	72
3.2	3 sources valides : application de la méthode de vote à un embarquement.	75
3.3	3 sources valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés de même valeur, dans la même direction.	76
3.4	3 sources valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions opposées.	76
3.5	3 sources valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés de même valeur dans la même direction.	77
3.6	3 sources valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés dans des directions opposées.	77
3.7	2 sources valides : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction.	78
3.8	2 sources valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés de même valeur dans la même direction.	78

3.9	2 sources valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions quelconques. . . . .	79
3.10	1 source valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction. . . . .	79
3.11	1 source valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la direction opposée. . . . .	80
3.12	Principe de la M-estimation. . . . .	82
3.13	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à un embarquement. . . . .	83
3.14	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés de même valeur dans la même direction. . . . .	84
3.15	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions opposées. . . . .	84
3.16	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés de même valeur dans la même direction. . . . .	85
3.17	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés dans des directions opposées. . . . .	85
3.18	2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction. . . . .	86
3.19	2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés de même valeur dans la même direction. . . . .	86
3.20	2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions quelconques. . . . .	87
3.21	1 source initialement valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction. . . . .	87
3.22	1 source initialement valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la direction opposée. . . . .	88
3.23	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à un embarquement. . . . .	89

3.24	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarque- ments simultanés de même valeur dans la même direction. . . . .	90
3.25	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarque- ments simultanés dans des directions opposées. . . . .	90
3.26	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à trois embarque- ments simultanés de même valeur dans la même direction. . . . .	91
3.27	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à trois embarque- ments simultanés dans des directions opposées. . . . .	91
3.28	2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction. . . . .	92
3.29	2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarque- ments simultanés de même valeur dans la même direction. . . . .	92
3.30	2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarque- ments simultanés dans des directions quelconques. . . . .	93
3.31	1 source initialement valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction. . . . .	93
3.32	1 source initialement valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la direction opposée. . . . .	94
3.33	Illustration de la valeur fusionnée comme moyenne des signaux valides restants. . . . .	95
3.34	Utilisation de la PLS dans le vote des paramètres de vol. . . . .	97
3.35	Critères des différents signaux d'entrée, avec insertion de pannes successives. . . . .	98
3.36	Critères des différents signaux d'entrée, avec insertion de pannes successives et validité de la valeur votée (zone verte pour un vote valide, et zone rouge pour un vote erroné). . . . .	100
3.37	Densités de probabilité de l'écart du signal par rapport à la valeur votée, superposées aux lois de Gauss et Laplace. . . . .	101
3.38	Critère de la distance des différents signaux d'entrée, avec insertion de pannes successives. . . . .	102
3.39	Critère final utilisé pour le vote des différents signaux d'entrée, avec insertion de pannes successives. . . . .	103

3.40	Principe du vote basé sur les critères de la statistique des coefficients de la régression et de l'écart du signal par rapport à la valeur fusionnée. . . . .	104
3.41	Impact sur la valeur consolidée de l'amélioration liée à l'ajout de la confiance des estimations <i>a priori</i> . . . . .	105
3.42	Impact sur la valeur consolidée de l'amélioration liée à l'ajout de plusieurs estimations <i>a priori</i> . . . . .	106
3.43	Fonction de répartition de détection de différentes pannes en fonction du temps. . . . .	108
3.44	Impact sur la valeur consolidée de l'amélioration liée à la prise en compte du temps de détection. . . . .	108
3.45	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à un embarquement.	109
3.46	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans la même direction. . . . .	110
3.47	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions opposées. . . . .	110
3.48	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés dans la même direction. . . . .	111
3.49	3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés dans des directions opposées. . . . .	111
3.50	2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction. . . . .	112
3.51	2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans la même direction. . . . .	112
3.52	2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions quelconques. . . . .	113
3.53	1 source initialement valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction. . . . .	113
3.54	1 source initialement valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la direction opposée. . . . .	114

4.1	Benchmark AIRBUS avec l'implantation du module de détection issu de la PLS. . . . .	122
4.2	Profils de vent utilisés pour la validation. . . . .	124
4.3	Visualisation de l'effet du vent s'établissant progressivement. . . . .	124
4.4	Principe de l'implémentation logicielle dans un calculateur. . . . .	126
4.5	Exemple d'une planche SCADE™ utilisée pour la détection de pannes. . . . .	127
4.6	Plateforme de simulation OCASIME. . . . .	129
4.7	Profil 1 de vents enregistrés lors d'un vol réel. . . . .	132
4.8	Profil 2 de vents enregistrés lors d'un vol réel. . . . .	133
4.9	Profil 3 de vents enregistrés lors d'un vol réel. . . . .	133
4.10	Profil 4 de vents enregistrés lors d'un vol réel. . . . .	134
4.11	Profil 5 d'un vent enregistré lors d'un vol réel. . . . .	134

# Liste des tableaux

1.1	Liste des paramètres de vol principalement utilisés. . . . .	10
2.1	Comparaison des performances des différentes stratégies de détection. . . . .	63
4.1	Performances de la stratégie de détection sur plusieurs vols pour la surveillance de $V_c$ . . . . .	120
4.2	Performances de la stratégie de détection sur plusieurs vols pour la surveillance de $\alpha$ . . . . .	121
4.3	Robustesse de la stratégie de détection pour les différentes manoeuvres et profils de vent en nombre de fausses alarmes. . . . .	125
4.4	Performances de la stratégie de détection (taux de détection $T_D$ implantée sous OCASIME. . . . .	130
4.5	Robustesse de la stratégie de détection pour les différents profils réels de vent. . . . .	132
4.6	Robustesse de la stratégie de détection pour les différentes manoeuvres et profils de vent en nombre de fausses alarmes, testée sur la plateforme OCASIME. . . . .	135



# Introduction

## Contexte et problématique de la thèse

Les commandes de vol traditionnelles permettent de faire le lien entre le pilote et les gouvernes (surfaces mobiles qui permettent le contrôle de l'avion autour de trois axes : transversal ou tangage, longitudinal ou roulis et horizontal ou lacet). Il y a maintenant plus d'un siècle, Clément Ader réussissait son premier vol. Les systèmes de commandes de vol étaient très sommaires et pouvaient être apparentés au pilote lui-même. De manière plus générale, les premiers avions utilisaient des commandes de vol traditionnelles constituées de liaisons mécaniques (tringles, câbles) entre les organes de pilotage et les gouvernes. Des systèmes hydrauliques ont équipé les avions plus récents, devenus également plus lourds afin de permettre au pilote de commander les différentes gouvernes avec un effort moindre. Les actionneurs hydrauliques restent néanmoins lourds car les liaisons sont assurées par une tuyauterie volumineuse. Ainsi, les nombreux progrès technologiques et l'apparition des calculateurs numériques ont permis le passage aux commandes de vol électriques (CDVE). Les CDVE ont été pour la première fois développées pour l'aviation civile par l'Aérospatiale afin d'être installées sur le Concorde en version analogique. La version numérique a été créée et implantée à partir des années 1980 sur les avions AIRBUS (A310). Aujourd'hui, les CDVE constituent un standard industriel pour les applications commerciales. Elles permettent un meilleur contrôle de l'avion et la mise en place de protections de l'enveloppe de vol (par exemple interdire les manoeuvres de l'avion au-delà de son domaine de vol). L'augmentation de leur fiabilité est un moyen d'obtenir des avions plus légers, plus performants et donc laissant une empreinte environnementale plus faible. Les méthodes actuellement

utilisées par les avionneurs pour assurer cette optimisation consistent à mettre en place des technologies redondantes en accord avec les exigences de certification et de standards de sûreté. Ces méthodes entraînent néanmoins des coûts et de la maintenance additionnels (augmentation de la masse totale de l'appareil par exemple) au détriment des performances globales de l'avion et par conséquent de son empreinte environnementale.

La redondance introduite au niveau des capteurs de surveillance permet de disposer de plusieurs mesures de chaque paramètre de vol d'intérêt (par exemple l'altitude, la vitesse, l'incidence...). Des méthodes de vote permettent de calculer une valeur parmi les mesures disponibles et des stratégies de surveillance écartent les sources défaillantes afin de proposer une valeur unique et valide de la mesure des paramètres de vol. Cette valeur, dite « consolidée », est ensuite utilisée, par exemple, pour les lois de pilotage.

L'objectif de la thèse dont les travaux sont reportés dans ce document est de proposer de nouvelles méthodes dans le traitement des paramètres de vol dans les systèmes de commandes de vol. Une méthode à base de traitement du signal permet d'estimer les paramètres de vol anémométriques à partir d'autres paramètres de vol (par exemple inertiels) issus de capteurs dissimilaires (en termes de technologies et de position). Cet estimateur est à l'origine des capteurs dits « logiciels », dont l'avantage principal est un gain de masse et de coût. Ces capteurs permettent la mise en place de nouvelles méthodes de détection de dysfonctionnement et peuvent être utilisés en addition des capteurs physiques habituels afin de proposer des méthodes innovantes de fusion, alternatives aux méthodes de vote actuelles. Ce travail de thèse a été mené au laboratoire TéSA et au sein du bureau d'études d'AIRBUS OPERATIONS S.A.S., à Toulouse.

## Organisation du manuscrit

Le premier chapitre rappelle le contexte industriel. Il détaille le principe de contrôle de l'avion et le processus de « consolidation ». Les principaux votes et systèmes de surveillance utilisés par l'état de l'art sont présentés. Enfin, les contraintes industrielles sont énoncées. Ces contraintes, essentiellement liées au contexte temps réel, aux procédés de certification et aux attentes en termes de

sécurité définissent un cadre d'étude exigeant. Les méthodes proposées dans les chapitres suivants sont conditionnées par ces exigences industrielles.

Le second chapitre commence par un état de l'art des techniques de régression afin de nous orienter vers un type de méthodes capables de répondre au problème posé tout en respectant les contraintes imposées. Les différentes contraintes spécifiées dans le premier chapitre orientent le choix de la méthode vers la régression PLS (pour *partial least squares*). L'idée est de décrire un paramètre de vol comme une combinaison linéaire d'autres paramètres de vol dissimilaires. La régression PLS permet de proposer une estimation *a posteriori* et *a priori* du paramètre de vol d'intérêt. Ces estimations constituent les capteurs dits « logiciels ». L'étude des coefficients de la régression permet la mise en place de stratégies de détection. Les stratégies basées sur l'étude des estimations et sur l'étude des coefficients de régression sont comparées en termes de taux de détection et de fausses alarmes (respectivement nombre de détections et nombre de fausses détections sur le nombre de réalisations total) sur une base de données constituée de dysfonctionnements simulés et introduits dans des enregistrements de vols réels. La stratégie retenue est une méthode de détection monocapteur capable de détecter différents types de dysfonctionnement indépendamment de leur nature.

Le troisième chapitre est consacré à la recherche de méthodes alternatives au principe de « consolidation » actuellement utilisé. Dans le cadre de l'étude des paramètres anémométriques (vitesse conventionnelle et angle d'incidence par exemple), trois mesures sont généralement disponibles. L'idée principale consiste à utiliser les informations issues des capteurs dits « logiciels ». La méthode proposée au second chapitre permet notamment de créer plusieurs capteurs « logiciels » pour chaque paramètre de vol. L'ensemble des signaux alors disponible permet de réaliser une fusion de données plus riche. Un état de l'art de méthodes de fusion de données est présenté dans une première partie et confronté aux exigences industrielles. Des méthodes de vote, issues d'estimateurs robustes, sont ensuite détaillées et comparées. Enfin, une méthode de vote utilisant les propriétés des stratégies de détection monocapteur est proposée. Les premières simulations montrent des résultats très encourageants en améliorant nettement les performances actuelles.

Cette thèse s'inscrit dans un contexte industriel et technologique très contraignant. Le dernier chapitre présente un processus de validation avancé en vue de l'industrialisation de la stratégie de

détection présentée au second chapitre. La méthode a été testée et validée dans différents environnements : simulations sur signaux issus de vols réels, validation via un banc d'essai utilisé dans des programmes de recherche AIRBUS, codage certifié, tests et validations sur un simulateur de bureau de très haute fidélité et enfin validation sur des simulateurs de vols. L'ensemble de ce processus permet la validation de la méthode en termes de performances de détection (détection de divers dysfonctionnements) et de robustesse (aux manoeuvres, aux situations de vent).

## Guide de lecture du manuscrit

Les principales contributions de la thèse sont exposées ci-dessous :

**Chapitre 1** Ce chapitre détaille le fonctionnement du contrôle de l'avion et du processus de « consolidation ». Il présente les différentes contraintes technologiques qui conditionnent le choix des stratégies de détection et de vote.

**Chapitre 2** Nous appliquons au domaine aéronautique et en temps réel, une méthode initialement utilisée pour du traitement hors ligne dans le milieu de la chimie, des finances... Cette méthode permet un gain de masse et de coût en créant des capteurs dits « logiciels ». La mise en place de stratégies de détection issues de l'étude de ces capteurs « logiciels » a fait l'objet de communications dans une conférence [CMC<sup>+</sup>11] ainsi qu'au dépôt d'un brevet international [CDG<sup>+</sup>11]. D'autre part, l'étude statistique des coefficients de la régression offre un moyen innovant de détecter des dysfonctionnements, quelle que soit leur nature, avec des performances en détection en nette amélioration par rapport à l'état de l'art. Cette stratégie a été présentée dans une conférence au Mexique [CCM<sup>+</sup>12a] et a fait l'objet d'un dépôt de brevet international [CDG<sup>+</sup>12].

**Chapitre 3** Nous proposons une alternative aux méthodes de vote actuelles, en utilisant notamment les performances de la stratégie de détection et les mesures issues des capteurs « logiciels ». Cette méthode permet de fournir une valeur « consolidée » fiable même dans le cas où plusieurs capteurs sont défaillants. La méthode couvre plus de configurations possibles que les méthodes actuellement utilisées.

**Chapitre 4** Ce dernier chapitre fournit une validation poussée de la stratégie de détection. Le niveau de maturité 5 (sur 9) est atteint par l'industriel. Ces performances sont détaillées dans une conférence sur le « monitoring » [[CCM<sup>+</sup>12b](#)]



# CHAPITRE 1

---

## Contexte de la problématique

### AIRBUS

#### Sommaire

---

<b>1.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>7</b>
<b>1.2</b>	<b>Description de l'avion</b>	<b>8</b>
1.2.1	Les commandes de vol électriques AIRBUS	8
1.2.2	Les différents capteurs	12
<b>1.3</b>	<b>Problématique</b>	<b>18</b>
<b>1.4</b>	<b>Vote et surveillance</b>	<b>19</b>
1.4.1	Votes	20
1.4.2	Surveillances	20
<b>1.5</b>	<b>Contraintes industrielles</b>	<b>22</b>
<b>1.6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>23</b>

---

## 1.1 Introduction

Le développement de l'électronique et l'évolution permanente de la technologie numérique ont contribué à la mise en place et à l'intégration des commandes de vol électriques (CDVE) dans les avions AIRBUS. Cette technologie a permis d'augmenter de manière significative la sécurité, la fiabilité et la disponibilité des appareils, en proposant notamment un meilleur contrôle de l'avion et la mise en place de protections de l'enveloppe de vol. Les CDVE, par le biais des lois de pilotage, peuvent désormais adapter le contrôle de l'avion en fonction du point de vol et de la configuration de l'appareil et restent compatibles avec la certification par les autorités aéronautiques (FAA pour *federal aviation administration*, EASA pour *European aviation safety agency*...) en terme de fiabilité et de sécurité. La redondance matérielle et la dissimilarité sont utilisées par les avionneurs pour atteindre ces objectifs.

Ainsi, les différents paramètres de vol, qui servent notamment à décrire l'état de l'avion (attitude, trajectoire, vitesse...) sont mesurés par plusieurs capteurs. Un traitement est alors nécessaire afin de proposer des données valides et fiables. Les méthodes mises en place dans le cadre du travail de thèse s'appliquent directement à cette partie des commandes de vols. En particulier, on s'intéressera aux données anémométriques et inertielles.

Ce chapitre est divisé en trois sections. Dans un premier temps, nous rappelons les éléments de l'avion nécessaires à la bonne compréhension du problème, en expliquant notamment le principe des CDVE et les différents capteurs qui entrent en jeu dans la mesure des paramètres de vol. Les principes généraux du contrôle de l'avion et du choix des données valides sont ainsi présentés. La section suivante détaille le traitement des ADIRS en rappelant l'origine des dysfonctionnements pouvant apparaître et en expliquant le principe du vote et des surveillances mises en place. Enfin, la dernière section de ce chapitre souligne les contraintes industrielles qui sont déterminantes dans le choix des solutions à apporter.

## 1.2 Description de l'avion

### 1.2.1 Les commandes de vol électriques AIRBUS

Les premières commandes de vol électriques pour l'aviation civile ont été développées par l'Aérospatiale dans les années 1960 et implantées en version analogique sur le Concorde en 1969. La version numérique des CDVE a dans un premier temps équipé les Airbus A310 (1982) et ne concernait que les spoilers, becs et volets (surface mobile actionnée pour diminuer la portance d'une partie de l'aile). Cinq ans plus tard avec les A320 (1987), cette technologie a été généralisée à toutes les surfaces de contrôle couvrant ainsi les trois axes (lacet, roulis et tangage). Les appareils A340 ont également été équipés de CDVE certifiées à la fin de l'année 1992 [Fav94]. Évidemment, ces systèmes sont utilisés dans l'A380 mais également dans le domaine militaire avec par exemple l'A400M. Désormais, les CDVE constituent un standard industriel pour les applications commerciales. Cela offre entre autres des avantages considérables en terme de gain de masse de l'avion et une augmentation notable des qualités de vol. Les CDVE permettent un contrôle plus élaboré de l'avion ainsi que la mise en

place de fonctions de protection de l'enveloppe de vol [TLS04]. Le principe du contrôle de l'avion en mode manuel est illustré dans la figure 1.1 et expliqué au travers des différentes étapes suivantes. Le but est de commander les différentes surfaces de contrôle de l'avion grâce aux ordres du pilote, du comportement de l'avion et des différentes informations fournies par les capteurs.

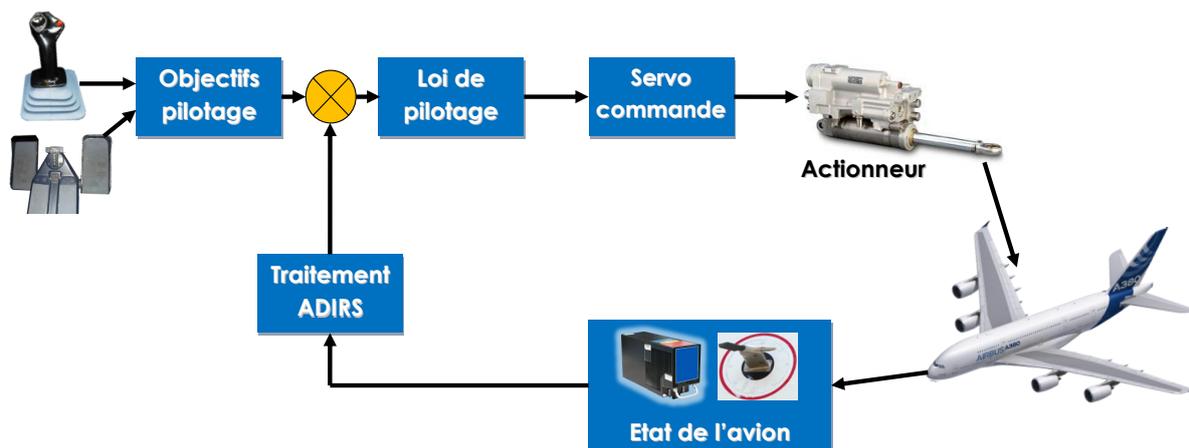


FIGURE 1.1 – Principe général du contrôle de l'avion.

Tout d'abord, les ordres du pilote (action sur le manche ou le palonnier essentiellement) sont convertis en objectifs de pilotage (par exemple, on commande une variation de facteur de charges  $N_z$  sur l'axe longitudinal). Ces objectifs sont ensuite comparés à l'état réel de l'avion, décrit par un ensemble de paramètres de vol qui sont mesurés par des capteurs dédiés et redondants. Principalement, mais de façon non exhaustive, on peut par exemple utiliser les paramètres anémométriques, clinométriques et inertiels décrits dans le tableau 1.1. Les conventions liées aux paramètres sont détaillées sur la figure 1.2. Cette comparaison va ensuite être utilisée dans le calcul des lois de pilotage afin de générer une commande pour actionner chaque surface de contrôle de l'avion, en accord avec les objectifs de pilotage.

L'état de l'avion est principalement mesuré par les ADIRS qui englobent trois unités redondantes appelées ADIRU (*Air Data and Inertial Reference Unit*) qui se divisent elles-mêmes en deux modules distincts : ADR et IR (*Air Data Reference et Inertial Reference*). Chacun de ces modules est indépendant vis à vis de l'autre, ce qui implique qu'une panne d'un des modules n'a pas d'influence

TABLE 1.1 – Liste des paramètres de vol principalement utilisés.

<b>Paramètre</b>	<b>Symbole</b>
Altitude	$z_{\text{press}}$
Angle d'incidence ou angle d'attaque	$\alpha$
Assiette latérale	$\phi$
Assiette longitudinale	$\theta$
Dérapiage	$\beta$
Facteur de charge longitudinal	$N_x$
Facteur de charge transversal	$N_y$
Facteur de charge vertical	$N_z$
Mach	$M$
Vitesse air	$V_{\text{TAS}}$
Vitesse conventionnelle	$V_c$
Vitesse de roulis	$p$
Vitesse de tangage	$q$
Vitesse de lacet	$r$

sur l'autre. De manière générale, les calculateurs reçoivent trois valeurs redondantes pour chaque paramètre de vol et doivent élaborer une seule et unique valeur pour le calcul des lois. Ce procédé est appelé « consolidation » et consiste en deux étapes simultanées illustrées sur la figure 1.3 : premièrement la valeur consolidée est choisie ou calculée à partir des trois sources disponibles (ce vote est détaillé dans la section 1.4), et deuxièmement, en parallèle, la surveillance de chaque paramètre est effectuée afin d'écartier toute valeur erronée du processus de consolidation. En général, un système à base de vote majoritaire est utilisé et est très largement répandu dans les CDVE [Ros98].

Les ADIRU vont récupérer les différentes valeurs par le biais de sondes ou capteurs. Pour la partie ADR, cinq grandeurs principales sont mesurées (voir la table 1.1 pour les significations des

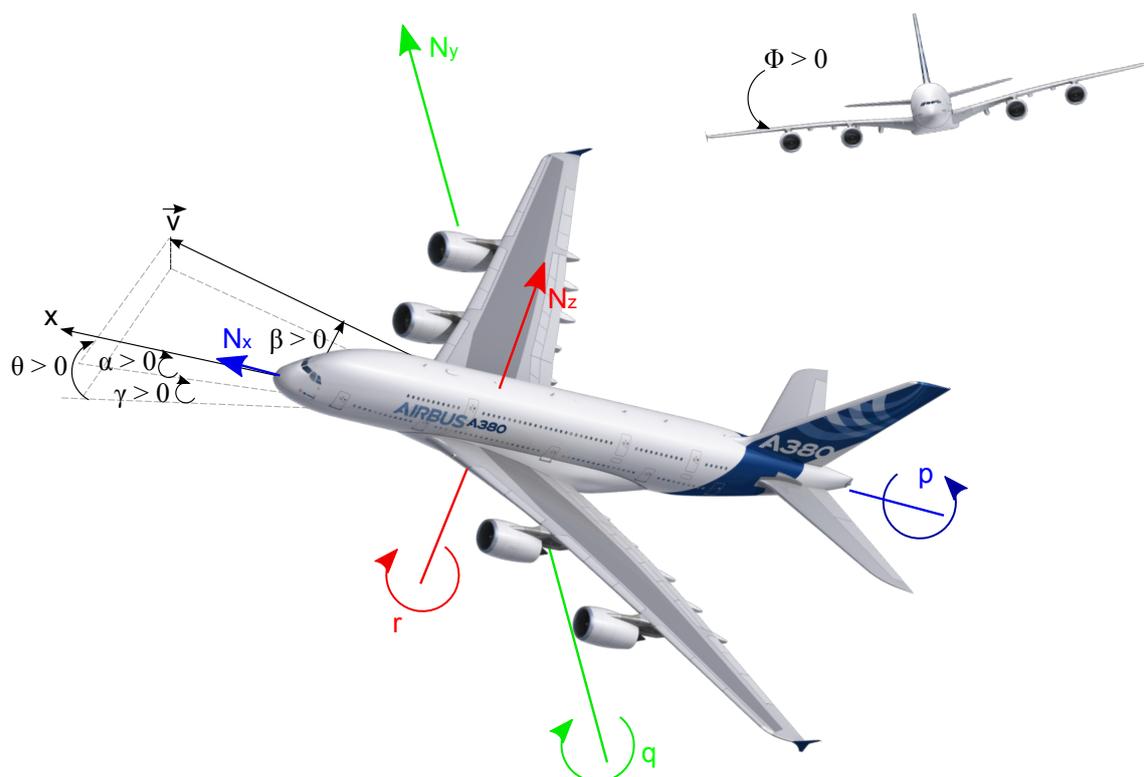


FIGURE 1.2 – Conventions des repères aéronautiques.

principaux paramètres) :

- la pression totale  $P_t$  pour le calcul de la pression dynamique  $P_d$ , la vitesse conventionnelle  $V_c$ , le nombre de mach  $M$  et la vitesse air  $V_{TAS}$ ,
- la pression statique  $P_s$  pour le calcul de  $P_d$ ,  $V_c$ ,  $M$ ,  $V_{TAS}$  et l'altitude  $z_{press}$ ,
- l'angle d'incidence  $\alpha$ ,
- la température totale  $T_t$  pour le calcul de  $V_{TAS}$ ,
- l'angle de dérapage  $\beta$ .

La partie IR va fournir des mesures d'angles (roulis, tangage, lacet...), de taux (taux de roulis, tangage, lacet...), de facteurs de charges (longitudinaux, latéraux, normaux), d'accélérations (verticale, longitudinale, latérale, normale), de vitesse (en référentiel terrestre), de trajectoires aériennes, de

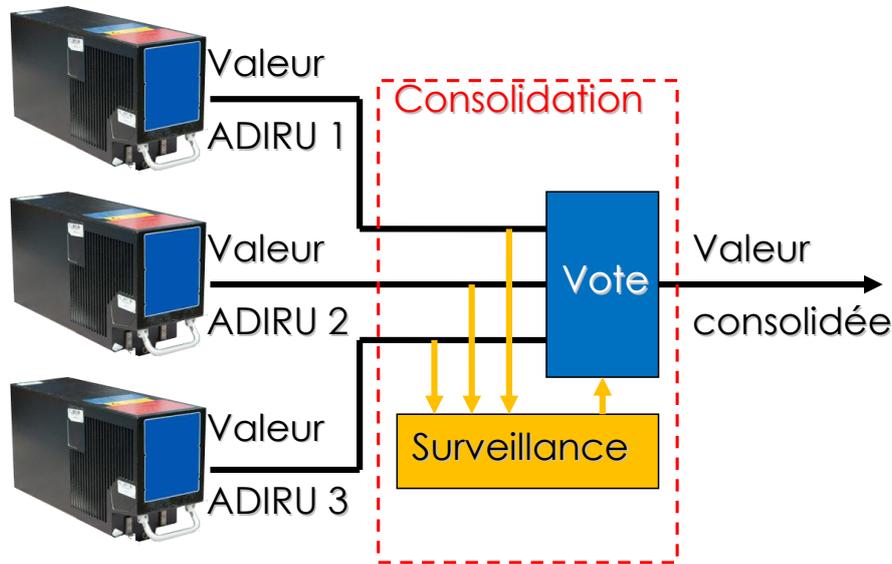


FIGURE 1.3 – Principe de la consolidation.

vent... Les différents paramètres de vol (par exemple la vitesse conventionnelle) peuvent être estimés à partir de ces cinq grandeurs mesurées, d'un modèle physique de l'avion et des différentes équations de la mécanique des fluides. Par exemple, nous pouvons estimer la vitesse conventionnelle  $V_c$  (qui constitue un des objectifs du travail de thèse) en appliquant la loi de Saint Venant [Klo08] :

$$V_c = \sqrt{5} \sqrt{\gamma r T_0} \sqrt{\left[ \frac{P_t - P_s}{P_0} + 1 \right]^{2/7} - 1}, \quad (1.1)$$

où  $r$  est une constante massique dépendant du gaz,  $r = 287 \text{ J.kg}^{-1}.\text{K}^{-1}$ , où  $\gamma$  est le rapport des capacités thermiques à pression et volume constants pour un fluide (dans le cas de l'air  $\gamma = 1,4$ ).  $P_0 = 1013 \text{ hPa}$  et  $T_0 = 288,15 \text{ K}$  sont la pression et la température en atmosphère type (modèle d'atmosphère théorique dans lequel la température et la pression prennent des valeurs définies en fonction de l'altitude).

### 1.2.2 Les différents capteurs

Chaque ADIRU reçoit les données de quatre types de capteurs qui sont au nombre de 15 au total, pour la partie ADR :

- 3 sondes Pitot : 1 sonde par ADIRU (capitaine, copilote et secours).
- 6 prises statiques : 2 prises par ADIRU (capitaine, copilote et secours).
- 3 sondes de température : 1 sonde par ADIRU.
- 3 sondes d'incidence : 1 sonde par ADIRU.
- 3 sondes de dérapage : 1 sonde par ADIRU.

Il est à noter que dans le cas de l'A380, les sondes Pitot, les sondes d'incidence et celles de température sont regroupées dans une même sonde multifonction (MFP pour *Multi Function Probe*). L'avion est ainsi équipé de 3 MFP. Sur les appareils monocouloir (SA pour *Single Aisle*) et long courriers (LR pour *Long Range*), les sondes de température et d'incidence sont directement reliées à des petits boîtiers nommés ADM (pour *Air Data Module*) qui convertissent les données de pression analogique en signal numérique. Sur A380, les liens pneumatiques qui relèvent les informations de pression, par exemple, sont supprimés, les convertisseurs analogiques/numériques étant directement intégrés aux MFP ou aux prises statiques. Seules la sonde Pitot et les prises statiques dédiées aux capteurs de secours comportent des liens pneumatiques. Un exemple de position des différents capteurs pour un A340 est illustré sur la figure [1.4](#).

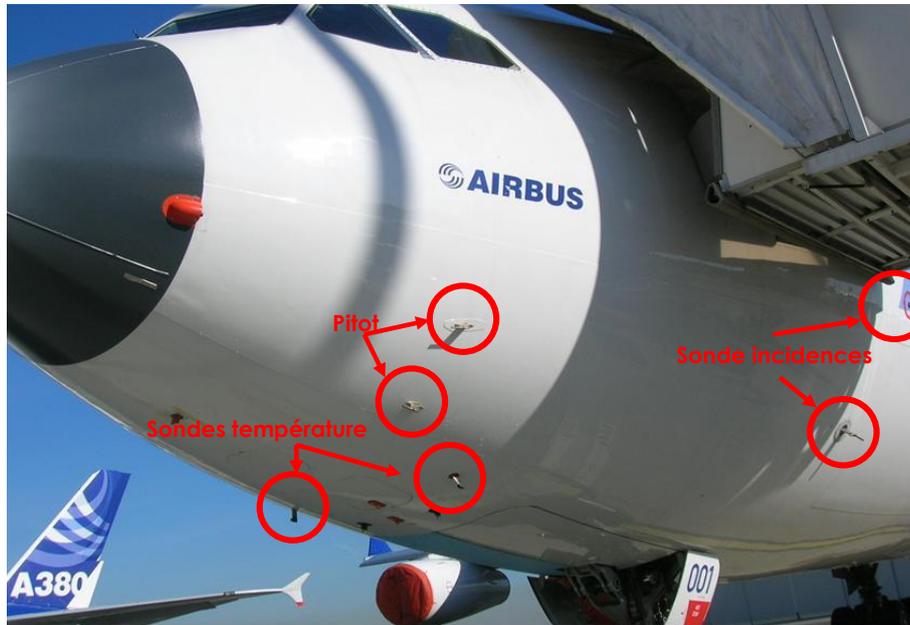


FIGURE 1.4 – Exemple de positionnement des capteurs pour un A340.

### Sondes Pitot

Les sondes Pitot (figure 1.5) permettent de mesurer la pression totale, une grandeur nécessaire au calcul de  $V_c$ . Il s'agit d'un tube dans lequel s'écoule le flux d'air. Un capteur relève la pression totale de l'appareil. Elles sont utilisées sur les SA, LR et comme capteurs de secours sur l'A380. Les MFP les remplacent sur l'A380 (cf. section 1.2.2). L'extrémité de la sonde est légèrement biseautée vers l'extérieur de manière à augmenter l'efficacité en fonction de l'incidence de l'avion. En effet, si le flux d'air entrant dans la sonde dépasse un certain angle, la précision de la mesure sera affectée. Un trou de drainage est également prévu afin de faciliter l'évacuation de l'eau et une trappe à eau empêche le liquide de remonter dans les capteurs. La résistance chauffante permet le dégivrage des sondes. Comme illustré sur la figure 1.6, les valeurs relevées par les sondes Pitot sont transférées via des tubes pneumatiques aux ADM qui sont reliés aux ADIRU.



FIGURE 1.5 – Sonde Pitot, design SA/LR.

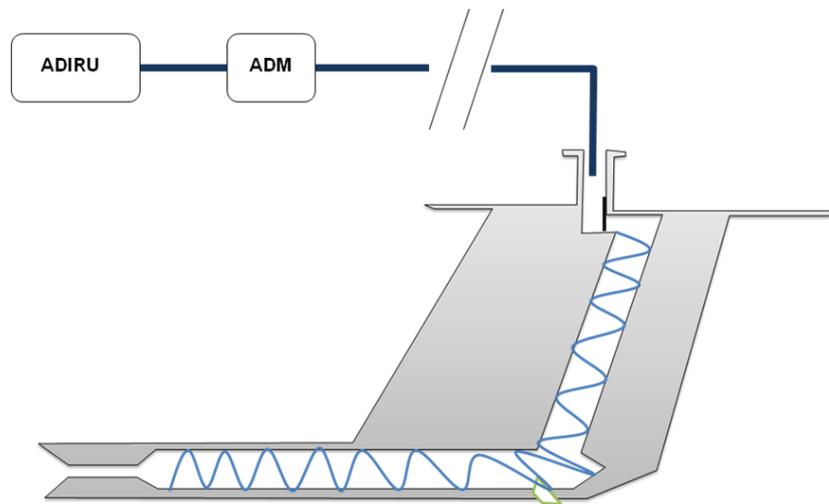


FIGURE 1.6 – Schéma éclaté d'une sonde Pitot (SA et LR).

### Sondes d'incidence

Les sondes d'incidence permettent de relever l'angle d'attaque de l'avion pour la mesure de l'angle  $\alpha$ . Leur fonctionnement est celui d'une girouette : une pale s'oriente automatiquement dans le flux d'air, permettant ainsi de relever l'angle d'inclinaison de l'appareil comme illustré sur la figure 1.7. Elles sont présentes sur SA, LR et remplacées par les MFP sur A380. De la même manière que les autres sondes, une résistance permet de réchauffer électriquement la sonde si nécessaire. L'information est convertie en signal électrique via des modules spécifiques.



FIGURE 1.7 – Sondes d'incidence, design SA/LR.

### Sondes de température

Les sondes de température mesurent la température totale de l'air qui va servir pour le calcul de  $V_{TAS}$ . Le principe de fonctionnement est simple et est illustré sur la figure 1.8 : l'air entre par la bouche du capteur, passe via un conduit calibré qui aboutit à une résistance qui mesure alors la température. Le conduit sert à fixer la vitesse du flux de l'air dans la sonde. Elles sont présentes sur SA, LR et remplacées par les MFP sur A380.



FIGURE 1.8 – Schéma en coupe d'une sonde de température, design SA/LR.

### Prises de pression statique

La pression statique correspond à la pression mesurée par un capteur qui se déplace à la même vitesse que le fluide d'air et est nécessaire au calcul des paramètres  $V_c$ ,  $P_t$ ,  $M$  et  $z_{\text{press}}$ . Les prises de pression statique sont composées d'un ensemble de trous. La surface est extrêmement polie de manière à ne pas influencer le flux d'air comme illustré sur la figure 1.9. Ces prises sont placées à des endroits « neutres » i.e. qui ne sont pas censés être, par exemple, directement dans le flux aérodynamique. Elles sont présentes sur SA, LR et sur A380.

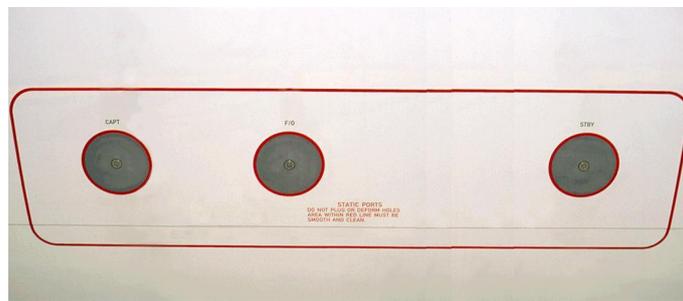


FIGURE 1.9 – Prises de pression statique, design SA/LR et A380.

### Sondes de dérapage

Les sondes de dérapage permettent de mesurer  $\beta$ . Il s'agit d'une sonde d'incidence disposée dans le sens vertical comme illustré sur la figure 1.10. Elles doivent être installées près de l'axe vertical de l'avion de manière à fournir des renseignements fiables. Ces sondes sont présentes sur A380.



FIGURE 1.10 – Sonde de dérapage, design A380.

### Sondes multifonction : MFP

La sonde multifonctions est présente sur l'A380 et regroupe la sonde de température, celle d'incidence et la sonde Pitot, comme illustré sur la figure 1.11.

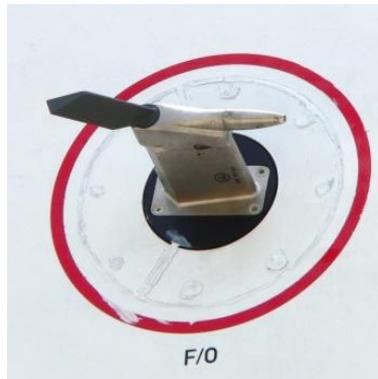


FIGURE 1.11 – Sonde multifonction, design A380.

## 1.3 Problématique

Les objectifs des avionneurs, dans le cadre de l'amélioration globale des futurs appareils, s'orientent autour de deux axes majeurs :

- Extension du domaine du pilote automatique : dans le cadre d'un avion plus maniable et afin

de proposer davantage d'automatisme à bord, la validité et la disponibilité des paramètres de vol doivent être augmentées. Cela permet notamment d'obtenir un avion plus maniable et plus disponible.

- Avion plus « vert » : le projet européen ADDSAFE [GM11] a montré qu'un diagnostic de panne optimisé peut contribuer à alléger la structure de l'avion, et donc à diminuer son empreinte environnementale, réduire sa masse, son coût, sa consommation de carburant, le bruit... Également, le nombre d'équipements à bord peut être optimisé afin de gagner en masse, réduire la complexité des systèmes. Ceci peut se traduire par une réduction du nombre de capteurs, ainsi remplacés par des capteurs virtuels dits « logiciels ».

Des solutions innovantes dans le traitement des paramètres de vol redondants doivent être développées. Entre autres, une meilleure détection des dysfonctionnements (amplitudes de dysfonctionnements plus faibles...) et un nouveau processus de consolidation sont proposés dans ce manuscrit. Dans le cadre de notre étude, nous nous intéressons aux paramètres de la vitesse conventionnelle  $V_c$  et de l'angle d'incidence  $\alpha$ . En effet, ces paramètres sont issus de capteurs extérieurs à l'avion qui peuvent ajouter de la traînée par exemple. De plus, ces capteurs sont nécessaires au contrôle de l'appareil et permettent entre autres de proposer des lois de pilotage plus évoluées.

## 1.4 Vote et surveillance

Les différents capteurs présentés dans la section précédente permettent la mesure de grandeurs physiques ( $P_t$ ,  $P_s$ ,  $T_t$ ,  $\alpha$  et  $\beta$ ) nécessaires au calcul des différents points de vol anémométriques. La redondance matérielle des capteurs implique la mise en place d'une consolidation qui permet d'utiliser des valeurs valides, précises et intègres pour le calcul des paramètres de vol d'intérêt. Des surveillances sont mises en place afin de garantir la validité des paramètres de vol. Dans ce qui suit, seuls les paramètres de vol  $V_c$  et  $\alpha$  sont étudiés.

### 1.4.1 Votes

Le vote permet de calculer une valeur unique à partir des trois valeurs mesurées par les capteurs. Dans le cas nominal, et selon les avions, le choix de la valeur s'effectue grâce à un vote (valeur médiane) ou par un calcul de moyenne. La méthode généralement utilisée par les avionneurs est un vote majoritaire [Ros98] (appelé ici triplex) et le calcul dépend du nombre de sources valides restantes. Ce principe est illustré dans la figure 1.12.

- Trois sources disponibles : la valeur votée correspond à la médiane des trois sources. Cette méthode de calcul a pour avantage d'être insensible à une valeur erronée<sup>1</sup>, disposant d'une passivation naturelle. En revanche, nous pouvons dès maintenant observer une limite, notamment quand deux sources subissent un dysfonctionnement simultané. En effet, dans ce cas précis, la logique de vote mise en place va prendre la médiane, et par conséquent une des deux valeurs erronées.
- Deux sources disponibles : la valeur votée est calculée par la moyenne des deux sources valides. La valeur votée est le résultat de la demi-somme des valeurs des sources prises en compte. Cette méthode permet une bonne estimation de la valeur quand les sources sont valides. Elle va en revanche atténuer les variations de la vitesse.
- Une source valide : selon la criticité de son utilisation par le système, la valeur sera la valeur mesurée, la valeur soumise à condition (limites, ...) ou bien la valeur sera rejetée.

En parallèle du vote, chaque source est surveillée afin d'écarter des valeurs en cas de capteur défaillant. Le principe du vote couplé à la surveillance est appelé « consolidation » et illustré sur la figure 1.3.

### 1.4.2 Surveillances

Nous nous intéressons dans cette section au principe des surveillances liées au triplex à savoir une surveillance par comparaison par rapport à la médiane et une surveillance par comparaison deux à deux.

---

1. Valeur erronée : modification du paramètre de vol affecté par n'importe quel type de panne

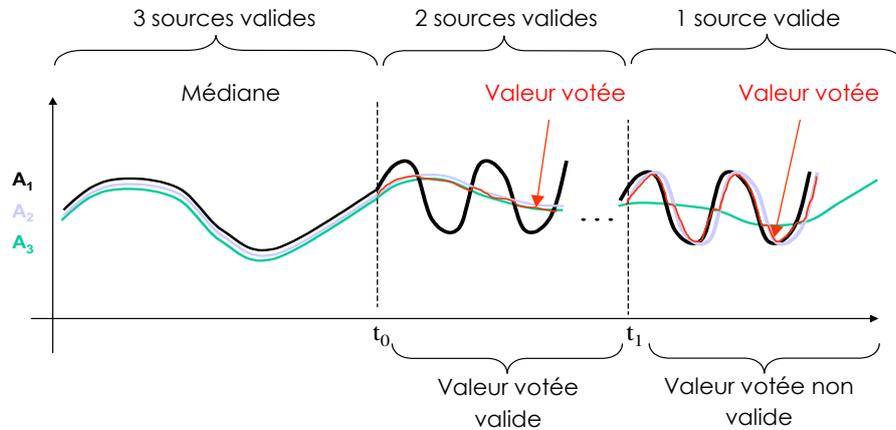


FIGURE 1.12 – Principe du Triplex.

### Surveillance par comparaison par rapport à la médiane

Cette surveillance est utilisée lorsque trois sources sont valides. Chaque valeur est comparée à la médiane. Si un seuil est dépassé pendant un certain temps de confirmation, on déclare la source comme non valide. L'objectif est de détecter tous types de pannes affectant une source. En pratique, du fait du temps de confirmation et de la valeur du seuil, on peut montrer que des biais inférieurs à la valeur du seuil et des oscillations dont l'amplitude est inférieure à l'amplitude limite  $A_{osc} = \frac{\text{seuil}}{\sin(\pi(0,5 - f_{osc}T_{c_{osc}}))}$  ne seront pas détectés par cette méthode, où  $f_{osc}$  et  $T_{c_{osc}}$  sont la fréquence de l'oscillation et le temps de confirmation en panne.

### Surveillance par comparaison deux à deux

Cette surveillance est utilisée lorsque deux sources sont valides. L'écart par rapport à la moyenne est alors mesuré : si un seuil est dépassé pendant un certain temps de confirmation, on déclare les deux sources non valides. L'objectif est de détecter tous types de pannes affectant une source. Comme il est impossible de distinguer quelle source est non valide, les deux sources sont écartées. En pratique, des biais inférieurs à la valeur du seuil et des oscillations dont l'amplitude est inférieure à  $A_{osc}$  ne seront pas détectés par cette méthode. En revanche, étant donné que la valeur votée est issue de la moyenne arithmétique, elle est influencée par la panne jusqu'à ce que l'écart soit confirmé. Ainsi, dès

que le seuil est dépassé, on mémorise la valeur votée afin de limiter l'influence de la panne.

## 1.5 Contraintes industrielles

La mise en œuvre d'une application en temps réel et son implantation dans les calculateurs, les processus de certification et les différents standards de sécurité définissent un cadre d'étude restrictif et maîtrisé. Notamment, les logiciels critiques de l'avionique présentent un niveau de criticité A (ou DAL A pour *design assurance level*), précisé dans la norme DO-178C [BC10, HB07]. Ce niveau est le plus critique et implique de ce fait plusieurs contraintes comme par exemple une chaîne de codage certifiée. Par ailleurs, la puissance de calcul des calculateurs des avions civils est faible comparée à d'autres systèmes plus classiques et non critiques (multimédia par exemple). De ce fait, les traitements avancés coûteux en ressources (calcul matriciel, optimisation...) sont très difficiles à réaliser. Ainsi les différents algorithmes doivent être optimisés au maximum et souvent un compromis entre performance et complexité de la solution est à faire. Cette recherche de la simplicité et de la robustesse des méthodes est d'autant plus vraie que l'implémentation se réalise via un code graphique certifié impliquant un formalisme contraignant. En effet, cela implique une limitation logicielle avec une bibliothèque de symboles réduite (additionneurs, filtres, intégrateurs, tables d'interpolations...). Les logiciels utilisés sont décrits ultérieurement dans la section 4.2.

Par ailleurs, d'un point de vue robustesse, un taux de fausse alarme (TFA) très bas est requis afin de ne pas dégrader la fiabilité et la sécurité de l'appareil et notamment de ne pas dégrader la moyenne des temps de bon fonctionnement (MTBF pour *mean time between failures*) du calculateur. De la même manière, un taux de non détection bas (ou un taux de détection élevé) est requis. Dans le contexte des programmes de recherche, les méthodes innovantes doivent être faciles à régler afin de pouvoir, entre autres, être utilisées sur différents systèmes et appareils. Les paramètres à régler doivent donc être limités et le réglage facilement compréhensible. Également, une méthode plus simple avec moins de paramètres critiques permet de réduire la phase de test durant le processus de validation et vérification.

## 1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, le contexte de l'étude a été défini, ce qui a permis d'orienter les solutions envisageables au travers des descriptions des dysfonctionnements, vote et surveillance, ainsi que des contraintes industrielles. Afin de répondre aux attentes de l'industriel, les solutions envisagées sont développées autour de deux axes majeurs :

- Au niveau de chaque capteur, via une approche monocapteur qui devra assurer la détection de dysfonctionnements sans connaissances au préalable de la nature de ces dysfonctionnements.
- Au niveau de la consolidation afin de proposer soit une amélioration, soit un nouveau système de vote, pouvant par exemple faire intervenir des capteurs dits « virtuels ».

Les solutions sont développées dans les chapitres suivants en accord avec le cahier des charges, à savoir des méthodes implantables en temps réel au sein d'un ordinateur embarqué, faciles à mettre en oeuvre et répondant aux contraintes de performances fixées par l'industriel. Notons toutefois qu'une des difficultés du problème posé réside dans l'absence de définition des dysfonctionnements qui peuvent survenir. AIRBUS a proposé une liste de modèles de dysfonctionnements éventuels qui peuvent survenir mais cette liste reste non exhaustive, d'autres dysfonctionnements de nature différente (combinaison de plusieurs dysfonctionnements par exemple) peuvent aussi apparaître éventuellement. Par ailleurs, les données réelles issues d'enregistrements lors de différents vols sur plusieurs avions, fournissent une base de données des paramètres de vol dans le cas nominal, c'est à dire sans dysfonctionnements. Les méthodes proposées doivent donc être capables de détecter tout type de dysfonctionnement, et sans connaissance *a priori* de leur nature.



## CHAPITRE 2

---

# Estimation et détection

### Sommaire

---

<b>2.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>25</b>
<b>2.2</b>	<b>État de l’art des techniques de régression</b>	<b>27</b>
2.2.1	Généralités	27
2.2.2	Modèle de régression linéaire multiple	28
2.2.3	Régression sur composantes principales	32
<b>2.3</b>	<b>La régression PLS – Partial Least Squares</b>	<b>34</b>
2.3.1	Généralités	34
2.3.2	Description de l’algorithme	34
2.3.3	Implantation de la PLS	37
<b>2.4</b>	<b>Estimation et prédiction d’un paramètre de vol</b>	<b>44</b>
<b>2.5</b>	<b>Détection de dysfonctionnements</b>	<b>46</b>
2.5.1	Comparaison des estimations <i>a priori</i> et <i>a posteriori</i>	46
2.5.2	Détection basée sur l’étude des coefficients de la régression PLS	51
2.5.3	Comparaison des méthodes	59
<b>2.6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>64</b>

---

## 2.1 Introduction

Les programmes de recherche actuels, pour l’avion du futur, sont orientés pour développer un appareil plus maniable, plus résistant aux perturbations et plus écologique. Afin de satisfaire ces spécifications tout en répondant aux exigences de certification [EAS25, FAA25], les avionneurs mettent en place des solutions reposant entre autres sur la dissimilarité et la redondance physique : différentes sources d’énergie pour le contrôle des surfaces de vol (alimentation hydraulique et électrique), plusieurs calculateurs, et dans notre cas d’étude une redondance matérielle de capteurs (cf. section 1.2.2) [Gou10, TLS04]. Cette solution permet de garantir des niveaux de sécurité maximaux en accord avec les exigences de certification. En revanche, la redondance matérielle implique des

coûts additionnels, liés à l'installation et à la maintenance des équipements (augmentation de la masse de l'appareil, modification de la structure de l'appareil...) et dégrade son empreinte environnementale. L'idée consiste à proposer des capteurs logiciels, dits « virtuels », via une approche traitement du signal. Au delà des gains physiques liés à la masse et à la maintenance, cette méthode permet notamment la mise en place de méthodes de détection des dysfonctionnements.

Afin de réaliser un capteur « virtuel », nous cherchons à estimer un paramètre de vol (la vitesse conventionnelle  $V_c$  ou l'angle d'incidence  $\alpha$  par exemple, c.f. la table 1.1) en fonction de paramètres inertiels (mesures des assiettes, facteurs de charges, vitesses de roulis, tangage, lacet). Les capteurs de ces paramètres de vol sont dissimilaires en terme de technologie (capteurs inertiels au lieu d'anémométriques), en terme de positionnement (capteurs situés à l'intérieur de l'appareil). De ce fait, les capteurs des paramètres de vol inertiels ne sont pas soumis aux mêmes dysfonctionnements que les paramètres anémométriques à estimer et des stratégies de détection peuvent alors être mises en place. Les méthodes d'estimation et les différentes stratégies de détection doivent cependant respecter les contraintes fixées par l'industriel (cf. section 1.5).

Les méthodes d'estimation et les stratégies de détection passent avant tout par la mise en place d'un modèle du comportement du paramètre de vol plus ou moins réaliste. Si le modèle physique, lié aux équations de la mécanique du vol, permet une modélisation précise du problème, il n'en demeure pas moins complexe, d'autant plus qu'il n'existe pas de relations directes entre les paramètres à estimer et les paramètres inertiels. Par ailleurs, la volonté d'AIRBUS de proposer des solutions dissimilaires et ce, même au niveau des méthodes d'estimation, nous conduit à choisir une autre représentation du problème. Afin d'être en accord avec le cahier des charges, notamment en terme de complexité, nous avons choisi un modèle linéaire pour exprimer le paramètre de vol d'intérêt en fonction des paramètres inertiels. Afin de proposer une estimation du paramètre de vol ainsi que sa prédiction et des méthodes de détection de pannes, nous utilisons des méthodes de régression [Man91, Mye90, CW82]. Ces méthodes sont simples à mettre en oeuvre et ne nécessitent pas d'apprentissage (au contraire des méthodes à base de réseaux de neurones [Lip87] ou du gradient [Sny05] par exemple) ni de réglages fins (méthode du H infini entre autres [Sim06]). En effet, une des contraintes du cahier des charges est que l'algorithme détecte tout type de pannes même totalement inédit. Ainsi, les

méthodes utilisant un apprentissage ou des réglages particuliers sont à exclure car l'apprentissage et/ou les réglages de paramètres ne pourraient pas prendre en compte toutes les éventualités.

La première section de ce chapitre présente un état de l'art des techniques de régression et détaille la possibilité d'implantation dans notre cas d'étude. Les différentes contraintes et spécificités du problème orientent le choix de la méthode vers la régression des moindres carrés partiels (PLS pour *Partial Least Squares*). Nous expliquons le principe de cette méthode dans la deuxième section. Le calcul des coefficients de régression et l'implantation de la régression PLS en ligne sont également détaillés. L'utilisation de la PLS pour estimer et prédire les paramètres de vol est ensuite spécifiée dans la troisième section. Enfin des stratégies de détection basées sur l'estimation du paramètre de vol et l'étude statistique des coefficients de régression sont proposées dans la dernière section. Les premiers résultats présentés permettent de conclure sur le choix de la stratégie à adopter.

## 2.2 État de l'art des techniques de régression

### 2.2.1 Généralités

Dans ce qui suit, les matrices sont représentées par des capitales en gras et italique ( $\mathbf{A}$ ), les vecteurs par des minuscules en gras et en italique ( $\mathbf{a}$ ) et les scalaires par des minuscules en italique ( $a$ ). La transposée d'une matrice ou d'un vecteur est notée  $\mathbf{A}^\top$  ou  $\mathbf{a}^\top$ . L'inverse d'une matrice carrée  $\mathbf{A}$  (si elle existe) est notée par  $\mathbf{A}^{-1}$ . Une liste des notations utilisées dans tout le document est donnée page [xi](#).

De manière générale, le problème de régression s'écrit

$$\mathbf{y} = f(\mathbf{X}, \mathbf{b}) + \boldsymbol{\epsilon}, \quad (2.1)$$

où  $\mathbf{y}$  est le vecteur de taille  $N$  (taille de l'échantillon) de la variable aléatoire dite dépendante ou expliquée,  $\mathbf{X}$  est la matrice de taille  $N \times q$  des variables indépendantes ou explicatives,  $\mathbf{b}$  est le vecteur de taille  $q$  des coefficients recherchés et  $\boldsymbol{\epsilon}$  est le vecteur de bruit de taille  $N$  qui modélise l'erreur du modèle. Le but de la régression linéaire est d'estimer les paramètres  $\mathbf{b}$  et de valider le modèle. Le vecteur des paramètres estimés est noté  $\hat{\mathbf{b}}$ . Le problème revient à trouver la fonction  $f$ , solution du

problème de minimisation suivant :

$$\arg \min_f \sum_{j=1}^N \mathcal{L}(y_j - f(\mathbf{x}_j, \mathbf{b})), \quad (2.2)$$

où  $y_j$  représente la  $j$ -ème valeur du vecteur  $\mathbf{y}$ ,  $\mathbf{x}_j$  est un vecteur de dimension  $q$  (nombre de variables explicatives),  $j$ -ème colonne de la matrice  $\mathbf{X}$ .  $\mathcal{L}(\cdot)$  est une fonction de coût (par exemple différence quadratique dans le cas de l'estimation par moindres carrés ordinaires (MCO)),  $N$  représente la taille de l'échantillon. La relation entre la taille de l'échantillon  $N$  et le nombre de paramètres à estimer  $q$  conduit à différents types de problèmes et donc de solutions :

- si  $N < q$ , le système est sous-déterminé : il y a un nombre infini de solutions  $\hat{\mathbf{b}}$  qui vérifient l'équation (2.1),
- si  $N = q$  et si la fonction  $f$  est linéaire, le problème se réduit à résoudre un système de  $q$  équations à  $q$  inconnues. La solution est unique si les variables  $\mathbf{X}$  sont linéairement indépendantes,
- si  $N > q$ , le système est sur-déterminé : nous disposons d'assez de données pour chercher une solution unique optimale selon un certain critère.

La résolution du problème peut également différer selon le type de fonction  $f$  choisi pour le modèle. Le plus couramment utilisé est le modèle linéaire dont la formulation la plus générale est le modèle de régression linéaire multiple.

### 2.2.2 Modèle de régression linéaire multiple

Le modèle de la régression linéaire multiple est une généralisation du modèle de régression simple [Wei05]. Ce dernier ne met en jeu qu'une variable explicative  $x_j$  et donc un seul coefficient ( $q = 1$ ) :

$$y_j = bx_j + \epsilon_j, \quad (2.3)$$

où  $\epsilon_j$  est le terme d'erreur. Le modèle de régression multiple s'écrit :

$$y_j = b_1x_{j1} + b_2x_{j2} + \dots + b_qx_{jq} + \epsilon_j, \quad j = 1, \dots, N \quad (2.4)$$

où les  $x_{ji}$  sont des variables explicatives connues et  $\epsilon_j$  le terme d'erreur. Sous forme matricielle, le modèle de régression linéaire multiple s'écrit :

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\mathbf{b} + \boldsymbol{\epsilon}, \quad (2.5)$$

avec

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^\top \\ \mathbf{x}_2^\top \\ \vdots \\ \mathbf{x}_q^\top \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1q} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \dots & x_{Nq} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{y} = [y_1 \dots y_N]^\top$$

$$\mathbf{b} = [b_1 \dots b_q]^\top.$$

Dans le cadre de notre travail, nous choisissons ce modèle, linéaire, simple à mettre en oeuvre et peu coûteux d'un point de vue calculatoire. Ce choix est renforcé par le fait que nous n'avons aucune connaissance *a priori* sur le modèle et que nous ne souhaitons pas utiliser les équations physiques de l'avion. Ce choix imposé par l'industriel est destiné à garantir la dissimilarité au niveau des solutions proposées étant donné que les équations physiques sont utilisées par ailleurs. Notons d'autre part que les équations physiques s'avèrent très complexes car privilégiant le réalisme au détriment de la simplicité calculatoire. Plusieurs algorithmes permettent d'estimer les paramètres du modèle  $\hat{\mathbf{b}}$ , notamment par :

- les moindres carrés ordinaires,
- le maximum de vraisemblance.

### Les moindres carrés ordinaires

La solution des moindres carrés consiste à minimiser l'erreur quadratique entre les données et le modèle choisi sur la fenêtre d'observation correspondant aux  $N$  échantillons mesurés. Le critère choisi, déterministe, est le suivant :

$$\hat{\mathbf{b}} = \arg \min_{\mathbf{b}} \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{b}\|^2, \quad (2.6)$$

$\|\cdot\|$  correspond à la norme euclidienne. L'équation (2.6) peut s'écrire

$$\hat{\mathbf{b}} = \arg \min_{\mathbf{b}} \sum_{j=1}^N |y_j - \mathbf{x}_j^\top \mathbf{b}|^2 = \arg \min_{\mathbf{b}} \sum_{j=1}^N |y_j - (b_1 x_{j1} + b_2 x_{j2} + \dots + b_q x_{jq})|^2. \quad (2.7)$$

Afin de rechercher le minimum, on dérive ce critère par rapport aux différents paramètres recherchés  $b_1, b_2, \dots$  et  $b_q$ , ce qui conduit à l'équation :

$$\frac{\partial J}{\partial b_i} = \sum_{j=1}^N -2[y_j - b_1 x_{j1} - b_2 x_{j2} - \dots - b_q x_{jq}] x_{ij} = 0, \quad \forall i = 1 \dots q. \quad (2.8)$$

L'équation (2.8) devient

$$\mathbf{X}^\top [\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{b}] = 0. \quad (2.9)$$

La solution est alors

$$\hat{\mathbf{b}} = (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{y}, \quad (2.10)$$

à condition que la matrice  $\mathbf{X}^\top \mathbf{X}$  soit inversible.

### Estimateurs du maximum de vraisemblance

Dans le cas où nous n'avons pas d'informations *a priori* sur la loi suivie par l'erreur du modèle  $\epsilon$ , une hypothèse classique consiste à supposer qu'elle suit une loi gaussienne centrée de variance  $\sigma^2$  :  $\epsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ . La vraisemblance de l'erreur sur la fenêtre d'observation s'écrit alors :

$$\mathcal{L}(\mathbf{y}, \mathbf{b}, \sigma^2) = \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \right)^N \exp \left[ -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{j=1}^N (y_j - \mathbf{x}_j \mathbf{b})^2 \right] = \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \right)^N \exp \left[ -\frac{1}{2\sigma^2} |\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{b}|^2 \right]. \quad (2.11)$$

Nous pouvons en déduire la log-vraisemblance :

$$\log \mathcal{L}(\mathbf{y}, \mathbf{b}, \sigma^2) = -\frac{N}{2} \log \sigma^2 - \frac{N}{2} \log 2\pi - \frac{1}{2\sigma^2} |\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{b}|^2. \quad (2.12)$$

L'estimateur du maximum de vraisemblance est calculé afin de maximiser cette log-vraisemblance, c'est-à-dire que cela revient à minimiser la quantité  $|\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{b}|^2$ . Ainsi, dans ce cas précis, l'estimateur du maximum de vraisemblance est équivalent à l'estimateur des moindres carrés ordinaires.

### Problèmes de multicolinéarité

Notons que la solution (2.10) n'est envisageable que sous certaines hypothèses garantissant l'inversibilité de  $\mathbf{X}^\top \mathbf{X}$ . Les hypothèses de Gauss-Markov (les erreurs du modèle ont une espérance nulle,

sont non corrélées et ont une variance égale) ainsi que des hypothèses de normalité garantissent alors des propriétés intéressantes pour les estimateurs des coefficients de régression, notamment une variance minimale pour l'estimateur des moindres carrés [Ait35, Sap06].  $\mathbf{X}^\top \mathbf{X}$  est inversible si et seulement si les variables explicatives sont non colinéaires. Cela implique que si l'hypothèse de non colinéarité n'est pas vérifiée alors l'estimation du modèle devient impossible (cela reviendrait à inverser une matrice singulière). Dans notre situation, nous n'avons pas d'informations concernant les variables explicatives qui peuvent donc être hautement redondantes et par conséquent colinéaires. Des solutions alternatives existent en cas de données colinéaires [Fou06, PI95]. Par exemple, la régression pas-à-pas (*stepwise*) [DSP66, ZPT12, HL67] ou régression pas-à-pas « progressive » (*forward selection*) ou « rétrograde » (*backward selection*) proposent de sélectionner seulement les variables explicatives les plus influentes dans le modèle. Ainsi, pour la régression pas-à-pas rétrograde, on retire à chaque étape la variable explicative ayant l'apport marginal le plus faible (à condition que cet apport soit non significatif). Le problème majeur réside dans le fait qu'une fois la variable explicative supprimée, on ne peut la réintégrer [Efr60]. Dans le cas plus général, le modèle devient instable dès lors que l'on modifie (même légèrement) les données. La régression Ridge [HK70a, HK70b] va modifier la matrice  $\mathbf{X}^\top \mathbf{X}$  en  $(\mathbf{X}^\top \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I}_p)$  où  $\lambda$  est un paramètre de régularisation qu'il faut déterminer,  $p$  étant le rang de la matrice  $\mathbf{X}$ . L'avantage est que, quel que soit le rang de la matrice  $\mathbf{X}$ , la matrice  $(\mathbf{X}^\top \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I}_p)$  est toujours inversible. En revanche, cette méthode introduit un paramètre difficile à régler et un biais d'estimation. Des méthodes récursives existent (par exemple les moindres carrés récursifs [HWW03]) mais présentent un coût calculatoire trop élevé dans le cas multilinéaire. Une alternative intéressante consiste à remplacer la matrice des données explicatives ( $N \times q$ ) par une nouvelle matrice issue de  $\mathbf{X}$  que l'on désigne par  $\mathbf{T}$  comprenant le même nombre de lignes (observations) mais un nombre de colonnes  $a$  inférieur au nombre de colonnes  $q$  de  $\mathbf{X}$ . On impose que les colonnes de  $\mathbf{T}$  soient des combinaisons linéaires des variables d'origine :

$$\mathbf{T} = \mathbf{X}\mathbf{W}, \quad (2.13)$$

où  $\mathbf{T}$  est la matrice des variables « artificielles » de dimension  $N \times a$  et  $\mathbf{W}$  est la matrice de dimension  $q \times a$  des coefficients qui définissent les combinaisons linéaires des colonnes. Le problème réside dans

le choix de la matrice  $\mathbf{W}$  afin d'obtenir une matrice  $\mathbf{T}$  plus adaptée au calcul de la régression que la matrice d'origine  $\mathbf{X}$ . Deux méthodes de régression sont fondées sur cette approche :

- la régression sur composantes principales (RCP),
- la régression par moindres carrés partiels (ou PLS pour *partial least squares*).

La principale différence réside dans le calcul de la matrice  $\mathbf{W}$ . Les principes de ces méthodes sont décrits dans les sections suivantes.

### 2.2.3 Régression sur composantes principales

La RCP [IEFF93, Hel92, Jol82, NH93, WGM74] est un modèle de régression qui utilise l'analyse en composantes principales (ACP) pour estimer les différents coefficients. Elle apporte une solution au problème éventuel de multicolinéarité des variables explicatives en effectuant non pas une régression directe mais une régression sur des composantes principales des variables explicatives. La méthode se décompose en deux étapes.

#### Étape 1 : analyse en composantes principales sur les variables explicatives

L'ACP [LMP95, CRB01, WEG87] effectue l'opération cherchée : à partir d'une matrice de données  $\mathbf{X}$  centrée, l'ACP construit une matrice  $\mathbf{T}_{\text{RCP}}$  dont les colonnes sont les composantes principales perpendiculaires entre elles telle que  $\mathbf{T}_{\text{RCP}} = \mathbf{X}\mathbf{W}_{\text{RCP}}$ , avec  $\mathbf{W}_{\text{RCP}}$  la matrice des vecteurs définissant les combinaisons linéaires ou matrice des vecteurs propres de  $\mathbf{X}^\top \mathbf{X}$ . Les colonnes de la matrice  $\mathbf{T}_{\text{RCP}}$  sont caractérisées par leurs variances, qui sont également les valeurs propres de  $\mathbf{X}^\top \mathbf{X}$ . De manière générale, l'ACP réalise une transformation orthogonale d'une matrice de variables potentiellement corrélées en une matrice de variables linéairement décorréelées appelées composantes principales. L'ACP est réalisée par décomposition en valeurs propres de  $\mathbf{X}^\top \mathbf{X}$  et consiste en une succession de décompositions :

- construction de la première composante de plus haute variance,
- construction de la seconde composante de plus haute variance, perpendiculaire à la première et de ce fait décorrélée,
- le nombre de composantes à construire dépend du pourcentage d'information que l'on veut expliquer. Plusieurs critères d'arrêts existent (critère de Kaiser [Kai60], critère du coude et

critère du « *Scree-test* » [Cat66]).

Dans le cas de la RCP, le nombre de composantes principales correspond au nombre de variables explicatives. Ainsi, les composantes de l'ACP s'obtiennent par la décomposition de la matrice  $\mathbf{X}$  de rang maximal  $q$  en une somme de matrices  $\mathbf{M}$  de rang 1, via le procédé de décomposition en valeurs singulières [AW10] :

$$\mathbf{X} = \mathbf{M}_1 + \mathbf{M}_2 + \dots + \mathbf{M}_q . \quad (2.14)$$

Soit

$$\mathbf{X} = \mathbf{U} \mathbf{D} \mathbf{W}_{\text{RCP}}^\top, \quad (2.15)$$

où  $\mathbf{U}$  est la matrice des vecteurs singuliers à gauche, et  $\mathbf{D}$  est la matrice diagonale des valeurs singulières de  $\mathbf{X}$ . La matrice  $\mathbf{T}_{\text{RCP}} = \mathbf{U} \mathbf{D}$  est la matrice des « *scores* » des facteurs (c'est-à-dire les projections des données d'origine sur le sous-espace des composantes principales) et  $\mathbf{W}_{\text{RCP}}$  est la matrice de « charge » (« *loading* » en anglais) [Abd10]. Ainsi,

- la composante principale est le vecteur dont la somme des carrés de ses écarts avec  $\mathbf{X}$  est minimale,
- les facteurs de « charge » correspondent aux cosinus des angles de la direction de la composante principale,
- les « scores » sont les projections des échantillons sur la composante principale.

### Étape 2 : régression par moindres carrés ordinaires sur les composantes principales

Le problème de la régression (2.5) peut être réécrit de la façon suivante :

$$\mathbf{y} = \mathbf{T}_{\text{RCP}} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{e}, \quad (2.16)$$

où  $\mathbf{e}$  représente le terme d'erreur. La solution est alors

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{T}_{\text{RCP}}^\top \mathbf{T}_{\text{RCP}})^{-1} \mathbf{T}_{\text{RCP}}^\top \mathbf{y}. \quad (2.17)$$

Les variables dans la matrice  $\mathbf{X}$  sont remplacées par des nouvelles variables, artificielles, avec de meilleures propriétés (orthogonalité). Cela permet entre autres d'éviter le problème d'inversion de la matrice et, éventuellement, de réduire la dimension du problème en ne gardant que les

composantes prédominantes. Cependant, l'utilisation de la RCP nécessite toujours l'inversion de la matrice  $\mathbf{T}_{\text{RCP}}^{\top} \mathbf{T}_{\text{RCP}}$ . Le calcul d'inversion, dans notre cas, nécessite trop de ressources d'un point de vue calculatoire. L'idée est alors d'utiliser une méthode itérative afin d'éviter l'inversion de matrice.

## 2.3 La régression PLS – Partial Least Squares

### 2.3.1 Généralités

La régression PLS est une méthode qui combine l'analyse en composantes principales et les régressions linéaires multiples [SB90, Hel90, Abd03, GK86]. Son but est d'analyser ou de prédire un jeu de variables dépendantes à partir d'un jeu de variables indépendantes dites prédicteurs ou variables explicatives. La régression PLS a tout d'abord été utilisée en sciences sociales, et en particulier en économétrie (techniques statistiques pour des problèmes d'économie) via les travaux de Herman Wold [Wol66]. Cette méthode devint populaire dans la chimiométrie (application d'outils mathématiques, et spécialement d'outils statistiques dans le domaine de la chimie) avec notamment les travaux de son fils Svante Wold [WSE01]. La méthode s'est ensuite démocratisée et étendue à de nombreux domaines : industriels, de management [Hul99, PL12], de marketing [HRS09, BTA10] ou de finance [Lai06]. Cette méthode s'applique à des problèmes pouvant être décrits sous la forme de systèmes entrées-sorties, généralement utilisée pour des traitements hors ligne [KLSK00, ML04]. Dans le cadre de la thèse, cette méthode est utilisée dans le domaine aéronautique pour un traitement en temps réel, embarqué sur calculateurs afin d'estimer et de prédire des paramètres de vol en vue d'une détection de pannes [CMC<sup>+</sup>11, CDG<sup>+</sup>11, CCM<sup>+</sup>12a, CCM<sup>+</sup>12b, CDG<sup>+</sup>12].

### 2.3.2 Description de l'algorithme

La PLS est utilisée pour résoudre le système de régression linéaire multiple :

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\mathbf{b} + \boldsymbol{\epsilon}. \quad (2.18)$$

Cette méthode a été choisie pour sa simplicité et pour sa capacité à contourner le problème éventuel de multicollinéarité décrit dans la section 2.2.2. Le principe est de projeter  $\mathbf{y}$  et les colonnes de  $\mathbf{X}$  ( $\mathbf{X}$

étant la matrice à  $q$  colonnes des différentes variables explicatives) sur le même espace de dimension  $a$  ( $a \leq q$ ). De cette manière, la matrice  $\mathbf{X}$  (respectivement le vecteur  $\mathbf{y}$ ) peut être décomposée en une matrice de composantes principales notée  $\mathbf{T}$  (matrice de *score*) et une matrice de vecteurs directeurs notée  $\mathbf{V}$  (matrice de *charge*) (respectivement en un *score* vecteur  $\mathbf{c}$ ) :

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \mathbf{T}\mathbf{V}^\top + \mathbf{R}_x \\ \mathbf{y} = \mathbf{T}\mathbf{c} + \mathbf{r}_y, \end{cases} \quad (2.19)$$

où  $\mathbf{R}_x$  et  $\mathbf{r}_y$  sont la matrice et le vecteur de résidu. Afin de mettre en évidence les différentes itérations, le système (2.19) peut également s'écrire :

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \sum_{k=1}^a \mathbf{t}_k \mathbf{v}_k^\top + \mathbf{R}_x \\ \mathbf{y} = \sum_{k=1}^a \mathbf{t}_k \mathbf{c}_k + \mathbf{r}_y, \end{cases} \quad (2.20)$$

où  $\mathbf{t}_k$ ,  $\mathbf{v}_k$  et  $c_k$  représentent respectivement les  $k$ -ièmes colonnes de  $\mathbf{T}$  et  $\mathbf{V}$  et la  $k$ -ième valeur de  $\mathbf{c}$ . La PLS est un algorithme itératif dont le fonctionnement global est donné ci-après. Tout d'abord, la première composante  $\mathbf{t}_1$  est construite :

$$\mathbf{t}_1 = \mathbf{X}\mathbf{w}_1, \quad (2.21)$$

où  $\mathbf{w}_1$  est un vecteur de  $q$  lignes tel que :

$$\mathbf{w}_1 = \frac{\mathbf{X}^\top \mathbf{y}}{\|\mathbf{X}^\top \mathbf{y}\|}. \quad (2.22)$$

( $\|\cdot\|$  correspond à la norme euclidienne). Les régressions de  $\mathbf{X}$  et  $\mathbf{y}$  sont ensuite effectuées sur cette première composante  $\mathbf{t}_1$  :

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \mathbf{t}_1 \mathbf{v}_1^\top + \mathbf{R}_{x_1} \\ \mathbf{y} = \mathbf{t}_1 \mathbf{c}_1 + \mathbf{r}_{y_1}, \end{cases} \quad (2.23)$$

où  $\mathbf{v}_1$  est la première colonne de  $\mathbf{V}$ , et  $\mathbf{c}_1$  la première valeur du vecteur  $\mathbf{c}$ .  $\mathbf{R}_{x_1}$  et  $\mathbf{r}_{y_1}$  sont respectivement la matrice résidu ( $N$  lignes,  $q$  colonnes) et le vecteur résidu ( $N$  lignes) de ces régressions. Si l'erreur de reconstruction (définie dans la section 2.3.3) dépasse une certaine valeur, une nouvelle

composante  $\mathbf{t}_2$  est construite à partir des résidus  $\mathbf{R}_{x_1}$  et  $\mathbf{r}_{y_1}$ , et deux nouveaux modèles sont alors construits, avec deux composantes :

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \mathbf{t}_1 \mathbf{v}_1^\top + \mathbf{t}_2 \mathbf{v}_2^\top + \mathbf{R}_{x_2} \\ \mathbf{y} = \mathbf{t}_1 \mathbf{c}_1 + \mathbf{t}_2 \mathbf{c}_2 + \mathbf{r}_{y_2}, \end{cases} \quad (2.24)$$

où  $\mathbf{t}_2$  et  $\mathbf{v}_2$  sont respectivement les deuxièmes colonnes de  $\mathbf{T}$  et  $\mathbf{V}$ , et  $\mathbf{c}_2$  est la seconde valeur de  $\mathbf{c}$ . A chaque itération, une nouvelle composante est construite jusqu'à ce que l'erreur de reconstruction corresponde au cahier des charges fixé. Le nombre final d'itérations est donné par  $a \leq q$ . La variable  $\mathbf{y}$  peut alors être estimée de la manière suivante :

$$\hat{\mathbf{y}} = \sum_{k=1}^a c_k \mathbf{t}_k. \quad (2.25)$$

### Calcul des coefficients de la régression

Le principe décrit ci-dessus permet de reconstruire la variable d'intérêt  $\mathbf{y}$  et la reconstruction est disponible à la fin de toutes les itérations. Il peut être intéressant de connaître les coefficients  $\mathbf{b}$  intervenant dans le modèle de régression linéaire (2.18) notamment pour la prédiction (section 2.4) et la détection de pannes (section 2.5). Ces coefficients peuvent également être obtenus itérativement. A chaque itération d'indice  $k$ , la composante  $\mathbf{t}_k$  est définie à partir de  $\mathbf{X}_{k-1}$  par la relation :

$$\mathbf{t}_k = \frac{\mathbf{X}_{k-1} \mathbf{w}_k}{\mathbf{w}_k^\top \mathbf{w}_k}, \quad (2.26)$$

où

$$\begin{cases} \mathbf{X}_0 = \mathbf{X} \\ \mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k-1} - \mathbf{t}_k \mathbf{v}_k^\top, \end{cases} \quad (2.27)$$

avec  $\mathbf{v}_k^\top$  la  $k$ -ième colonne de  $\mathbf{V}$  et

$$\mathbf{w}_k = \frac{\mathbf{X}_{k-1}^\top \mathbf{y}_{k-1}}{\mathbf{y}_{k-1}^\top \mathbf{y}_{k-1}}. \quad (2.28)$$

Les composantes  $\mathbf{t}_k$  peuvent également s'exprimer en fonction de  $\mathbf{X}$  :

$$\mathbf{t}_k = \mathbf{X} \mathbf{w}_k^*, \quad (2.29)$$

où les vecteurs  $\mathbf{w}_k^*$  sont liés aux vecteurs  $\mathbf{w}_k$  par la relation :

$$\begin{cases} \mathbf{w}_1^* = \mathbf{w}_1 \\ \mathbf{w}_k^* = \prod_{j=1}^{k-1} (\mathbf{I} - \mathbf{w}_j \mathbf{v}_j^\top) \mathbf{w}_k, \text{ pour } k > 1, \end{cases} \quad (2.30)$$

avec  $\mathbf{I}$  la matrice identité. Les différents coefficients  $\mathbf{w}_k^*$  peuvent se calculer par récurrence de la manière suivante :

$$\begin{cases} \mathbf{w}_1^* = \mathbf{w}_1 \\ \mathbf{w}_k^* = \mathbf{w}_k - \mathbf{w}_{k-1}^* \mathbf{v}_{k-1}^\top \mathbf{w}_k. \end{cases} \quad (2.31)$$

Les équations (2.25) et (2.29) peuvent s'écrire :

$$\hat{\mathbf{y}} = \sum_{k=1}^a c_k \mathbf{X} \mathbf{w}_k^* = \mathbf{X} \sum_{k=1}^a c_k \mathbf{w}_k^*. \quad (2.32)$$

Par conséquent, l'expression des coefficients  $\mathbf{b}$  est donnée par :

$$\mathbf{b} = \sum_{k=1}^a c_k \mathbf{w}_k^*. \quad (2.33)$$

### Algorithme

L'algorithme 1 détaille le principe de la régression PLS explicité ci-dessus. La première étape consiste en l'initialisation des entrées et de la sortie (ligne 2). Les lignes 5 à 20 sont ensuite exécutées pour chaque itération. La ligne 5 calcule les valeurs du vecteur  $\mathbf{w}_k$ , représentant les coefficients de la régression de chaque colonne de  $\mathbf{X}_{k-1}$  sur la variable  $\mathbf{y}_{k-1}$ . On construit ensuite la composante  $\mathbf{t}_k$  (ligne 7). La ligne 8 permet le calcul des valeurs du vecteur  $\mathbf{v}_k$ , représentant les coefficients de la régression de chaque colonne de  $\mathbf{X}_{k-1}$  sur la composante  $\mathbf{t}_k$ . La ligne 9 calcule la valeur  $c_k$ , représentant le coefficient de la régression de  $\mathbf{y}_{k-1}$  sur la composante  $\mathbf{t}_k$ . Les lignes 11 et 12 permettent respectivement de calculer le résidu des paramètres d'entrée et de sortie. Les lignes 14 à 17 correspondent au calcul itératif des coefficients  $\mathbf{b}$  comme décrit dans la section 2.3.2. Les lignes 19 et 20 mettent à jour les coefficients de la régression et la valeur reconstruite du paramètre de vol à étudier. L'ensemble de ces étapes est représenté visuellement sur l'algorithme de la figure 2.1.

---

**Algorithme 1** Régression PLS
 

---

```

1: {Initialiser}
2:  $\mathbf{X}_0 = \mathbf{X}$  ;  $\mathbf{y}_0 = \mathbf{y}$ 
3: {Calculer les itérations}
4: Pour  $k = 0$   $\hat{A}$   $a$ 
5:    $\mathbf{w}_k = \mathbf{X}_{k-1}^\top \mathbf{y}_{k-1} / \mathbf{y}_{k-1}^\top \mathbf{y}_{k-1}$ 
6:   {Normer  $\mathbf{w}_k$  à 1}
7:    $\mathbf{t}_k = \mathbf{X}_{k-1} \mathbf{w}_k / \mathbf{w}_k^\top \mathbf{w}_k$ 
8:    $\mathbf{v}_k = \mathbf{X}_{k-1}^\top \mathbf{t}_k / \mathbf{t}_k^\top \mathbf{t}_k$ 
9:    $c_k = \mathbf{y}_{k-1}^\top \mathbf{t}_k / \mathbf{t}_k^\top \mathbf{t}_k$ 
10:  {Calculer les résidus}
11:   $\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k-1} - \mathbf{t}_k \mathbf{v}_k^\top$ 
12:   $\mathbf{y}_k = \mathbf{y}_{k-1} - c_k \mathbf{v}_k^\top$ 
13:  {Calculer les coefficients de la régression}
14:  Si  $k = 1$  Alors
15:     $\hat{\mathbf{y}} = 0$  ;  $\mathbf{b} = \mathbf{0}$  ;  $\mathbf{w}_k^* = \mathbf{w}_k$ 
16:  Sinon
17:     $\mathbf{w}_k^* = \mathbf{w}_k - \mathbf{w}_{k-1}^* \mathbf{v}_{k-1}^\top \mathbf{w}_k$ 
18:    {Mettre à jour les paramètres}
19:     $\hat{\mathbf{y}} = \hat{\mathbf{y}} + c_k \mathbf{t}_k$ 
20:     $\mathbf{b} = \mathbf{b} + \mathbf{w}_k^* c_k$ 
21:  Fin Si
22: Fin Pour
23: Retourner  $\hat{\mathbf{y}}$  ;  $\mathbf{b}$ 

```

---

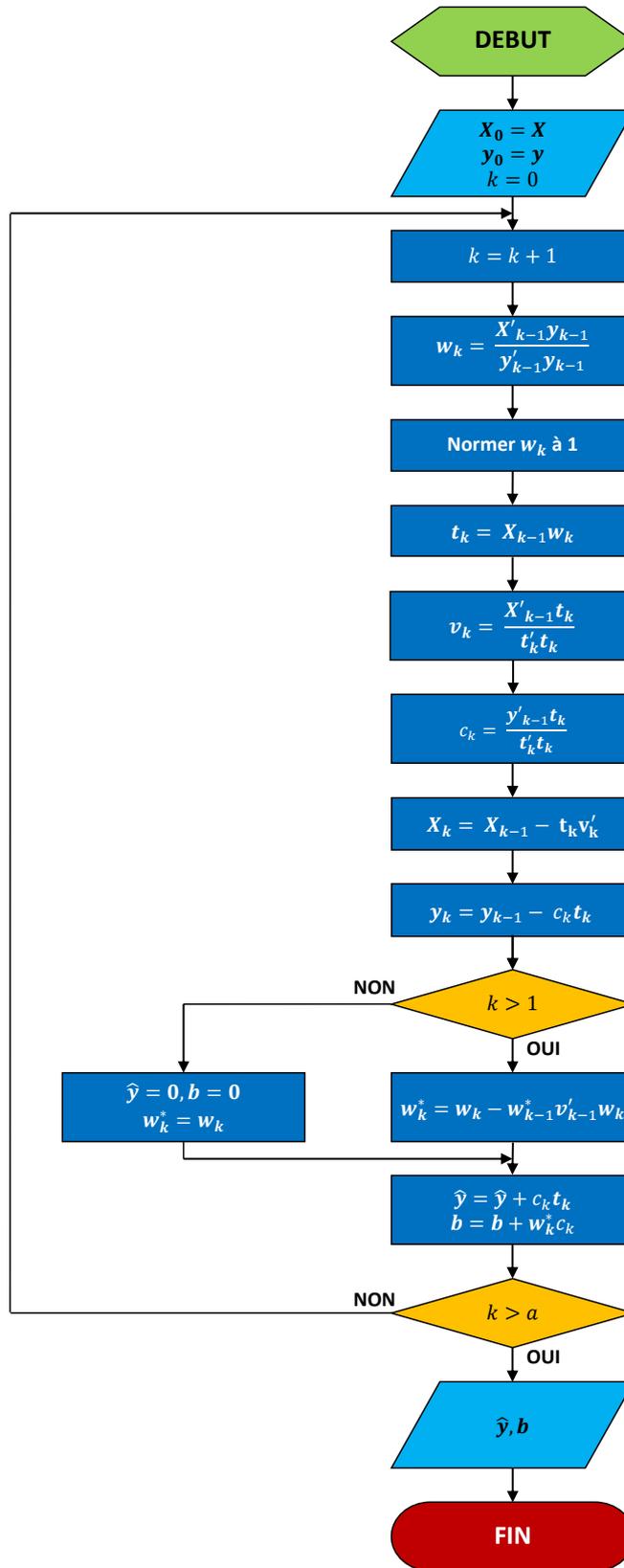


FIGURE 2.1 – Algorithme de la régression PLS.

### 2.3.3 Implantation de la PLS

La PLS permet de calculer de manière itérative les coefficients de la régression, et donc *a fortiori* d'estimer la sortie du modèle linéaire, permettant la mise en place de stratégies de détection de pannes sur le signal à étudier. La PLS dont le principe est décrit dans la section précédente a un coût calculatoire suffisamment faible pour être réalisée par un ordinateur de vol. Nous explicitons dans ce qui suit le contexte temps réel, le modèle choisi (variables expliquées et explicatives) et le critère d'arrêt retenu dans le cadre de notre application.

#### Variables explicatives et expliquées

Le cahier des charges fixé par Airbus demande une surveillance à partir de la vitesse  $V_c$  et de l'angle d'incidence  $\alpha$ . Chacune de ces mesures est donc considérée comme une variable expliquée  $y$  de la PLS. L'idée du capteur « logiciel » est de reconstruire ces deux paramètres de vol à partir d'autres paramètres de vol indépendants en terme de fiabilité de capteurs. Par capteur indépendant, on entend des capteurs qui ne sont pas vulnérables aux mêmes types de dysfonctionnement. Cette indépendance est supposée atteinte en diversifiant les technologies et les positions dans l'avion de ces capteurs. Nous avons choisi pour notre étude les différents paramètres inertiels :  $N_x, N_y, N_z, p, q, r, \phi$  et  $\theta$  (voir table 1.1) qui serviront donc de variables explicatives dans  $\mathbf{X}$  :

$$\mathbf{X}^\top = \begin{bmatrix} N_x(n) & N_x(n-1) & \dots & N_x(n-N+1) \\ N_y(n) & N_y(n-1) & \dots & N_y(n-N+1) \\ N_z(n) & N_z(n-1) & \dots & N_z(n-N+1) \\ p(n) & p(n-1) & \dots & p(n-N+1) \\ q(n) & q(n-1) & \dots & q(n-N+1) \\ r(n) & r(n-1) & \dots & r(n-N+1) \\ \phi(n) & \phi(n-1) & \dots & \phi(n-N+1) \\ \theta(n) & \theta(n-1) & \dots & \theta(n-N+1) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{y}^\top = [V_c(n)V_c(n-1)\dots V_c(n-N+1)]$$

$$\text{ou } \mathbf{y}^\top = [\alpha(n)\alpha(n-1)\dots \alpha(n-N+1)]$$

### Temps réel

La régression PLS est effectuée sur une fenêtre glissante, point par point, afin d'être réalisée en temps réel. Le choix de la taille  $N$  de la fenêtre glissante est important et conditionné par le nombre de variables explicatives choisi (cf. section 2.2.1). La taille doit être suffisamment grande pour une estimation précise, mais suffisamment courte pour pouvoir supposer la stationnarité du signal sur cette fenêtre.

### Variable ajustement

Dans le cas des moindres carrés classiques, nous cherchons à résoudre le système suivant :

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{X}\mathbf{b}, \quad (2.34)$$

Si  $\mathbf{X}$  est centrée (de moyenne nulle),  $\hat{\mathbf{y}}$  l'est aussi. Or  $\hat{\mathbf{y}}$  représente une estimation de  $\mathbf{y}$  qui devrait donc aussi être centrée. Il s'agit d'une condition nécessaire pour obtenir une relation linéaire. Ainsi, si on centre  $\mathbf{X}$  et  $\mathbf{y}$  avant de faire la résolution par les moindres carrés, ou éventuellement par la PLS, nous cherchons les paramètres  $\mathbf{b}$  qui vérifient :

$$\hat{\mathbf{y}} - m_y \mathbf{1}_{\{N \times 1\}} = (\mathbf{X} - \mathbf{M}_x)\mathbf{b}, \quad (2.35)$$

où  $N$  est la taille de la fenêtre glissante et  $\mathbf{M}_x$  une matrice de  $N$  lignes et  $q$  colonnes telle que :

$$\mathbf{M}_x = \begin{pmatrix} m_{x_1} & \cdots & m_{x_q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{x_1} & \cdots & m_{x_q} \end{pmatrix}, \quad (2.36)$$

où  $m_y$  et  $m_{x_i}$  correspondent respectivement aux moyennes de  $\mathbf{y}$  et de  $\mathbf{x}_i$ , la  $i$ -ème colonne de  $\mathbf{X}$ . L'équation (2.35) devient :

$$\hat{\mathbf{y}} = \begin{pmatrix} x_{1_1} - m_{x_1} & \cdots & x_{q_1} - m_{x_q} & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_{1_N} - m_{x_1} & \cdots & x_{q_N} - m_{x_q} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_q \\ m_y \end{pmatrix}, \quad (2.37)$$

où  $x_{ij}$  représente la  $j$ -ème valeur de la  $i$ -ème colonne de  $\mathbf{X}$ . Centrer les entrées et la sortie est nécessaire pour la bonne résolution du système. Cependant, dans notre cas :

- Centrer  $\mathbf{y}$  élimine certaines pannes, notamment les pannes de type biais qui se manifestent par un saut de moyenne.
- Centrer  $\mathbf{X}$  peut conduire à de fausses alarmes. En effet, un saut de moyenne sur les variables d'entrée peut conduire à un saut de moyenne sur la sortie, qui serait donc considéré comme un fonctionnement nominal. Le fait de centrer les entrées revient à considérer le biais de la sortie comme un dysfonctionnement, et donc provoque une fausse alarme.

Nous avons donc modifié l'algorithme en ajoutant une variable d'entrée supplémentaire dite d'ajustement. En effet, l'équation (2.37) peut également s'écrire :

$$\hat{\mathbf{y}} = \begin{pmatrix} x_{1_1} & \cdots & x_{q_1} & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_{1_N} & \cdots & x_{q_N} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_q \\ m_y - \sum_{k=1}^q b_k \mathbf{m}_{x_k} \end{pmatrix}. \quad (2.38)$$

Nous proposons de rechercher un modèle linéaire entre  $\mathbf{y}$  et  $\mathbf{X}$  sans les centrer au préalable mais en introduisant cette variable d'ajustement. Le modèle recherché s'écrit :

$$\hat{\mathbf{y}} = \begin{pmatrix} x_{1_1} & \cdots & x_{q_1} & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_{1_N} & \cdots & x_{q_N} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1^+ \\ \vdots \\ b_q^+ \\ b_{q+1}^+ \end{pmatrix}, \quad (2.39)$$

avec  $\mathbf{b}^+ = [b_1^+ \dots b_{q+1}^+]^\top$  un vecteur de  $q + 1$  lignes. Il constitue une version augmentée du vecteur  $\mathbf{b}$  par ajout d'une composante. Cette composante correspond à  $m_y - \sum_{k=1}^q b_k \mathbf{m}_{x_k}$  sous l'hypothèse d'une relation linéaire entre  $\mathbf{X}$  et  $\mathbf{y}$ . Dans les autres cas, cette composante permet de compenser les différences de moyennes entre  $\mathbf{y}$  et  $\mathbf{X}\mathbf{b}$ . D'une autre manière, l'ajout de la variable d'ajustement permet de rechercher la fonction minimisant l'erreur dans l'ensemble des fonctions affines plutôt que dans celui des fonctions linéaires. L'ensemble dans lequel la fonction est recherchée est plus grand et permet donc de trouver une fonction qui donne une erreur de reconstruction inférieure ou égale. Afin

de clarifier ce point important, dans le tableau suivant, nous comparons les approches, avec et sans variable d'ajustement :

SANS variable d'ajustement	AVEC variable d'ajustement
On cherche $g_1$ telle que :	On cherche $g_2$ telle que :
$\mathbf{y} = g_1(\mathbf{X}) + \mathbf{e}_1,$ (2.40)	$\mathbf{y} = g_2(\mathbf{X}) + \mathbf{e}_2,$ (2.42)
avec $g_1$ :	avec $g_2$ :
$\mathbb{R}^N \times \mathbb{R}^q \rightarrow \mathbb{R}^N$ $\mathbf{X} \mapsto \mathbf{X}\mathbf{b},$ (2.41)	$\mathbb{R}^N \times \mathbb{R}^q \rightarrow \mathbb{R}^N$ $\mathbf{X} \mapsto \mathbf{X}\mathbf{b} + b_{q+1}^+ \mathbf{1}_{\{N \times 1\}},$ (2.43)
avec $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^q.$	avec $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^q$ et $b_{q+1}^+ \in \mathbb{R}.$
Soit $G_1$ l'ensemble des fonctions $g_1.$	Soit $G_2$ l'ensemble des fonctions $g_2.$

On veut minimiser l'erreur de reconstruction, c'est-à-dire que l'on cherche  $\hat{g}_1 \in G_1$  et  $\hat{g}_2 \in G_2$  telles que :

$$\hat{g}_1 = \arg \min_{g_1} |\mathbf{y} - g_1(\mathbf{X})|^2 = \arg \min_{g_1} |\mathbf{e}_1|^2, \quad (2.44)$$

et

$$\hat{g}_2 = \arg \min_{g_2} |\mathbf{y} - g_2(\mathbf{X})|^2 = \arg \min_{g_2} |\mathbf{e}_2|^2. \quad (2.45)$$

Si l'erreur minimale est obtenue via  $g_1$ , alors  $g_2$  fixera le coefficient  $b_{q+1}^+$  à 0. Dans ce cas,  $G_1$  est bien inclus dans  $G_2$ . Sinon,  $g_2$  va permettre de minimiser l'erreur en proposant une solution affine plutôt que linéaire, et dans ce cas  $G_1$  est toujours inclus dans  $G_2$ .

Donc  $G_1$  est inclus dans  $G_2$ , ce qui implique

$$\min |\mathbf{e}_2|^2 \leq \min |\mathbf{e}_1|^2. \quad (2.46)$$

De ce fait, soit  $\hat{g}_2$  entraîne la même erreur  $\mathbf{e}$  que  $\hat{g}_1$ , soit une erreur plus faible. En définitive, l'ajout de la variable d'ajustement conduit donc nécessairement à une erreur de reconstruction plus faible ou égale.

### Nombre d'itérations et critère d'arrêt

Le nombre maximal d'itérations utilisées par la régression PLS (voir algorithme 1) est fixé par le nombre de paramètres de vol utilisés en entrée de la régression et correspond au nombre de composantes  $\mathbf{t}$  à construire. Dans la pratique, la régression PLS peut utiliser moins d'itérations, ce qui permet notamment un coût calculatoire moins élevé. Le nombre de composantes à retenir peut être déterminé par validation croisée mais cette méthode est adaptée pour un traitement hors ligne. Dans notre cas d'étude, la régression PLS est calculée sur une fenêtre glissante, donc à chaque instant du vol la régression est effectuée. Ainsi, nous déterminons l'arrêt de l'algorithme en analysant le pourcentage de reconstruction du paramètre de vol à chaque itération. Quand le paramètre de vol est suffisamment reconstruit, l'algorithme est arrêté à l'itération courante :

$$\frac{\sum_{i=n-N+1}^n (c_{k_i} t_{k_i})^2}{\sum_{i=n-N+1}^n y_i^2} \leq \eta, \quad (2.47)$$

où  $c_{k_i}$  et  $t_{k_i}$  sont les variables  $c_k$  et  $t_k$  à l'instant  $i$ , et  $\eta$  un coefficient que nous fixons à 0,02 dans nos simulations.

## 2.4 Estimation et prédiction d'un paramètre de vol

La régression PLS présentée dans la section 2.3 permet d'estimer un paramètre de vol en modélisant ce paramètre de vol comme une combinaison linéaire d'autres paramètres de vol indépendants. On peut alors définir une estimation dite *a posteriori* :

$$\hat{\mathbf{y}}_{n+1} = \mathbf{X}_{n+1} \mathbf{b}_{n+1}, \quad (2.48)$$

où  $\mathbf{b}_{n+1}$  représente le vecteur des coefficients issus de la régression PLS calculés sur la fenêtre  $\mathbf{F}_{n+1}$  où  $\mathbf{F}_i$  représente la fenêtre glissante de taille  $N$  définie par  $\mathbf{F}_i = [i - N + 1, \dots, i]$ .

Il est alors possible de définir une prédiction à court terme du paramètre de vol à partir de la connaissance du modèle estimé. Les coefficients  $\mathbf{b}_n$  calculés par la PLS sur la fenêtre  $\mathbf{F}_n$  à l'aide des

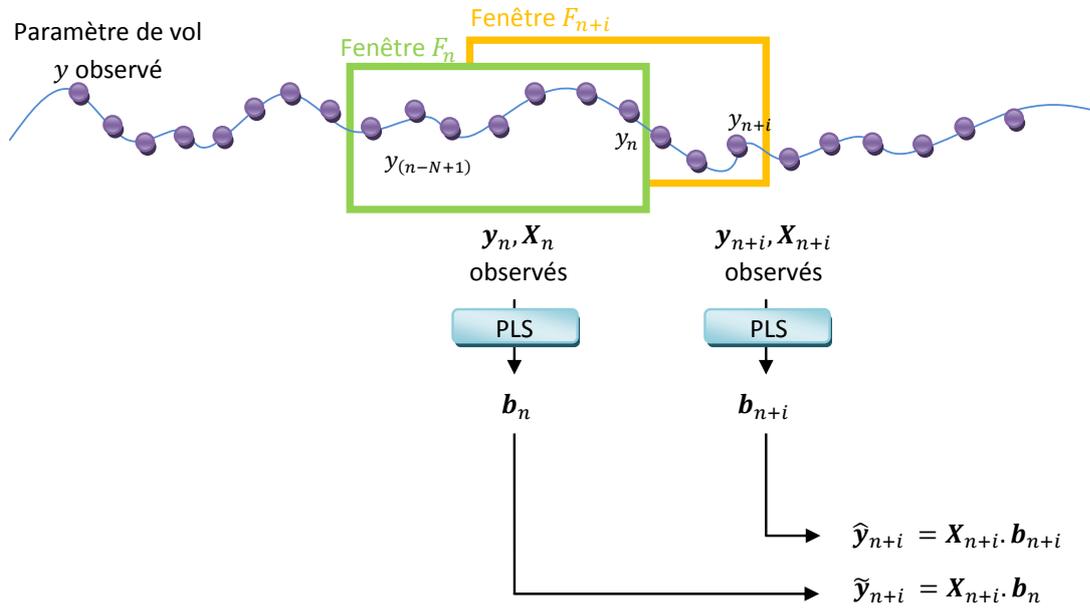
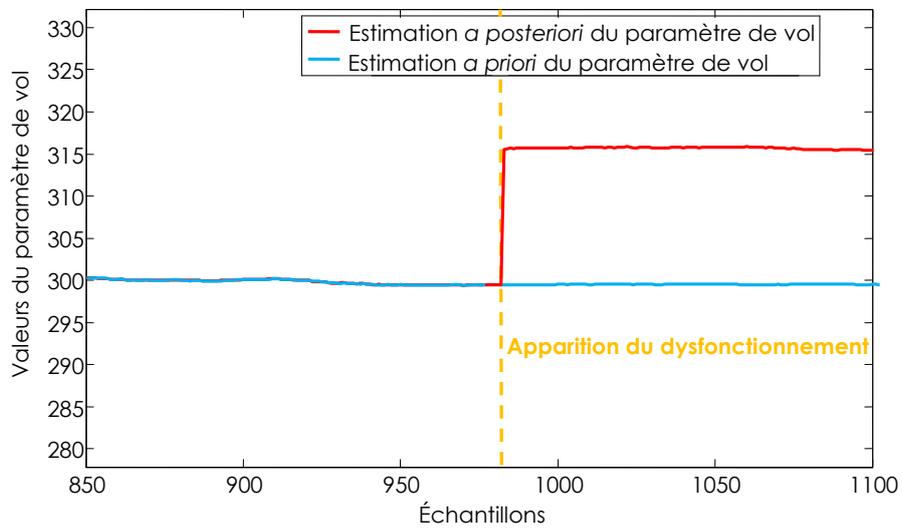
variables explicatives  $\mathbf{X}_n$  et du paramètre de vol  $\mathbf{y}_n$  observé permettent de prédire le paramètre  $\tilde{\mathbf{y}}$  sur la fenêtre  $\mathbf{F}_{n+1}$  selon :

$$\tilde{\mathbf{y}}_{n+1} = \mathbf{X}_{n+1}\mathbf{b}_n. \quad (2.49)$$

Cette prédiction  $\tilde{\mathbf{y}}_{n+1}$  est une estimation dite *a priori* de  $\mathbf{y}_{n+1}$  calculée à partir de  $\mathbf{b}_n$ . Nous pouvons élargir l'horizon de prédiction à  $i$  échantillons, l'équation (2.49) devient alors :

$$\tilde{\mathbf{y}}_{n+i} = \mathbf{X}_{n+i}\mathbf{b}_n. \quad (2.50)$$

Le calcul des estimations *a priori* sur un horizon  $i$  et *a posteriori* est illustré sur la figure 2.2. Ainsi, lors de l'apparition d'un dysfonctionnement, l'estimation *a priori* prédit sur un court horizon  $i$  l'évolution probable du signal sain, à comparer au signal reconstruit par l'estimation *a posteriori*. Des stratégies de détection peuvent alors être envisagées. La figure 2.3 illustre ce comportement de manière volontairement schématique. La ligne verticale en pointillés orange marque le début du dysfonctionnement, ici un biais additif de 16 unités. L'estimation *a posteriori* en rouge suit le comportement du paramètre de vol avec dysfonctionnement, tandis que l'estimation *a priori* en bleue prédit le comportement normal du signal sur un certain horizon  $i$ .

FIGURE 2.2 – Estimations *a priori* et *a posteriori* d'un paramètre de vol.FIGURE 2.3 – Evolution des estimations *a priori* et *a posteriori* en présence de dysfonctionnement.

## 2.5 Détection de dysfonctionnements

Cette section détaille deux types de détection mis en place pour la surveillance du paramètre de vol. La première partie propose une stratégie de détection basée sur une comparaison entre les estimations *a priori* et *a posteriori* [CDG<sup>+</sup>11, CMC<sup>+</sup>11]. La seconde présente deux méthodes basées sur l'analyse des coefficients  $\mathbf{b}$  issus de la régression PLS [CDG<sup>+</sup>12, CCM<sup>+</sup>12b, CCM<sup>+</sup>12a]. Remarquons qu'une stratégie à base d'un détecteur de Neyman-Pearson n'est pas envisageable. En effet, même en fonctionnement nominal, aucune hypothèse n'est possible sur la statistique des données à surveiller et des mesures servant d'entrées à la PLS, celles-ci dépendant énormément de la phase de vol<sup>1</sup> de l'avion et des manoeuvres du pilote.

### 2.5.1 Comparaison des estimations *a priori* et *a posteriori*

La stratégie de détection de pannes proposée est basée sur la comparaison des deux estimations *a priori*  $\tilde{\mathbf{y}}$  et *a posteriori*  $\hat{\mathbf{y}}$  et de la valeur observée du paramètre de vol  $\mathbf{y}$ . On définit les deux hypothèses de test suivantes :

- $H_0$  : absence de dysfonctionnement,
- $H_1$  : présence de dysfonctionnement.

La décision entre ces deux hypothèses utilise une fonction  $\mathcal{F}$  des deux estimations et de la valeur observée selon la règle suivante :

$$\mathcal{F}(\tilde{\mathbf{y}}, \hat{\mathbf{y}}, \mathbf{y}) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \lambda, \quad (2.51)$$

où  $\lambda$  est une valeur de seuil à définir. Si la fonction  $\mathcal{F}$ , appelée statistique de test ou fonction de décision, est supérieure au seuil, alors l'hypothèse  $H_1$  est vérifiée, c'est-à-dire qu'un dysfonctionnement est détecté. De la même manière, si la fonction  $\mathcal{F}$  est inférieure au seuil, alors l'hypothèse  $H_0$  est vérifiée, c'est-à-dire qu'il y a absence de dysfonctionnement. Le choix du seuil se fait en fonction des taux de détection ( $T_D$ ) et de fausse alarme ( $T_{FA}$ ) :

$$\begin{aligned} T_D &= P[\mathcal{F}(\tilde{\mathbf{y}}, \hat{\mathbf{y}}, \mathbf{y}) > \lambda | H_1 \text{ vraie}], \\ T_{FA} &= P[\mathcal{F}(\tilde{\mathbf{y}}, \hat{\mathbf{y}}, \mathbf{y}) > \lambda | H_0 \text{ vraie}]. \end{aligned} \quad (2.52)$$

---

1. On distingue trois phases essentielles de vol : le décollage, la croisière et l'atterrissage.

De manière générale, il faut fixer un des deux taux selon les objectifs du cahier des charges. Le principe global de cette stratégie de détection est illustré sur la figure 2.4.

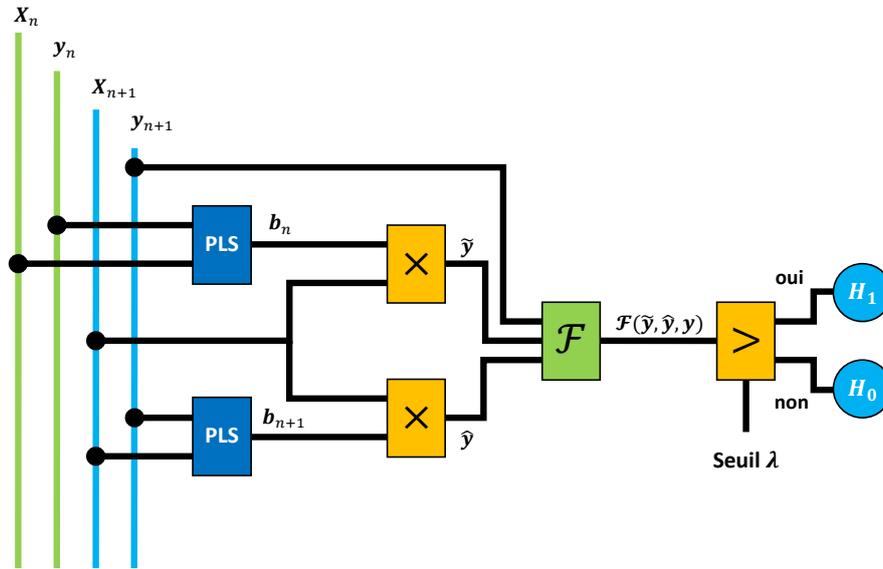


FIGURE 2.4 – Principe de la stratégie de détection basée sur la comparaison des estimations.

### Choix de la fonction de décision $\mathcal{F}$

Plusieurs expressions de la fonction  $\mathcal{F}$  à appliquer peuvent être proposées. À partir des estimations *a priori* et *a posteriori* définies dans la section 2.4, on calcule les erreurs d'estimation correspondantes :

$$\begin{aligned}\hat{\epsilon} &= \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}, \\ \tilde{\epsilon} &= \mathbf{y} - \tilde{\mathbf{y}}.\end{aligned}\tag{2.53}$$

Soient  $p_{H_0}(\hat{\epsilon})$  et  $p_{H_0}(\tilde{\epsilon})$  (respectivement  $p_{H_1}(\hat{\epsilon})$  et  $p_{H_1}(\tilde{\epsilon})$ ) les densités de probabilité supposées du vecteur des erreurs d'estimation *a posteriori* et *a priori* sur une fenêtre de taille  $N$  sous les hypothèses  $H_0$  (respectivement  $H_1$ ). Évidemment,  $p_{H_1}(\hat{\epsilon})$  et  $p_{H_1}(\tilde{\epsilon})$  dépendent du type de panne et ne peuvent donc pas être spécifiées *a priori* car nous souhaitons une stratégie de détection capable de détecter n'importe quel type de pannes. Ainsi, le test d'hypothèses, pour l'erreur d'estimation *a posteriori*

(respectivement *a priori*) devient :

$$\begin{aligned} H_0 : \hat{\epsilon} \text{ (resp. } \tilde{\epsilon}) & \text{ est distribuée selon } p_{H_0}(\hat{\epsilon}) \text{ (resp. } p_{H_0}(\tilde{\epsilon})) \\ H_1 : \hat{\epsilon} \text{ (resp. } \tilde{\epsilon}) & \text{ n'est pas distribuée selon } p_{H_0}(\hat{\epsilon}) \text{ (resp. } p_{H_1}(\tilde{\epsilon})). \end{aligned} \quad (2.54)$$

Dans un premier temps, les densités de probabilité des erreurs d'estimation sous l'hypothèse nulle  $p_{H_0}$  doivent être spécifiées. Nous supposons que les erreurs d'estimation sont indépendantes sur la fenêtre de taille  $N$ , ainsi la densité de probabilité du vecteur d'erreur est le produit des densités de probabilité de ses composantes :

$$p_{H_0}(\hat{\epsilon}) = \prod_{i=n-N+1}^n p_{H_0}^{(i)}(\hat{\epsilon}_i), \quad (2.55)$$

où la loi de probabilité marginale  $p_{H_0}^{(i)}$  est la densité de probabilité de  $\hat{\epsilon}_i$ ,  $\hat{\epsilon}_i$  étant l'erreur d'estimation *a posteriori* à l'instant  $i$ . De la même manière, nous avons :

$$p_{H_0}(\tilde{\epsilon}) = \prod_{i=n-N+1}^n p_{H_0}^{(i)}(\tilde{\epsilon}_i), \quad (2.56)$$

où la loi de probabilité marginale  $p_{H_0}^{(i)}$  est la densité de probabilité de  $\tilde{\epsilon}_i$ ,  $\tilde{\epsilon}_i$  étant l'erreur d'estimation *a priori* à l'instant  $i$ .

Les lois de probabilité marginales sous  $H_0$  sont déterminées à partir d'une base d'apprentissage composée de vols sans dysfonctionnement. Le choix d'une loi est effectué d'après les histogrammes des erreurs d'estimation calculées à partir d'un très grand nombre de données. La figure 2.5 montre les histogrammes normalisés des erreurs d'estimation *a posteriori* et *a priori* superposés aux lois gaussienne et de Laplace ayant les mêmes moyennes et variances. La loi de distribution de Laplace donne une meilleure approximation sous  $H_0$ . Les stratégies de détection proposées sont :

$$\begin{aligned} p_{H_0}(\hat{\epsilon}) & \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \text{seuil}_{epost1}, \\ p_{H_0}(\tilde{\epsilon}) & \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \text{seuil}_{eprio1}, \end{aligned} \quad (2.57)$$

Dans le cas où l'on modélise la densité de probabilité des erreurs d'estimation par une loi de Laplace

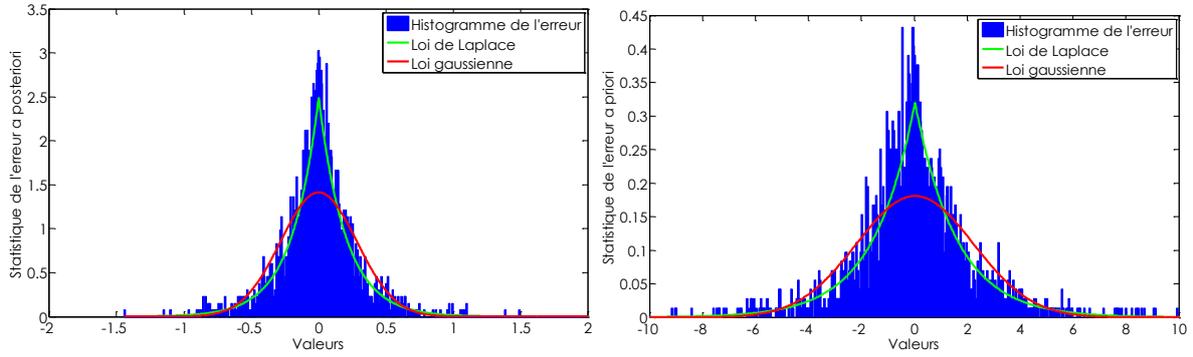


FIGURE 2.5 – Densités de probabilité des erreurs *a posteriori* et *a priori* superposées aux lois de Laplace et de Gauss équivalentes.

et sachant que les moyennes des erreurs d'estimation sont nulles, le test devient :

$$\begin{aligned}
 \mathcal{F}_1(\hat{\mathbf{y}}, \mathbf{y}) &= \prod_{i=n-N+1}^n \frac{\sqrt{2}}{2\sigma_{epost_i}} \exp\left(-\sqrt{2} \frac{|\hat{e}_i|}{\sigma_{epost_i}}\right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \text{seuil}_{epost_1}, \\
 \mathcal{F}_2(\tilde{\mathbf{y}}, \mathbf{y}) &= \prod_{i=n-N+1}^n \frac{\sqrt{2}}{2\sigma_{eprio_i}} \exp\left(-\sqrt{2} \frac{|\tilde{e}_i|}{\sigma_{eprio_i}}\right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \text{seuil}_{eprio_1},
 \end{aligned} \tag{2.58}$$

où  $\sigma_{epost_i}$  et  $\sigma_{eprio_i}$  sont respectivement les écarts-types à l'instant  $i$  des erreurs *a posteriori* et *a priori* (calculés sur un vol nominal, comme respectivement l'écart type de la différence entre le paramètre de vol et l'estimation *a posteriori* et la différence de ce même paramètre de vol avec l'estimation *a priori*). La différence de ces deux erreurs peut également être envisagée et suit également une loi de Laplace (résultat obtenu de la même manière que pour (2.58)), et le critère associé sera noté  $\mathcal{F}_3$  :

$$\check{e} = \hat{\mathbf{y}} - \tilde{\mathbf{y}}. \tag{2.59}$$

La figure 2.6 présente l'exemple de l'architecture du détecteur de pannes incluant la fonction  $\mathcal{F}_3$  de décision.

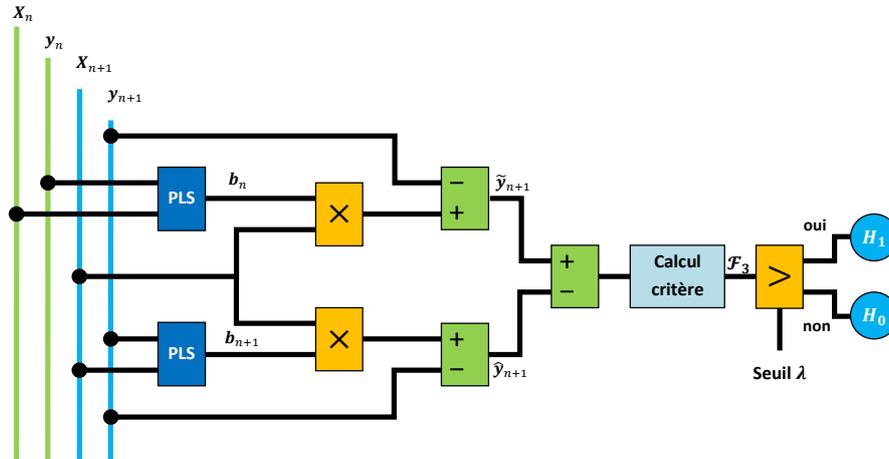


FIGURE 2.6 – Principe de la stratégie de détection basée sur la différence des estimations *a priori* et *a posteriori*.

### Robustesse de la détection

Les paramètres de vol en entrée de la PLS peuvent prendre ponctuellement des valeurs non correctes (par exemple dues à des problèmes de transmission au niveau des bus de données), entraînant des estimations *a priori* et/ou *a posteriori* incohérentes. La stratégie de détection étudiée précédemment est basée sur un seuillage de la valeur instantanée de la puissance de l'erreur et peut donc conduire dans ce cas à de fausses alarmes.

La mise en place d'une stratégie de confirmation permet de rendre la décision plus robuste. La fonction de décision proposée est étendue aux instants suivants constituant ainsi une fenêtre de confirmation. De ce fait, si la fonction de décision dépasse le seuil fixé pendant un certain pourcentage du temps de confirmation  $T_{\text{conf}}$ , alors le dysfonctionnement est confirmé. Ce principe est illustré sur la figure 2.7.

### 2.5.2 Détection basée sur l'étude des coefficients de la régression PLS

Les deux méthodes de détection suivantes sont fondées sur l'étude de l'évolution des coefficients de la régression PLS. Il apparaît que le comportement du vecteur des coefficients de la régression  $\mathbf{b}$  ne sera pas le même dans le cas d'un capteur sain et en cas de dysfonctionnements. En effet, si le paramètre de vol surveillé  $\mathbf{y}$  est sujet à des dysfonctionnements, les autres  $q$  paramètres de

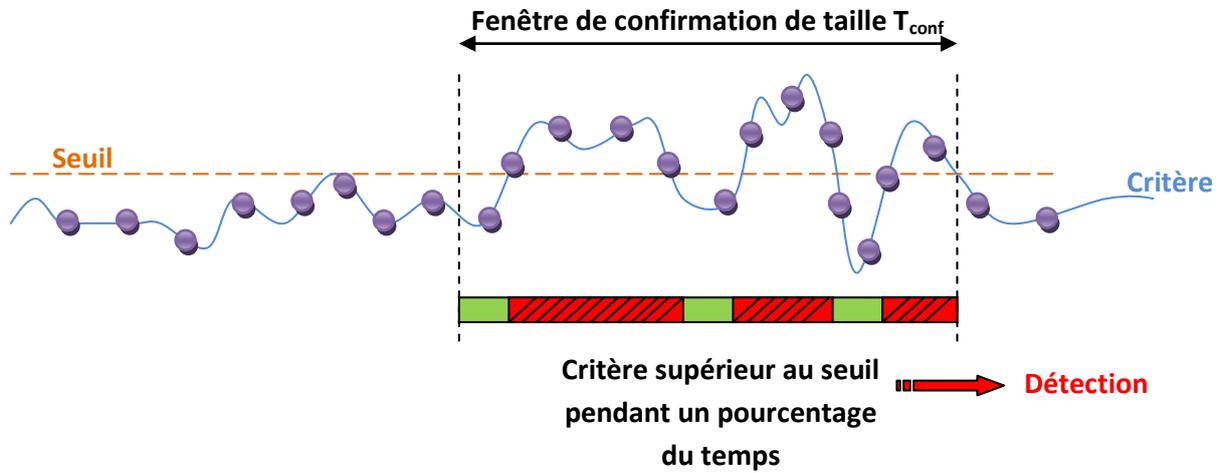


FIGURE 2.7 – Amélioration de la détection : confirmation du dysfonctionnement sur un temps  $T_{\text{conf}}$ .

vol  $\mathbf{X}$  utilisés en entrée de la PLS ne seront pas affectés par ces dysfonctionnements. La figure 2.8

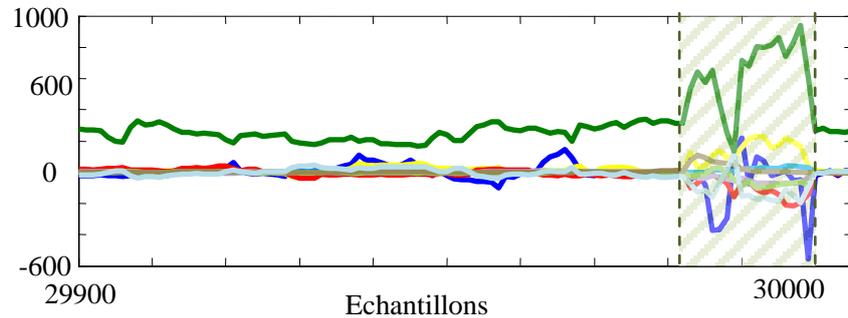


FIGURE 2.8 – Évolution des coefficients de la régression PLS (la zone hachurée représente la zone de dysfonctionnement de la mesure de  $\mathbf{y}$ ).

illustre ce changement de comportement. En fonctionnement nominal, les coefficients  $\mathbf{b}$  évoluent peu au cours du temps. En revanche, lors de l'apparition d'une panne (zone hachurée) nous observons un changement de comportement de tous les coefficients. Il est alors possible d'utiliser ce changement afin de détecter le dysfonctionnement. Deux approches sont présentées, une étude de la dispersion des coefficients à chaque instant et l'étude de la statistique des coefficients.

### Formulation du problème de détection

Le test nécessite de choisir une statistique de test qui correspond à une fonction adaptée des observations ainsi qu'une règle de décision qui est une comparaison de la statistique de test par rapport à un seuil [VT68]. Le seuil peut être déterminé à partir d'un certain taux de fausse alarme ( $T_{FA}$ ) fixé par le cahier des charges et qui fixe le taux de détection  $T_D$ . Le taux de fausse alarme est défini comme le pourcentage de détections signalées quand on applique la stratégie de détection sur des signaux réels sans panne. De la même manière, le taux de détection est défini comme le pourcentage de détections réalisées par l'algorithme sur toutes les pannes simulées sur les signaux réels.

### Première stratégie : dispersion des coefficients de la régression

La première stratégie de détection est basée sur la dispersion des coefficients de la régression. Cette dispersion va augmenter quand une panne apparaît (voir la figure 2.8). De nombreuses simulations ont confirmé ce comportement et nous ont permis d'établir heuristiquement la stratégie de détection suivante. L'idée est de calculer la dispersion des coefficients à chaque instant et de la comparer à un seuil afin de permettre la détection de pannes. Ainsi, à chaque instant  $n$ , la régression PLS calcule le vecteur de coefficients  $\mathbf{b}_n = [b_{n_1} \dots b_{n_q}]^\top$ . La dispersion du vecteur est mesurée par sa puissance, ce qui permet de prendre en compte en même temps des changements abrupts de moyenne et de variance :

$$\frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \mathbf{b}_{n_i}^2 \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \text{Seuil.} \quad (2.60)$$

### Deuxième stratégie : étude statistique des coefficients de la régression

La première stratégie présentée dans la section précédente permet la détection de dysfonctionnements via l'analyse de la dispersion au sein du vecteur des coefficients issus de la PLS, calculée à chaque instant. L'intérêt est de conduire à un critère simple à calculer, une fois les coefficients de la PLS estimés. La seconde stratégie s'intéresse à l'évolution statistique des coefficients au cours du temps. Par conséquent, elle prend en compte les changements abrupts dans la moyenne et la variance,

et *a fortiori* de la puissance moyenne. De la même manière que pour 2.5.1, nous définissons  $p_{H_0}(\mathbf{b}_n)$  (respectivement  $p_{H_1}(\mathbf{b}_n)$ ) comme les densités de probabilité du vecteur de coefficients de la régression sous les hypothèses  $H_0$  (respectivement  $H_1$ ), et le test d'hypothèses demeure :

$$H_0 : \mathbf{b}_n \sim p_{H_0} \quad H_1 : \mathbf{b}_n \approx p_{H_0}. \quad (2.61)$$

Nous supposons que les composantes du vecteur paramètre sont indépendantes, ainsi la densité de probabilité du vecteur est le produit des densités de probabilité de ses composantes :

$$p_{H_0}(\mathbf{b}_n) = \prod_{i=1}^q p_{H_0}^{(i)}(b_{n_i}), \quad (2.62)$$

où la loi de probabilité marginale  $p_{H_0}^{(i)}$  est la densité de probabilité de  $b_{n_i}$ . La figure 2.9 montre l'histogramme normalisé de la première composante du vecteur superposé aux lois gaussienne et de Laplace ayant les mêmes moyenne et variance. Dans un premier temps, le test d'hypothèse (2.61) revient à choisir une valeur de seuil  $t$  (abscisse de la figure 2.9). Si les valeurs estimées des coefficients sont comprises dans l'intervalle  $[-t, +t]$ , l'hypothèse  $H_0$  est choisie, sinon, si ils sont situés dans la queue de la distribution, l'hypothèse  $H_1$  est choisie. Ainsi, il est important de bien modéliser la queue de la distribution. La loi de distribution de Laplace donne une meilleure approximation de cette partie de la courbe sous  $H_0$ . En supposant qu'un dysfonctionnement modifie suffisamment la densité de probabilité (la figure 2.8 montre que les paramètres des densités de probabilités sont modifiés étant donné le changement de moyenne et variance) la stratégie de détection proposée est :

$$p_{H_0}(\mathbf{b}_n) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \text{seuil}_1, \quad (2.63)$$

ou de manière équivalente

$$\sum_{i=1}^q \ln(p_{H_0}^{(i)}(b_{n_i})) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \text{seuil}_2. \quad (2.64)$$

Dans le cas où l'on modélise la densité de probabilité des coefficients de la régression par une loi de Laplace, le test devient :

$$\sum_{i=1}^q \ln \left( \sqrt{2} \sigma_{n-1}^{(i)} \right) + \sqrt{2} \frac{|b_n^{(i)} - m_{n-1}^{(i)}|}{\sigma_{n-1}^{(i)}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \text{seuil}_2, \quad (2.65)$$

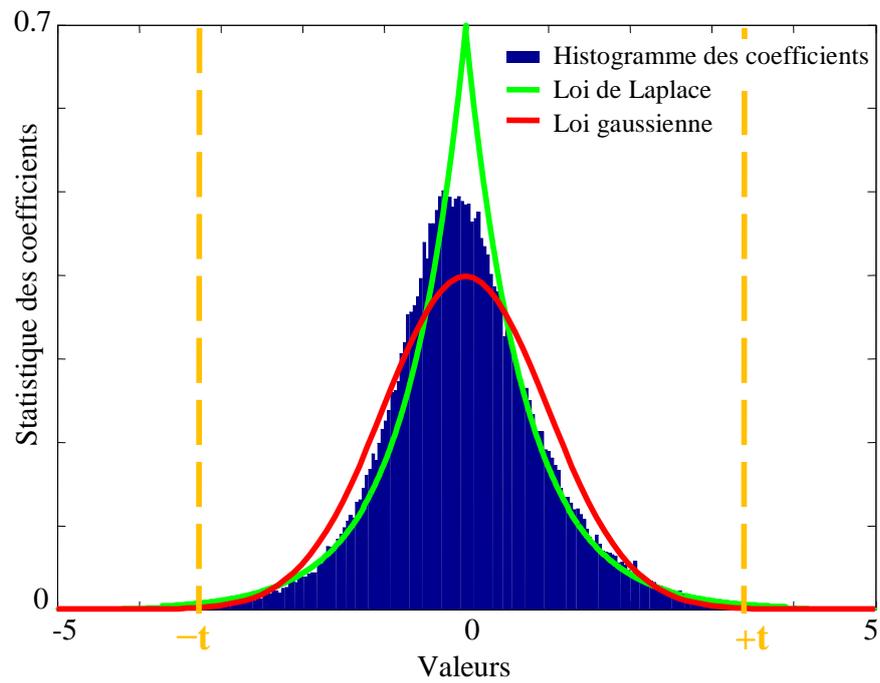


FIGURE 2.9 – Densité de probabilité du premier coefficient de régression sous  $H_0$  superposé aux lois de Laplace et de Gauss équivalentes.

où  $m_n^{(i)}$  et  $\sigma_n^{(i)}$  sont respectivement la moyenne et l'écart-type des composantes  $b_n^{(i)}$ . Ces valeurs peuvent avoir des variations lentes au cours du temps, et ce même sous l'hypothèse  $H_0$ . Par conséquent, la stratégie de détection proposée et détaillée dans ce qui suit doit prendre en considération ces variations.

Soient  $\mathbf{m}_n = (m_n^{(1)} \dots m_n^{(q)})^\top$  et  $\boldsymbol{\sigma}_n = \left( \sqrt{m_{2n}^{(1)} - (m_n^{(1)})^2} \dots \sqrt{m_{2n}^{(q)} - (m_n^{(q)})^2} \right)^\top$  respectivement le vecteur des moyennes et le vecteur des écarts-types du vecteur paramètre modèle  $\mathbf{b}_n$ , où  $m_{2n}$  est la moyenne de  $\mathbf{b}_n^2$ . La stratégie de détection est itérative et implémentée à chaque échantillon conformément à l'algorithme 2. L'ensemble de l'algorithme est illustré sur la figure 2.10. Les

---

**Algorithme 2** Algorithme de détection, étude de la statistique des coefficients de la régression

---

- 1: {Initialiser}
  - 2:  $\mathbf{m}_n = \mathbf{0}$  et  $\boldsymbol{\sigma}_n = \mathbf{0}$
  - 3: {Calculer les coefficients de la régression  $\mathbf{b}_n$ }
  - 4: {Mettre à jour la moyenne}
  - 5:  $\mathbf{m}_n = \mathbf{m}_{n-1} \bullet \mathbf{f}_m + \mathbf{b}_n \bullet (1 - \mathbf{f}_m)$ , où  $\mathbf{f}_m = [f_m^{(1)} \dots f_m^{(q)}]^\top$  et  $\mathbf{0} \leq \mathbf{f}_m \leq \mathbf{1}$ . L'opérateur  $\bullet$  est le produit matriciel de Hadamard<sup>2</sup>.
  - 6: {Mettre à jour le paramètre intermédiaire  $m_{2n}$ }
  - 7:  $m_{2n} = m_{2n-1} \bullet \mathbf{f}_{2m} + \mathbf{b}_n^2 \bullet (1 - \mathbf{f}_{2m})$ , où  $\mathbf{f}_{2m} = [f_{2m}^{(1)} \dots f_{2m}^{(q)}]^\top$  et  $\mathbf{0} \leq \mathbf{f}_{2m} \leq \mathbf{1}$ .
  - 8: {Mettre à jour l'écart-type}
  - 9:  $\boldsymbol{\sigma}_n = \sqrt{m_{2n} - \mathbf{m}_n}$
  - 10: **Si** la moyenne et l'écart-type ont convergé **Alors**
  - 11:     {Calculer le critère}
  - 12:     Critère =  $\sum_{i=1}^q \ln \left( \sqrt{2} \sigma_{n-1}^{(i)} \right) + \sqrt{2} \frac{|b_n^{(i)} - m_{n-1}^{(i)}|}{\sigma_{n-1}^{(i)}}$
  - 13:     {Réaliser le test de décision}
  - 14:     Décision = Critère  $\underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \text{seuil}_2$
  - 15: **Fin Si**
  - 16: **Retourner** Décision
- 

2. Le produit matriciel de Hadamard, aussi connu sous le nom de produit de Schur est une multiplication terme à terme des éléments des matrices à multiplier [Hor90].

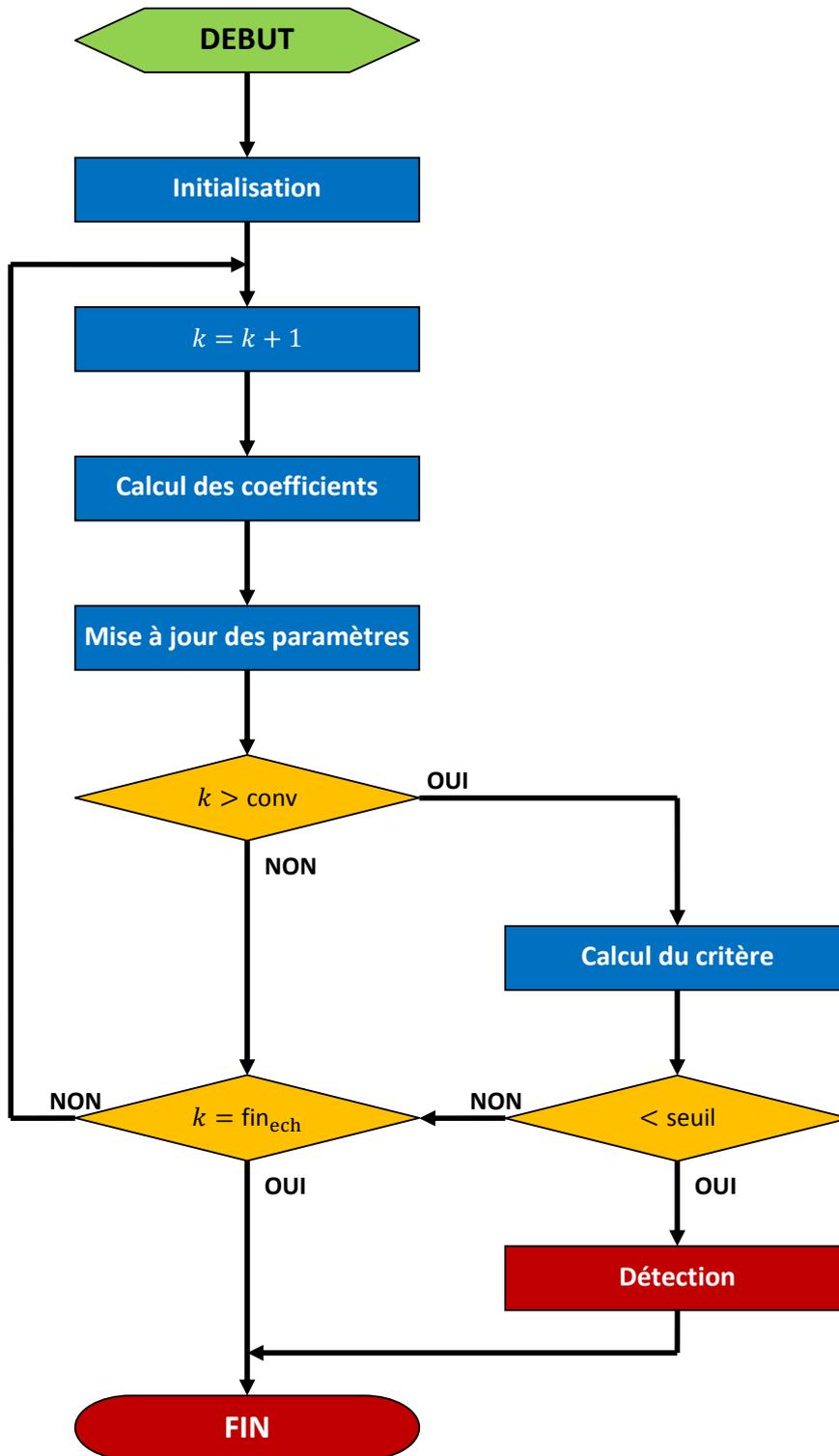


FIGURE 2.10 – Algorithme de la détection basée sur l'étude de la statistique des coefficients de la régression.

étapes 5 et 7 de l'algorithme 2 utilisent une moyenne pondérée afin de prendre en considération les faibles variations des paramètres calculés. L'étape d'initialisation implique une initialisation de la moyenne et de l'écart-type. À  $n = 0$ , on initialise à  $m_0 = 0$ , où  $m_0$  est le vecteur colonne défini par  $\mathbf{m}_0 = (m_0^{(i)} \dots m_0^{(q)})^\top$ ,  $\mathbf{m}_2\mathbf{0} = (1 \dots 1)^\top$  et  $\boldsymbol{\sigma}_0 = (1 \dots 1)^\top$ . Le critère est calculé dès lors que la moyenne et l'écart-type ont convergé (étapes 10 à 15). Dans la pratique, nous considérons que la moyenne et l'écart-type sont valides dès lors que la moyenne atteint 90 % de la valeur observée. Pour calculer le temps nécessaire à la convergence de la moyenne et de l'écart-type, nous supposons que les valeurs des coefficients  $b_n$  sont constants sur cette période :

$$\begin{aligned} m_n^{(i)} &= m_0 \left(f_m^{(i)}\right)^n + (1 - f_m^{(i)}) \sum_{j=0}^{n-1} b_{n-j}^{(i)} \left(f_m^{(i)}\right)^j \\ &\approx m_0 \left(f_m^{(i)}\right)^n + b_n^{(i)} \sum_{j=0}^{n-1} (1 - f_m^{(i)}) \left(f_m^{(i)}\right)^j. \end{aligned} \quad (2.66)$$

Trouver le temps de convergence revient à déterminer la valeur minimale de  $n$  pour laquelle :

$$\sum_{j=0}^{n-1} (1 - f_m^{(i)}) \left(f_m^{(i)}\right)^j > 90 \%. \quad (2.67)$$

Le calcul du facteur  $f_m^{(i)}$  est détaillé dans l'annexe A. Dans notre cas, la variance de l'erreur de mesure est bien plus grande que celle de l'évolution de la moyenne  $m_n^{(i)}$ , ce qui nous conduit à choisir  $f_m^{(i)} = 0.995$ ,  $i = 1 \dots q$ . Nous procédons de la même manière pour le calcul des facteurs  $f_{m2}^{(i)}$ . Ainsi le calcul du temps de convergence (2.67) devient  $1 - \left(f_m^{(i)}\right)^n > 90 \%$ , soit  $n > 479$ . Par conséquent, 480 échantillons (soit environ 1 minute de vol) sont nécessaires pour considérer le test de détection comme valide. Ce temps de convergence est illustré sur la figure 2.11. Afin d'éviter d'éventuelles fausses alarmes, liées à des valeurs incohérentes du critère, le test de décision est réalisé sur une fenêtre de confirmation de taille  $T_{\text{conf}}$  comme détaillé dans 2.5.1. La figure 2.12 illustre le taux de fausse alarme résultant de cette stratégie de détection pour différents vols. Nous pouvons ainsi noter que les taux de fausse alarme, notamment pour des faibles valeurs de  $T_{\text{FA}}$  (seuil  $< -20$ ) pour les différents vols sont les mêmes. Ce résultat a été trouvé pour chacune des stratégies proposées. Cela implique qu'il suffit de fixer un seul seuil pour les différents vols et programmes, sans avoir besoin d'apprentissage préalable.

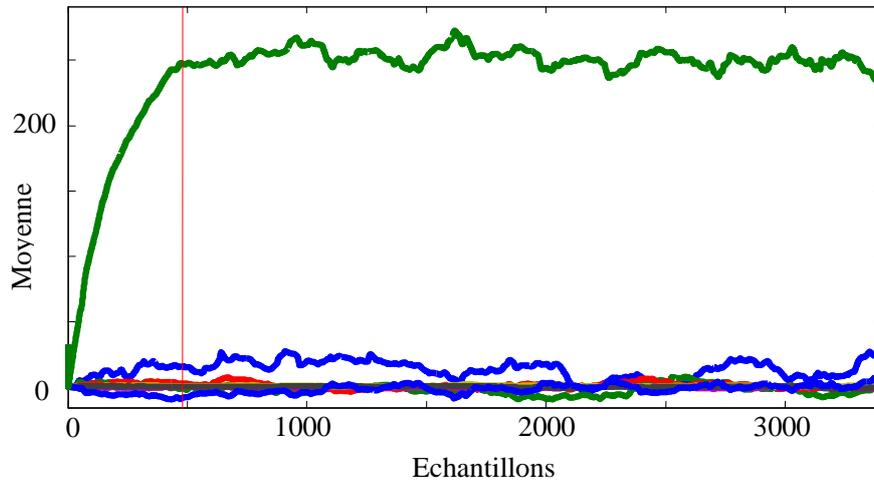


FIGURE 2.11 – Convergence de la moyenne des coefficients.

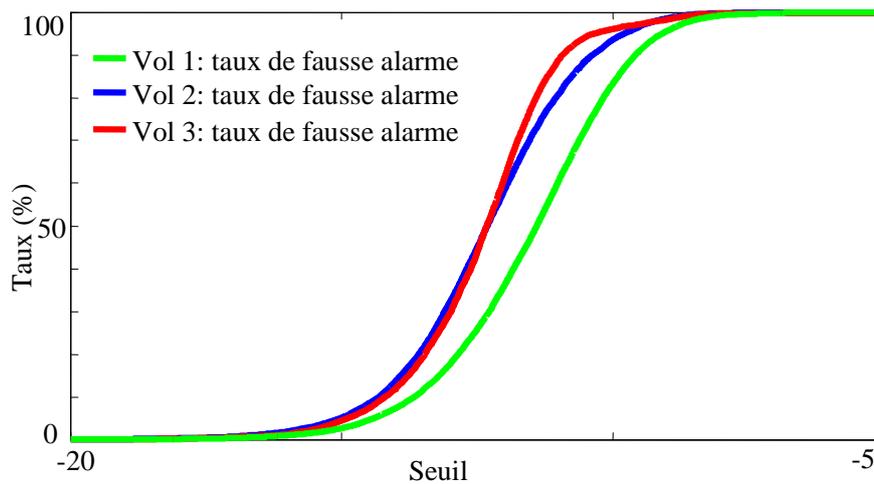


FIGURE 2.12 – Taux de fausse alarme pour différents vols.

### 2.5.3 Comparaison des méthodes

Cette section compare les résultats en terme de performance (taux de détection de pannes pour un taux de fausse alarme donné) des différentes stratégies détaillées au cours de ce chapitre :

- La première stratégie de détection basée sur l’analyse de l’erreur *a posteriori* que nous nommerons stratégie EPOST,
- Stratégie de détection basée sur l’analyse de l’erreur *a priori*, EPRIO,
- Stratégie de détection basée sur l’analyse de la différence des deux erreurs, EDIFF,
- Stratégie de détection basée sur l’analyse de la dispersion des coefficients  $\mathbf{b}$ , BDISP,
- Stratégie de détection basée sur l’analyse de la statistique des coefficients  $\mathbf{b}$ , BSTAT.

Les simulations ont été réalisées sur un vol d’essai d’un AIRBUS A340 avec vent de travers. Différents dysfonctionnements ont été reproduits tels des biais, des dérives et des oscillations. Ces simulations de mode de pannes permettent de vérifier si les stratégies mises en place détectent les dysfonctionnements de l’état de l’art actuel mais également de mesurer la capacité de chacune à détecter des dysfonctionnements de plus en plus infimes. Les figures 2.13 à 2.15 montrent les résultats associés aux stratégies de détection EPOST, EPRIO et EDIFF. La courbe noire correspond aux fausses alarmes, les courbes de couleurs correspondent aux différents taux de détection pour différentes pannes testées. La ligne verticale orange en pointillés correspond à un seuil de détection couplé à un taux de fausses alarmes de 0,25 %. Nous pouvons constater graphiquement que la stratégie EPOST sur la figure 2.13 donne de meilleurs résultats que les stratégies EPRIO (figure 2.14) et EDIFF (figure 2.15), notamment visibles pour le biais de 6 unités et de 16 unités (courbe rouge et courbe violette en traits pleins), les dérives (courbes bleue et violette en pointillés) et les oscillations de 0,1 Hz (courbes vertes et bleu en pointillés). Les performances de la stratégie EPRIO et EDIFF sont sensiblement les mêmes.

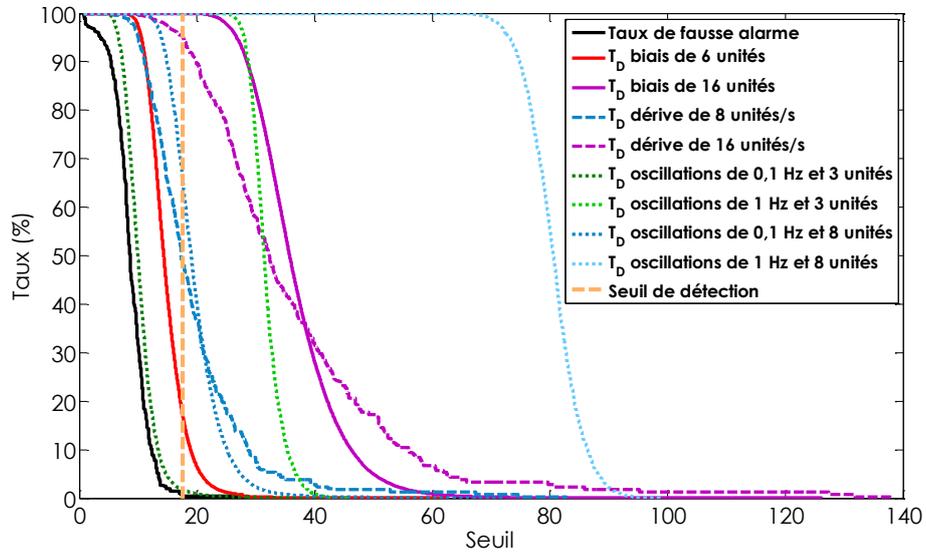


FIGURE 2.13 – Performance de la stratégie de détection EPOST (2.58).

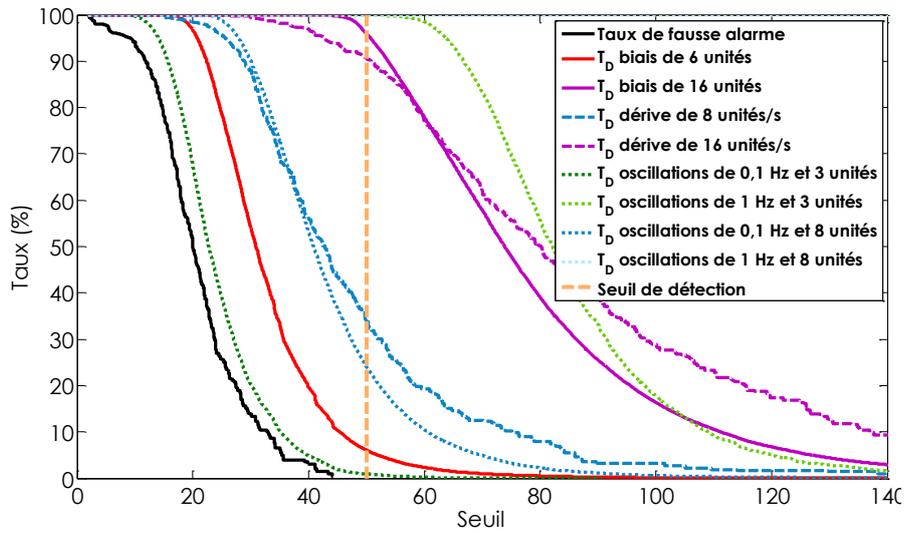


FIGURE 2.14 – Performance de la stratégie de détection EPRI (2.58).

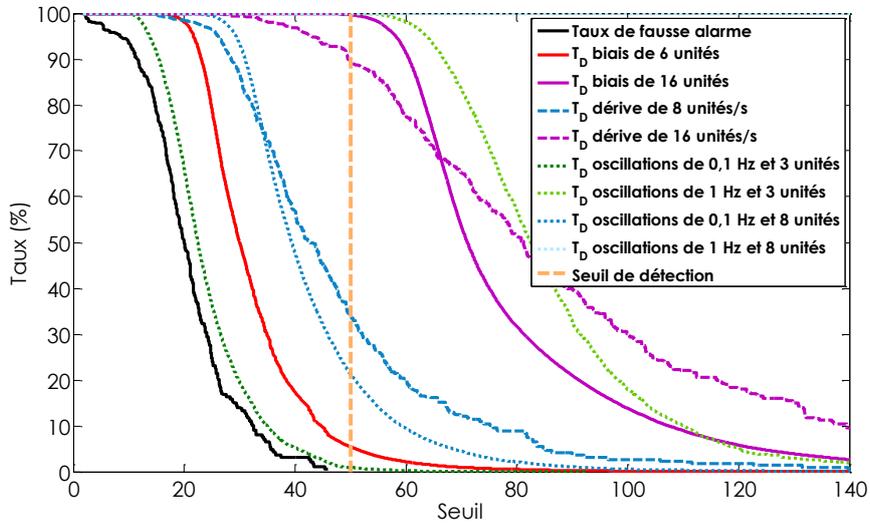


FIGURE 2.15 – Performance de la stratégie de détection EDIFF (2.59).

Les figures 2.16 et 2.17 montrent les taux de détection et de fausse alarme des stratégies liées à l'étude des coefficients, BDISP et BSTAT, pour le même vol en fonction de la valeur du seuil. Nous constatons dans un premier temps une nette amélioration par rapport aux figures précédentes des stratégies (EPOST, EPRIO et EDIFF). La figure 2.16 montre notamment une détection de plus de 80 % pour l'ensemble des dysfonctionnements testés. Enfin, la figure 2.17 présente un taux de détection proche de 100 % pour l'ensemble des dysfonctionnements. Notons également que le seuil est négatif car, contrairement aux autres stratégies, la détection est effectuée quand le critère est inférieur à un certain seuil.

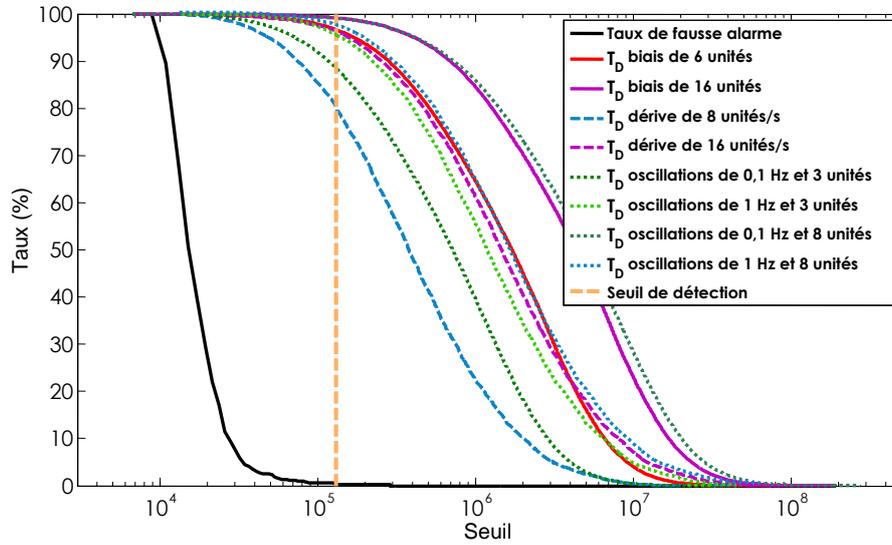


FIGURE 2.16 – Performance de la stratégie de détection BDISP (2.60).

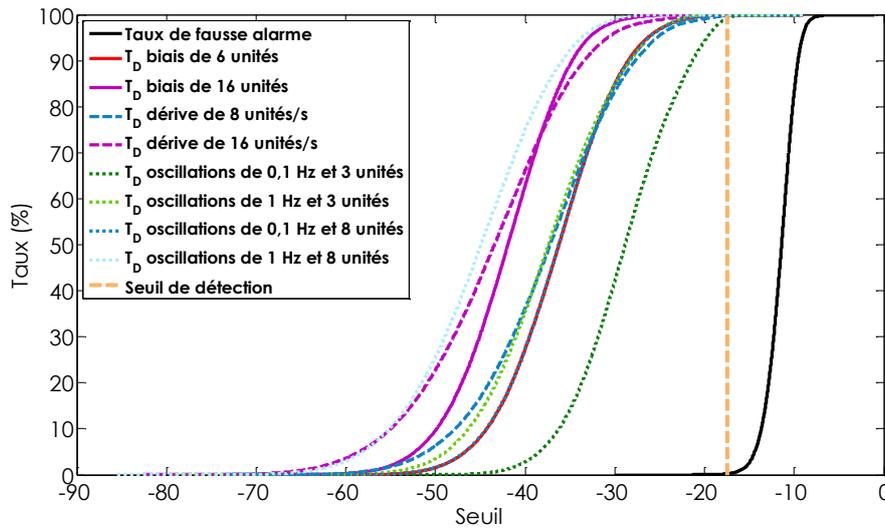


FIGURE 2.17 – Performance de la stratégie de détection BSTAT (2.65).

Les résultats plus détaillés pour l'ensemble des stratégies sont donnés dans le tableau 2.1 qui compare les taux de détection des cinq stratégies pour le même taux de fausse alarme, ici fixé par exemple à 0,25 %. Les cellules en vert correspondent à un taux de détection supérieur à 99 %, celles en orange correspondent à un taux de détection compris entre 80 % et 99 % et les cellules rouges donnent les taux de détection inférieurs à 80 %.

TABLE 2.1 – Comparaison des performances des différentes stratégies de détection.

Stratégies ( $T_D$ )	EPOST	EPRIO	EDIFF	BDISP	BSTAT
Biais 6u	17,00 %	6,04 %	5,56 %	96,65 %	99,98 %
Biais 16u	99,99 %	96,01 %	99,65 %	99,15 %	100 %
Dérive 8u/s	48,42 %	34,19 %	34,19 %	80,09 %	99,82 %
Dérive 16u/s	95,05 %	90,81 %	89,87 %	87,40 %	99,99 %
Oscillations 0.1Hz, amp = 3u	1,80 %	0,90 %	0,90 %	91,83 %	99,25 %
Oscillations 1Hz, amp = 3u	99,99 %	99,98 %	99,98 %	96,40 %	99,99 %
Oscillations 0.1Hz, amp = 8u	65,00 %	24,00 %	21,36 %	88,58 %	99,98 %
Oscillations 1Hz, amp = 8u	99,99 %	100 %	100 %	99,11 %	100 %

Les nombreuses simulations permettent d'affirmer que la stratégie de détection basée sur l'étude de la statistique des coefficients de la régression (BSTAT) fournit des résultats nettement meilleurs que ceux des autres stratégies. Cette stratégie sera donc retenue pour la suite du document et des résultats complémentaires, notamment en terme de robustesse au vent et aux manoeuvres, sont détaillés dans la section 4.

## 2.6 Conclusion

Ce chapitre a présenté l'état de l'art des différentes méthodes de régression pouvant permettre d'estimer un paramètre de vol (et *a fortiori* de proposer une prédiction) à partir d'autres paramètres de vol indépendants. Les contraintes industrielles détaillées dans le chapitre 1 ont conditionné la sélection de la méthode. Notre choix s'est orienté vers la régression PLS qui permet notamment de contourner le problème de multicollinéarité que l'on peut rencontrer dans le cas de régression multiple. Cette méthode permet le calcul itératif des coefficients et devient facilement réalisable par un calculateur embarqué (notamment en termes de coût calculatoire), dont l'implémentation est également présentée dans ce chapitre. La régression PLS nous permet de proposer une stratégie de détection mono-capteur basée sur l'analyse de la statistique des coefficients de la régression PLS. Cette stratégie permet de détecter les modes de pannes de l'état de l'art actuel ainsi que des dysfonctionnements

plus difficiles à déceler. Nous verrons ainsi dans le chapitre 3 comment utiliser les résultats de cette détection pour une approche multicapteur ainsi que pour le choix d'un paramètre unique dans le cas de la consolidation. Des résultats plus détaillés sur la stratégie de détection, notamment en terme de robustesse, seront présentés dans le chapitre 4.



## CHAPITRE 3

---

# Fusion des estimateurs

### Sommaire

---

<b>3.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>65</b>
<b>3.2</b>	<b>Les méthodes de fusion de données</b>	<b>66</b>
<b>3.3</b>	<b>Description du problème</b>	<b>70</b>
3.3.1	Scénarios de dysfonctionnements envisagés	70
3.3.2	Les informations disponibles pour la fusion	73
<b>3.4</b>	<b>Utilisation des estimations robustes pour la fusion de données</b>	<b>73</b>
3.4.1	Utilisation de la MCD	73
3.4.2	Utilisation de la M-estimation	80
3.4.3	Prise en compte de l'information de validité mono-capteur	88
3.4.4	Conclusion sur l'utilisation des estimateurs robustes	94
<b>3.5</b>	<b>Fusion exploitant les propriétés de la PLS</b>	<b>95</b>
3.5.1	Objectif de la méthode	95
3.5.2	Principe de la méthode	96
3.5.3	Limites de la méthode	99
3.5.4	Amélioration de la méthode	99
3.5.5	Résultats obtenus	109
<b>3.6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>114</b>

---

### 3.1 Introduction

Nous avons vu dans le chapitre précédent différentes méthodes de détection des dysfonctionnements affectant les paramètres de vol. En particulier, la méthode basée sur l'étude de la statistique des coefficients issus de la régression PLS permet une détection robuste de tous les types de dysfonctionnements. Cette méthode est une méthode de détection monocapteur, que l'on applique en sortie de chaque capteur mesurant un paramètre de vol à surveiller. Cependant, comme décrit dans le chapitre 1, les mesures des paramètres de vol se font de manière redondante au travers de plusieurs capteurs, généralement trois capteurs de technologie identique. À la sortie de ces trois mesures, le

processus de consolidation doit choisir une valeur unique et valide qui sera utilisée principalement dans le calcul des lois de pilotage. Le principe actuellement utilisé pour la consolidation repose sur une logique de vote majoritaire. Cependant, ce principe de vote majoritaire souffre de plusieurs faiblesses :

- dès qu’une source (capteur) est déclarée non valide, elle est écartée pour toute la durée du vol,
- dans le cas où deux sources présentent un dysfonctionnement simultané, le vote majoritaire conduit à une décision erronée.

Le but de ce chapitre est de proposer une amélioration du processus de consolidation et de fusion en utilisant ce qui a été mis en place pour chaque capteur, comme présenté dans le chapitre précédent, à la fois la détection de capteurs non valides (cf. section 2.5) ainsi que la prédiction des mesures de chacun des capteurs (cf. section 2.4). En effet, la régression PLS nous permet de donner en sortie de chacun des trois capteurs non seulement la valeur mesurée du capteur mais aussi :

- un indice de confiance dans cette mesure selon le résultat de la détection monocapteur,
- des estimations *a priori*, basées sur l’estimation des coefficients de la PLS sur des fenêtres passées :

$$\tilde{y}_n = \mathbf{X}_n \mathbf{b}_{n-j},$$

où  $j$  correspond à l’horizon de l’estimation *a priori* souhaité.

Ces estimations apportent des informations supplémentaires qui vont se rajouter à la mesure faite par le capteur. Dans la suite, ces estimations seront qualifiées comme étant issues de capteurs « logiciels ». De plus, les capteurs seront qualifiés aussi comme des « sources » et nous rappelons que le terme « embarquement » est utilisé pour désigner une mesure de capteur devenant non valide, suite à un dysfonctionnement. Le problème posé est donc d’étudier des méthodes de fusion permettant de profiter de toutes les informations relatives à la mesure d’un paramètre de vol afin de fournir une valeur estimée fiable.

## 3.2 Les méthodes de fusion de données

Lorsque l’on parle de fusion dans le cadre du contexte de la consolidation, il s’agit d’utiliser plusieurs mesures d’un même paramètre de vol, issues de capteurs *a priori* de même technologie

et de capteurs dits « logiciels » pour fournir une valeur unique estimée de la mesure du paramètre d'intérêt. Le chapitre précédent a déjà abordé une méthode en permettant de détecter les sources non valides car soumises à un embarquement. Ceci permet d'améliorer la solution existante présentée au chapitre 1, section 1.4, en écartant les sources non valides du calcul de la valeur estimée du paramètre, mais en permettant également de les réintégrer dans le calcul dès lors qu'elles redeviennent valides. L'idée dans ce chapitre est d'utiliser toutes les informations disponibles (détection monocapteur, estimations *a priori*, statistiques des coefficients de la régression...) afin d'améliorer d'avantage cette fusion et de la rendre plus robuste aux différents cas possibles d'embarquement qui sont présentés dans le paragraphe suivant. Les méthodes de fusion qui nous intéressent sont donc celles incluant la détection d'anomalies car sinon, si l'on prend comme hypothèse *a priori* que toutes les sources disponibles sont valides (les valeurs aberrantes ayant été écartées au préalable par un algorithme comme celui proposé au chapitre précédent), le problème de « fusion » se résume à un calcul de valeur moyenne, éventuellement pondérée par la précision des différents capteurs. Les méthodes proposées doivent donc être capables de détecter une ou plusieurs valeurs aberrantes parmi les trois mesures issues des capteurs physiques et les mesures issues des capteurs « logiciels ». Plusieurs approches sont envisageables :

**Les techniques statistiques de détection d'anomalies** cherchent un modèle statistique adapté aux données à fusionner (établi en fonctionnement normal, sans panne) puis déterminent via un test statistique quelle donnée est erronée. Deux types de techniques existent : les techniques dites paramétriques (connaissance *a priori* de la distribution et détermination des paramètres grâce aux données [DJC98]) et non paramétriques (le modèle statistique n'est pas défini *a priori* mais déterminé par les données [Esk00]). Ce genre de méthodes nécessite un certain nombre de données afin de déterminer un modèle fiable, ce qui est difficilement applicable à notre cas d'étude.

**Les méthodes de classification** [DHS] [TSK05] permettent de définir les données comme appartenant à une des classes préalablement définies. Les méthodes de détection de dysfonctionnements basées sur les techniques de classification s'effectuent en deux étapes :

- une phase d'apprentissage qui apprend les différentes classes à partir de données identifiées

- au préalable (par exemple données saines et données en panne),
- une phase de test qui classifie les données dans les différentes classes.

Les méthodes de classification peuvent être multiclasse (par exemple les réseaux de neurones [Fau94], réseaux bayésiens [BWJ01] ou les SVM multiclassés (pour *support vector machine*) [Vap99]) ou bien une classe (par exemple les *one-class SVM* [SPST<sup>+</sup>01, RMSM02]). L'approche multiclasse (par exemple deux classes, fonctionnement normal et avec dysfonctionnement, ou multiclasse, fonctionnement normal et une classe par type de dysfonctionnement) est inapplicable à notre cas d'étude car nous n'avons aucune connaissance *a priori* des types de dysfonctionnements pouvant apparaître. La *one-class SVM* nécessite l'apprentissage de données sans panne. Un test d'appartenance définit si les données testées appartiennent à la classe d'apprentissage (mode sain) ou n'appartiennent pas à cette classe (présence de dysfonctionnements). Cela nécessite une base d'apprentissage qui est en cours de réalisation et donc non utilisable dans notre cas d'étude.

**La théorie de Dempster Shafer** [Dem67, Sha76] ou théorie de l'évidence [DG96] est une méthode de fusion qui prend en compte les informations d'incertitude et les imprécisions. Elle peut se décomposer en trois parties :

- la définition du contexte : on définit dans un premier temps l'ensemble des différentes hypothèses ou classes qui décrivent le problème. Cet ensemble est appelé *cadre de discernement*. Puis, on définit le degré de croyance de la source pour chaque hypothèse en lui associant une masse dite de « croyance » ou d'« évidence »,
- la combinaison : en présence de plusieurs sources indépendantes, les masses peuvent être combinées afin de construire un jeu de masse unique, explicite du modèle dans sa globalité [Yag87, DP88, LCVDB01],
- la prise de décision [SK94, Str84, Den97] s'effectue en choisissant l'hypothèse qui correspond au mieux à la réalité, trois critères peuvent être utilisés :
  - le maximum de crédibilité : il s'agit de la quantité d'information qui est contenue dans son intégralité dans le sous-ensemble considéré,
  - le maximum de plausibilité [App91] : il peut s'interpréter comme la force avec laquelle on

ne doute pas de l'hypothèse considérée,

- le maximum des probabilités pignistiques dont le but est de transformer une fonction de croyance en une distribution de probabilités [Sme90]. Ces deux derniers critères sont les plus utilisés, et un argument pour choisir un des deux critères est défini dans [NR97].

Cette approche est simple à mettre en oeuvre et permet d'expliquer le conflit et les incertitudes des données. La principale difficulté réside en la mise en place des descripteurs qui serviront de règles de base de cette théorie. Dans le cadre de cette thèse, nous ne nous sommes pas intéressés à cette approche car elle sera envisagée lors d'une étude ultérieure, dans un contexte de fusion plus large prenant en compte des capteurs de différentes technologies, permettant ainsi d'établir des descripteurs variés et riches d'information.

**Les méthodes classiques**, dont les estimations robustes, sont les méthodes que nous avons choisies d'utiliser dans le cadre de ce chapitre en raison de leur facilité de mise en oeuvre.

Les méthodes classiques de détection de données aberrantes mesurent une distance entre  $r$  observations d'un même paramètre  $y^{(i)}$ ,  $i = 1, \dots, r$  et l'observation d'un paramètre de référence que l'on note  $\hat{\mu}$ , en fonction d'une mesure de dispersion, notée  $\hat{\Sigma}$ . Cette distance est définie comme suit :

$$\mathbf{d}^{(i)}(\hat{\mu}, \hat{\Sigma}) = f(y^{(i)} - \hat{\mu}, \hat{\Sigma}). \quad (3.1)$$

Une distance souvent utilisée est la distance de Mahalanobis [Mah36] et le choix de  $\hat{\mu}$  et  $\hat{\Sigma}$  consiste à utiliser respectivement la moyenne arithmétique et la matrice de covariance de l'ensemble des observations  $y^{(1)} \dots y^{(r)}$ . Une valeur de la distance élevée indique généralement que l'observation correspondante est aberrante. Cependant, une distance élevée peut ne pas être une valeur aberrante, et certaines valeurs aberrantes n'ont pas forcément une distance élevée [Had92]. Ces méthodes d'estimation classiques considèrent que les erreurs de mesure des paramètres de référence et de dispersion suivent des lois normales. Dans la pratique, les lois suivies ne sont pas tout à fait gaussiennes, et un problème se pose dès lors que la distribution réelle s'éloigne de la distribution normale. Les estimateurs robustes permettent d'utiliser des lois mieux adaptées aux lois réelles que la loi gaussienne [KP85]. L'idée consiste alors à utiliser des estimateurs robustes des paramètres de référence et de dispersion. Ces méthodes sont très utilisées dans le domaine de la finance [KW04], de la chimie [PKT<sup>+</sup>06], de la vision

cognitive [MMRK91], de la statistique [HRVA08, LR87] et de la navigation [HWZ09, PCJ09]. Nous nous intéressons dans un premier temps aux estimateurs robustes adaptés à des données matricielles ( $N$  observations de  $r$  signaux), même si dans le cas de notre application nous adaptons la méthode au traitement de données scalaires (une observation de  $r$  signaux). Rousseeuw a introduit en 1984 la méthode de l'ellipsoïde de volume minimal [Rou84]. Cette méthode permet d'estimer la moyenne comme le centre de l'ellipsoïde englobant au moins un sous-ensemble de  $h$  signaux ( $h \leq r$ ). La méthode est répétée jusqu'à trouver une ellipsoïde de volume minimal. Cette méthode, malgré le développement de nombreux algorithmes d'approximation ou de simplification [Had92, Agu96, CHW93, WR93], demeure très coûteuse en puissance de calcul et demeure moins performante que d'autres méthodes que nous développons dans ce chapitre. Dans la première section, nous détaillons les objectifs de fusion des paramètres de vol ainsi que les différents cas de dysfonctionnements pour lesquels les méthodes doivent être robustes. Dans un second temps, nous étudions l'utilisation de l'estimation MCD (pour *minimum covariance determinant*) ainsi que ses performances en termes de robustesse vis-à-vis des différents cas détaillés dans la section 3.3. Nous procédons de la même manière dans la section 3.4.2 pour la M-estimation qui est une méthode d'estimation robuste adaptée aux données scalaires. Nous utilisons les informations de la détection monocapteur issue de la régression PLS pour améliorer les performances de la M-estimation dans la section 3.4.3. Enfin, la section 3.5 présente une méthode de fusion directement issue des propriétés de la régression PLS et de la méthode de détection détaillée dans le chapitre précédent.

### 3.3 Description du problème

#### 3.3.1 Scénarios de dysfonctionnements envisagés

La méthode de fusion doit pouvoir calculer un paramètre de vol consolidé malgré divers scénarios de dysfonctionnements pouvant affecter les différentes entrées. Ces modes de pannes dépendent du type de panne (biais, dérive, oscillations, figeage ou *jamming*...) et du nombre de sources valides restantes. Ce deuxième aspect est traité dans cette section, les différents types de pannes étant détectés sur chaque capteur en amont par la PLS (cf. 2.5). La méthode doit donc être robuste aux

différents cas d'embarquement suivants :

– **À partir de 3 sources valides**

- Embarquement d'une source (E.1),
- Embarquements simultanés de deux sources dans la même direction (E.2),
- Embarquements simultanés de trois sources dans la même direction (E.3),
- Embarquements simultanés de deux sources dans des directions opposées (E.4),
- Embarquements simultanés de trois sources dans des directions quelconques (E.5),

– **À partir de 2 sources valides**

- Embarquement d'une des deux sources (E.6),
- Embarquements simultanés des deux sources restantes dans la même direction (E.7),
- Embarquements simultanés des deux sources restantes dans des directions opposées (E.8),

– **À partir d'1 source valide**

- Embarquement de la dernière source dans la même direction que les autres sources (E.9),
- Embarquement de la dernière source dans une direction opposée (E.10).

La figure 3.1 illustre ces différentes combinaisons. Les courbes en trait plein représentent la valeur observée des signaux et les courbes en pointillés leur valeur théorique permettant ainsi d'observer quelle source est valide ou non.

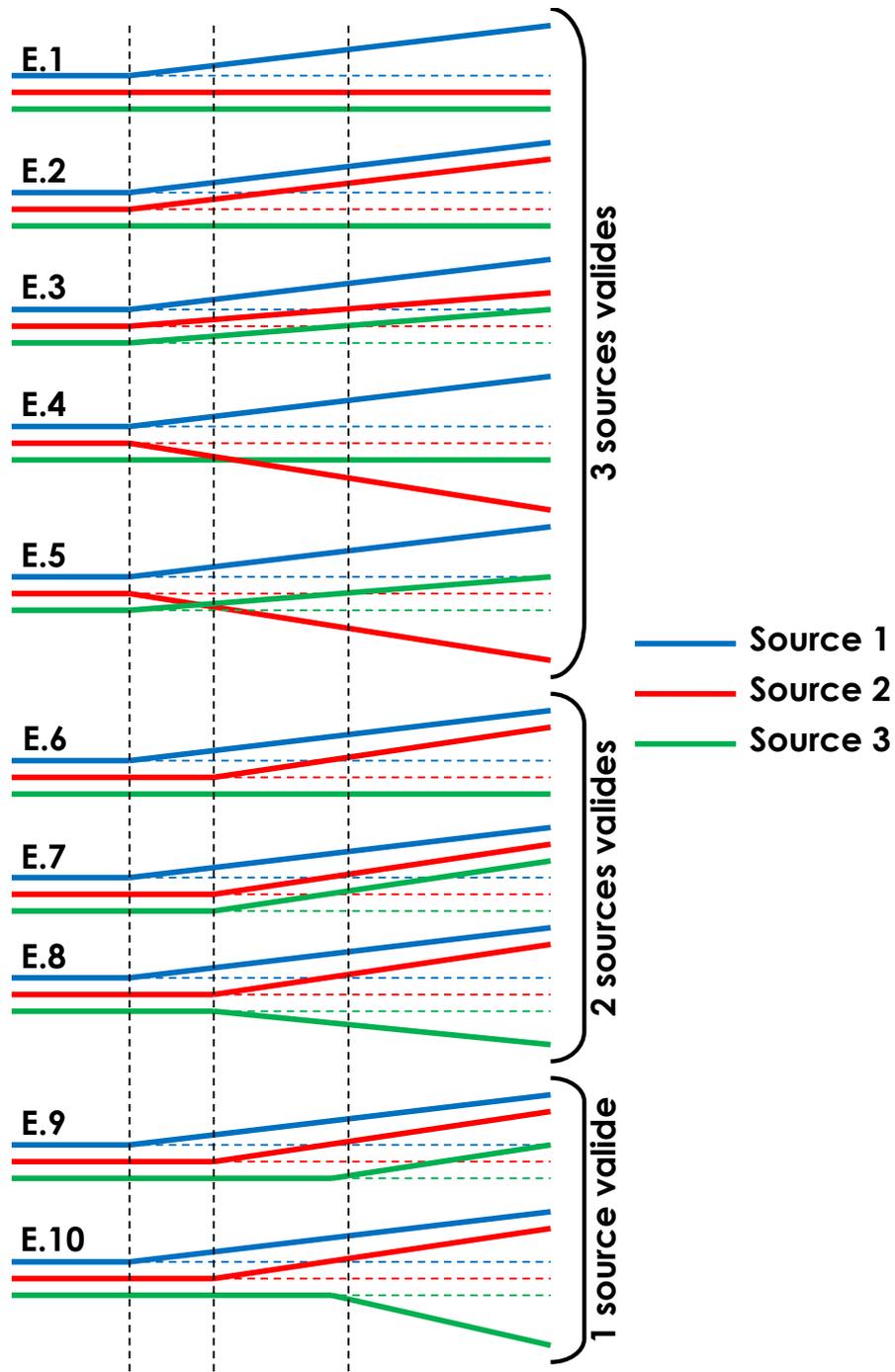


FIGURE 3.1 – Différents scénarios d'embarquement des valeurs avant le vote.

### 3.3.2 Les informations disponibles pour la fusion

Dans le cadre de notre étude, nous souhaitons réaliser la fusion de paramètres de vol de même nature, issus de capteurs différents, afin de fournir une valeur unique et valide pour proposer une alternative au principe de la consolidation actuel (cf. figure 1.3). Pour réaliser cette fusion, nous disposons de :

- trois mesures des paramètres de vol, issues des capteurs physiques de l’avion,
- des estimations *a priori* de chaque paramètre de vol qui constituent les capteurs dits « logiciels ».

Dans un premier temps, les méthodes de fusion sont appliquées sur les trois mesures des paramètres de vol ainsi que leur estimation *a priori* sur 1 seconde (8 échantillons) :  $\tilde{y}_n^{(i)} = \mathbf{X}_n \mathbf{b}_{n-7}$ . Les méthodes de fusion sont tout d’abord évaluées sans tenir compte des informations de validité des capteurs. Dans un second temps, nous utilisons l’information de validité issue de la détection monocapteur via PLS : si une source est déclarée en panne, elle n’est pas utilisée dans le calcul de la valeur fusionnée. Différents horizons d’estimation *a priori* sont testés sur la méthode de fusion retenue dans la section 3.5.4 afin d’utiliser plusieurs estimations *a priori* pour chaque mesure.

## 3.4 Utilisation des estimations robustes pour la fusion de données

### 3.4.1 Utilisation de la MCD

Cette méthode a été introduite pour la première fois par Rousseeuw en 1984 [Rou84]. Le but de la MCD est de trouver un sous-ensemble de  $h$  signaux ( $h \leq r$ ,  $r$  étant le nombre de signaux que l’on souhaite fusionner) dont la matrice de covariance a le plus petit déterminant. L’algorithme MCD permet d’estimer :

- le paramètre de référence qui est la moyenne des  $h$  observations sélectionnées,
- le paramètre de dispersion qui correspond à la matrice de covariance des  $h$  observations sélectionnées.

Le principe de la MCD consiste en plusieurs étapes :

- tous les sous-ensembles de cardinal  $h$  sont formés,
- la matrice de covariance pour chacun de ces sous-ensembles est calculée,

- le sous-ensemble dont le déterminant de la matrice de covariance est le plus petit est sélectionné,
- la moyenne et la covariance de ce sous-ensemble sont utilisées pour calculer la distance de chaque observation par rapport à cette moyenne,
- la valeur fusionnée est la moyenne des observations dont la distance est inférieure à un certain seuil. Ce seuil est choisi de façon à ce que la probabilité d’être au-delà de ce seuil pour la distribution de référence (habituellement une loi de  $\chi^2$  [MKJ79]) soit de  $\kappa$  %. En général la valeur  $\kappa = 0,25$  % est utilisée [PVAW02].

La plus grande valeur possible de  $h$  est donnée par la relation suivante [LR91] :

$$h = \frac{n + r + 1}{2}. \quad (3.2)$$

Dans notre cas, la fusion de six paramètres ( $r = 6$  pour trois valeurs « physiques » et trois valeurs « logicielles ») est effectuée à chaque instant ( $n = 1$ ) nous formons donc des sous-ensembles de quatre signaux ( $h = 4$ ). Bien que plus rapide que la MVE, l’algorithme de la MCD demeure coûteux en ressources calculatoires. L’algorithme FAST-MCD développé par Rousseeuw et Van Driessen en 1990 [RVD99] permet de contourner ce problème. Nous avons appliqué cet algorithme à notre cas d’étude et testé la capacité de fusion pour les différents cas énumérés dans 3.3. Dans les figures suivantes, les courbes de couleurs, en trait plein, représentent les trois signaux issus de capteurs physiques (noté dans la légende Signal  $i$  pour  $y^{(i)}$ ,  $i = 1, 2, 3$ ). Celles en pointillés sont les trois signaux prédits, issus de l’estimation *a priori* (Signal  $i$  prédit pour l’estimation *a priori* de  $y^{(i)}$ ,  $i = 1, 2, 3$ ). La courbe noire correspond à la valeur fusionnée, dite consolidée. Les courbes dites valides sont considérées comme valides jusqu’à l’apparition du dysfonctionnement. Nous pouvons remarquer que la méthode est efficace quand une seule des trois sources est en panne comme le montre la figure 3.2. En revanche, quand plusieurs sources s’embarquent simultanément, comme le montrent les figures 3.3, 3.5, 3.6, la valeur fusionnée va avoir tendance à suivre le sous-ensemble des quatre signaux qui sont les plus semblables ( $h = 4$ ). De la même manière, la méthode fournit une valeur de fusion erronée quand deux sources s’embarquent dans des directions opposées (cf. figure 3.4). Choisir une valeur de  $h$  plus petite n’aurait ici aucun intérêt étant donné que les sources s’embarquent deux par deux (signal observé suivi de son estimation *a priori*). Quand deux sources ou trois ne

sont plus valides, l'embarquement est alors indécélable et la valeur fusionnée est erronée (figures 3.7 à 3.11). Nous pouvons néanmoins noter que l'ajout des trois estimations *a priori* permet de fournir une valeur fusionnée correcte sur une dizaine d'échantillons, après l'apparition de la panne, ce qui n'est pas le cas avec la méthode actuellement utilisée. Pour les figures 3.7 à 3.9, lors de l'apparition du dysfonctionnement à l'instant 2600, le signal 1 (courbe bleue) est déjà évincé depuis le premier embarquement à l'instant 2500. De la même manière, pour les figures 3.10 et 3.11, lors de l'apparition du dysfonctionnement à l'instant 2700, le signal 1 est considéré comme non valide depuis l'instant 2500, et le signal 2 (courbe rouge) est non valide depuis l'instant 2600.

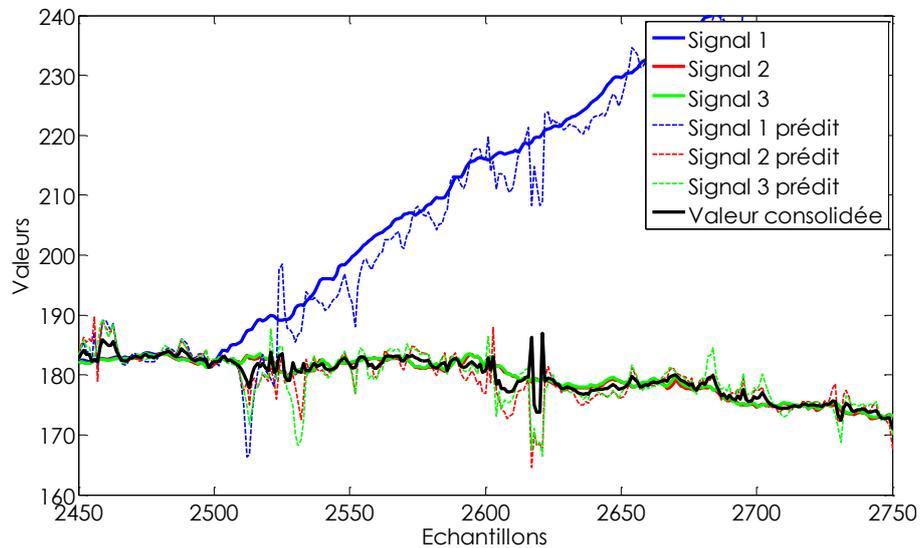


FIGURE 3.2 – 3 sources valides : application de la méthode de vote à un embarquement.

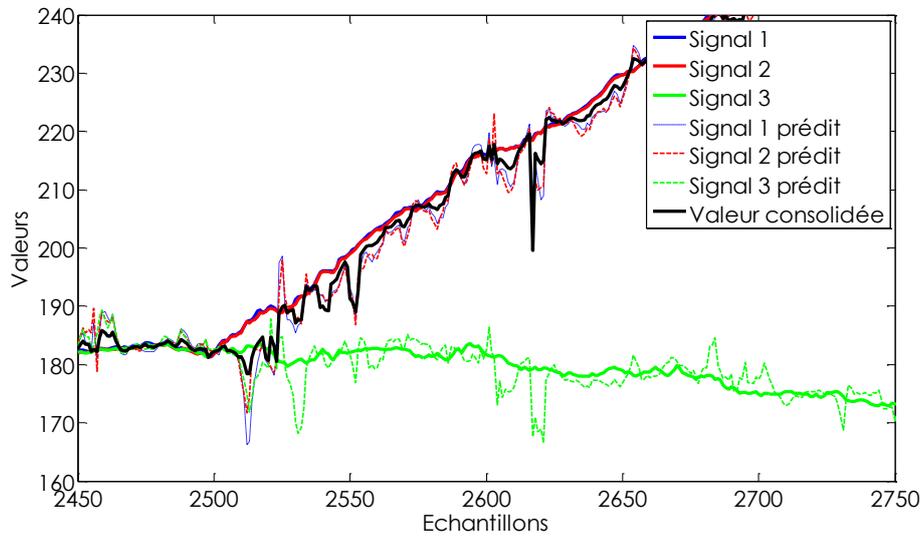


FIGURE 3.3 – 3 sources valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés de même valeur, dans la même direction.

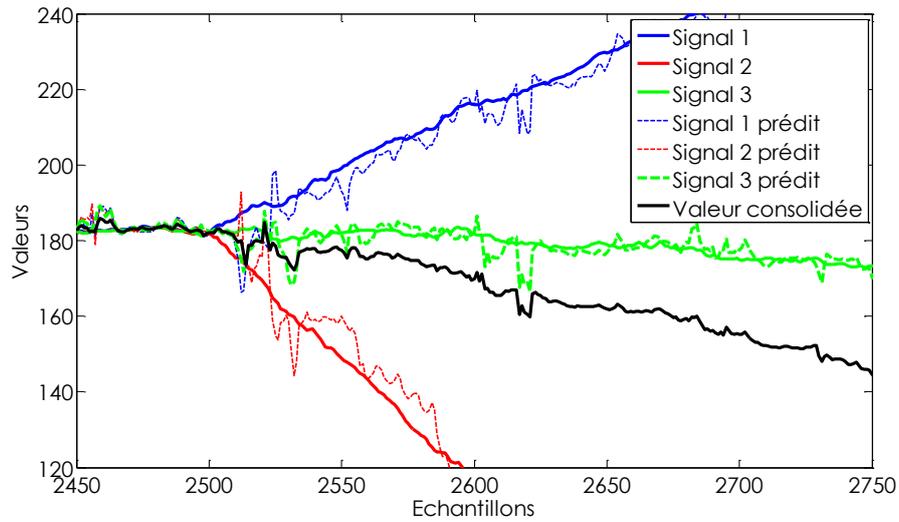


FIGURE 3.4 – 3 sources valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions opposées.

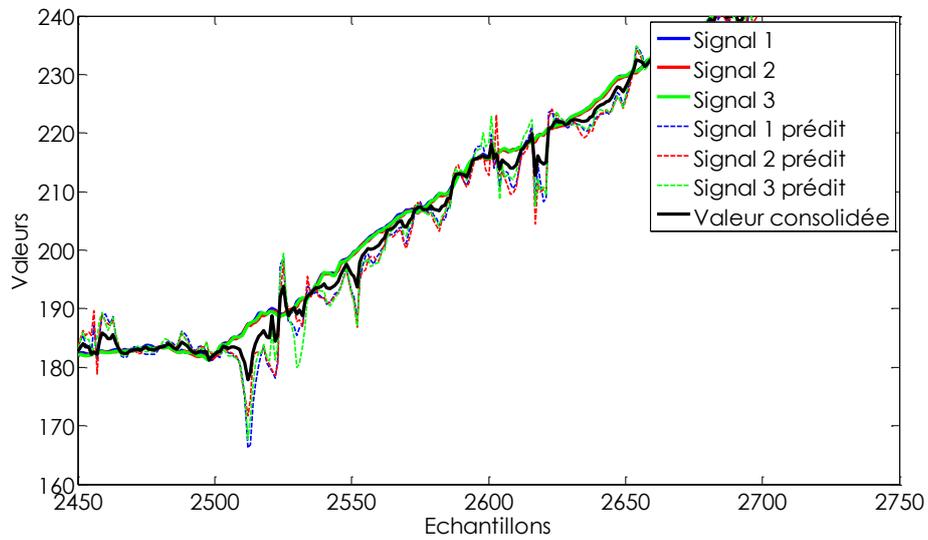


FIGURE 3.5 – 3 sources valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés de même valeur dans la même direction.

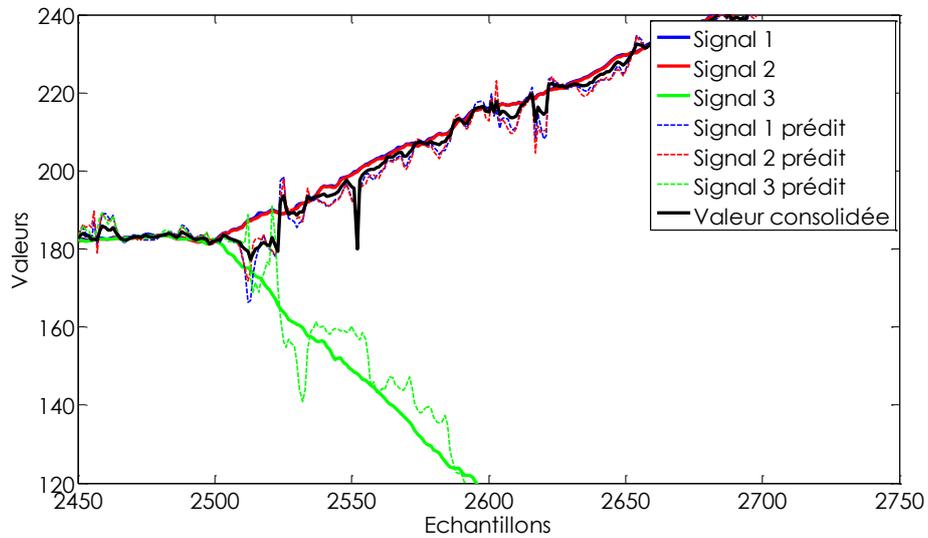


FIGURE 3.6 – 3 sources valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés dans des directions opposées.

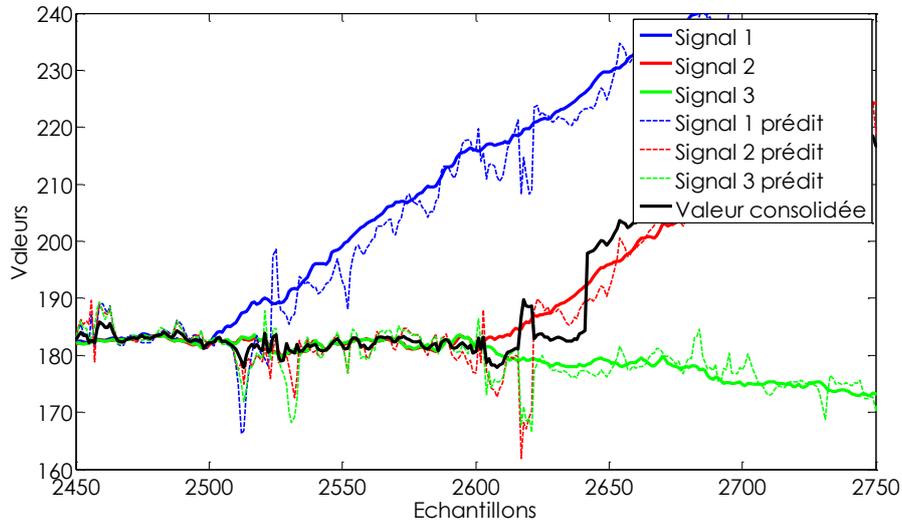


FIGURE 3.7 – 2 sources valides : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction.

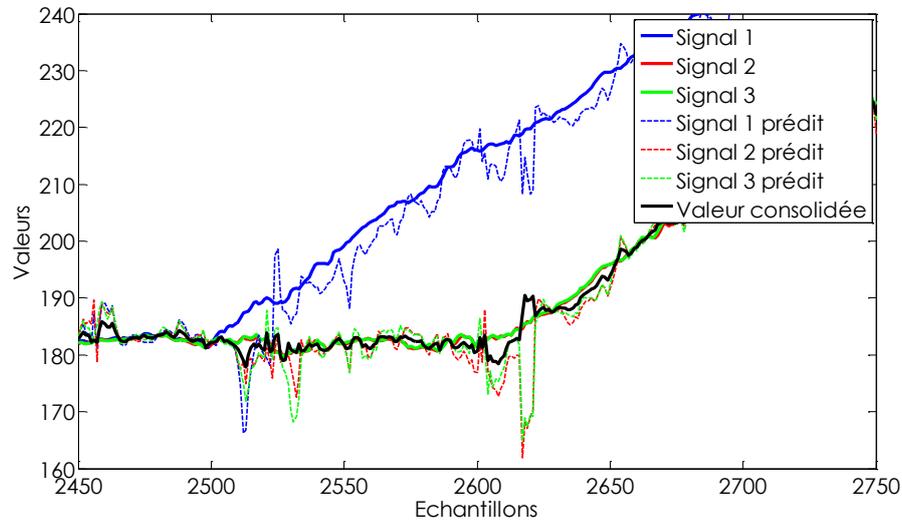


FIGURE 3.8 – 2 sources valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés de même valeur dans la même direction.

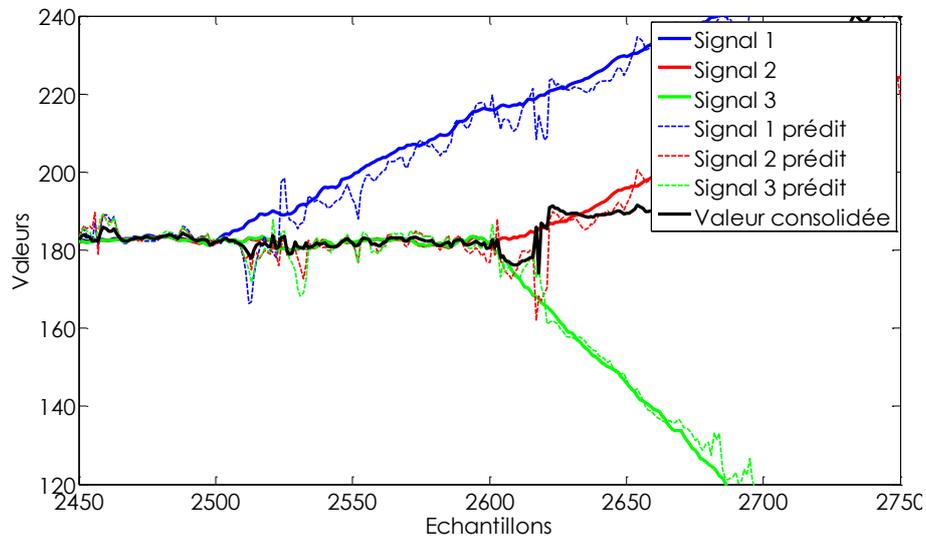


FIGURE 3.9 – 2 sources valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions quelconques.

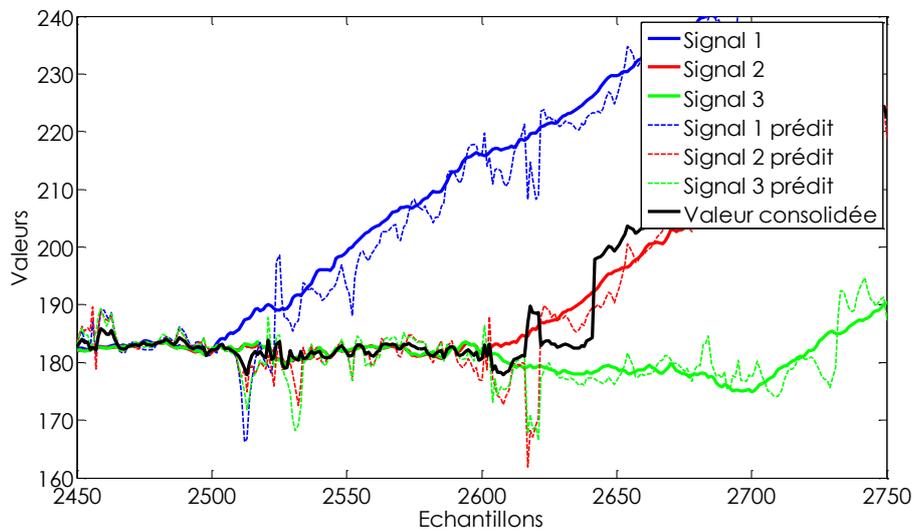


FIGURE 3.10 – 1 source valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction.

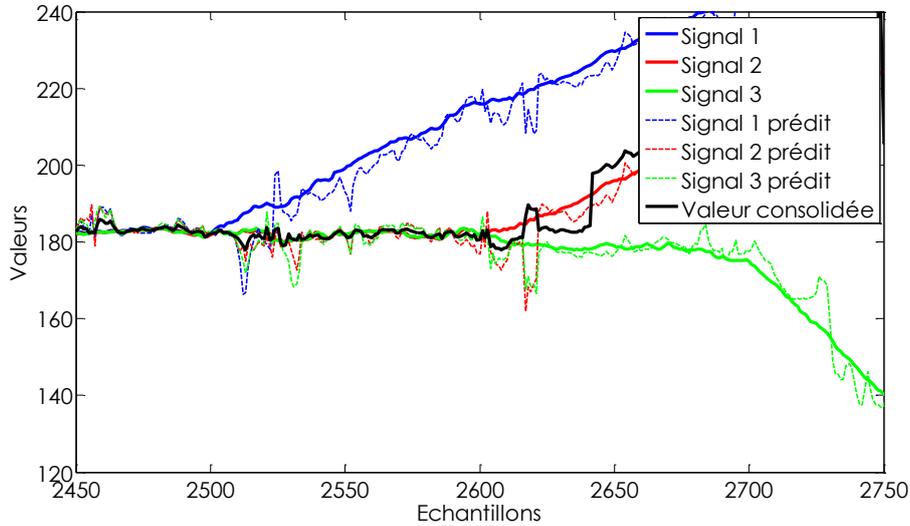


FIGURE 3.11 – 1 source valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la direction opposée.

### 3.4.2 Utilisation de la M-estimation

Le paragraphe détaille le principe de la M-estimation ainsi que son application à notre cas d'étude. Les M-estimateurs sont une généralisation des estimateurs du maximum de vraisemblance [BRRW92, HR09, SB02], ce qui implique le problème de minimisation suivant :

$$\arg \min_f \sum_{i=1}^r \rho(y^{(i)} - f), \quad (3.3)$$

où  $y^{(i)}$ ,  $i = 1 \dots r$  représentent les  $r$  signaux utilisés dans la M-estimation,  $f$  est le paramètre qui minimise l'expression (3.3) c'est-à-dire la valeur fusionnée à déterminer,  $\rho$  est une fonction de pénalisation dont le but est de réduire l'influence des valeurs aberrantes en pénalisant les résidus  $(y^{(i)} - f)$  dont les valeurs absolues sont les plus élevées. Plusieurs fonctions spécifiques existent, comme la fonction de Huber, Tukey ou encore Cauchy [HRRS11]. La fonction  $\rho$  doit être convexe, définie positive et symétrique, avec un minimum en 0 :

- $\rho(x) \geq 0, \forall x$
- $\arg \min_x \rho(x) = 0$

$$- \rho(x) = \rho(-x), \forall x.$$

Si  $\rho$  est dérivable par morceaux, minimiser (3.3) revient à résoudre le problème suivant :

$$\sum_{i=1}^r \psi(y^{(i)} - f) = 0, \quad (3.4)$$

avec  $\psi$  la dérivée première de  $\rho$ . En introduisant la fonction de poids  $\omega(x) = \frac{\psi(x)}{x}$ , le problème (3.4) devient :

$$\sum_{i=1}^r (y^{(i)} - f)\omega(y^{(i)} - f) = 0. \quad (3.5)$$

La figure 3.12 illustre schématiquement le résultat de la M-estimation pour trois situations différentes :

- Une source non valide (a),
- Deux sources non valides avec embarquements dans des directions opposées (b),
- Deux sources non valides avec embarquements dans la même direction (c).

Nous avons tracé pour chaque situation la contribution au critère de chaque signal  $y^{(i)}$  en entrée, ici au nombre de trois :  $\rho(y^{(i)} - f)$ . La ligne verticale en pointillés orange représente la valeur réelle, c'est-à-dire la valeur attendue. La dernière ligne est la somme des contributions de chaque entrée. La valeur fusionnée  $\hat{f}$  correspond au minimum de cette somme. Ainsi, pour une fusion avec trois signaux en entrée :

- trois ou deux sources valides : la fusion est toujours correcte,
- une source valide, deux sources avec embarquements dans des directions opposées et dont les contributions se compensent : la fusion est correcte,
- en revanche, quand les deux sources s'embarquent dans la même direction, la valeur fusionnée est mauvaise ou fausse,
- si aucune source n'est valide, la valeur fusionnée est fausse.

En jouant sur la fonction  $\rho$ , nous pouvons affiner la valeur fusionnée, mais le problème reste le même dès lors que deux sources deviennent non valides. Cette méthode ne permet donc pas de couvrir les différents cas attendus. L'idée consiste alors à rajouter trois signaux supplémentaires qui sont les estimations *a priori* de chaque signal  $y^{(1)}$ ,  $y^{(2)}$  et  $y^{(3)}$  (cf. 2.4). Ainsi avec cette fusion à 6 entrées, nous sommes en mesure de fournir une valeur fusionnée valable sur une courte fenêtre après l'apparition

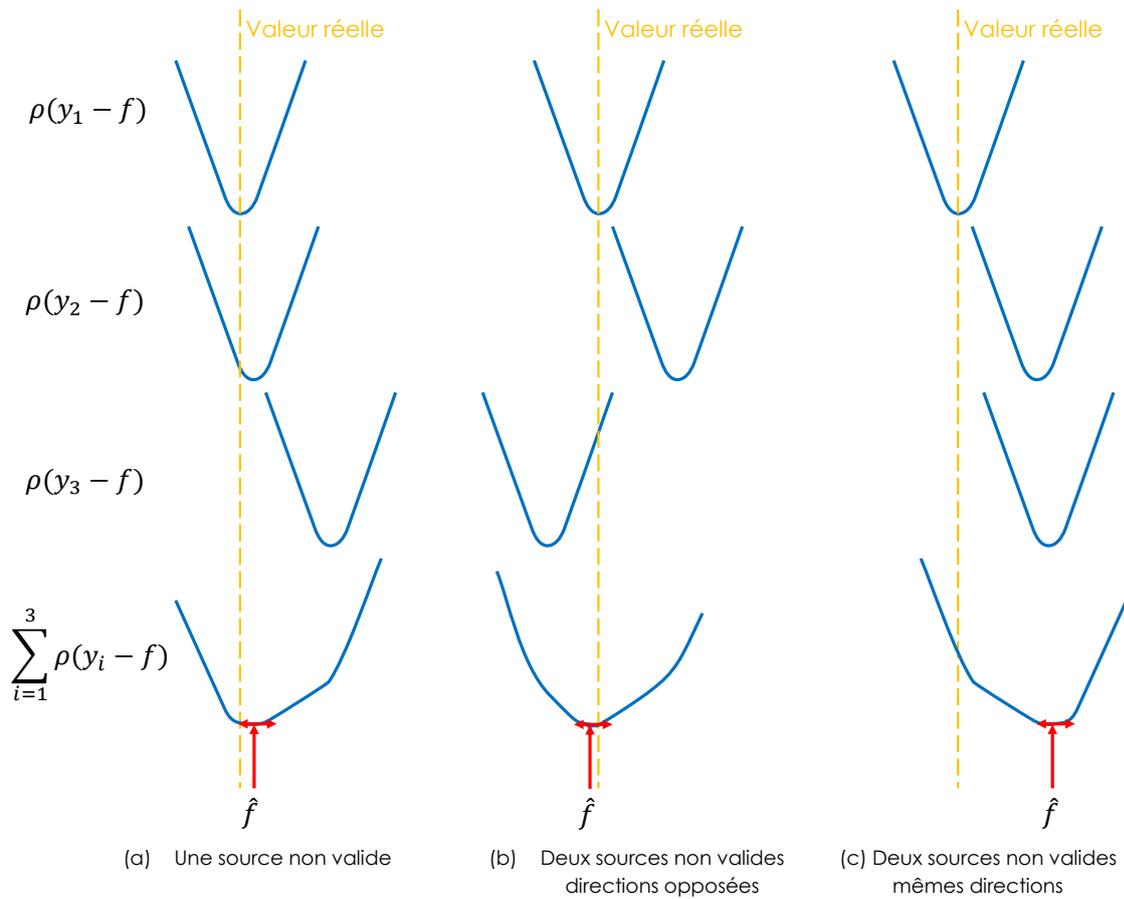


FIGURE 3.12 – Principe de la M-estimation.

d'une panne. En revanche, dès lors que deux sources deviennent non valides, nous n'avons aucune certitude sur l'exactitude de la valeur fusionnée. Ces résultats sont illustrés sur les figures 3.13 à 3.22. Les courbes de couleurs, en trait plein, représentent les trois signaux issus de capteurs physiques (Signal  $i$  pour  $y^{(i)}$ ,  $i = 1, 2, 3$ ). Celles en pointillés sont les trois signaux prédits, issus de l'estimation *a priori* (Signal  $i$  prédit pour l'estimation *a priori* de  $y^{(i)}$ ,  $i = 1, 2, 3$ ). La courbe noire correspond à la valeur fusionnée, dites consolidée. De la même manière que pour la MCD, la valeur fusionnée est correcte lors de l'embarquement d'une seule source, les trois sources étant initialement valides, comme le montre la figure 3.13. Nous pouvons également voir sur les figures 3.14, 3.16, et 3.19 ou les figures 3.15, 3.17 et 3.20 que des embarquements simultanés sont indécélables. Lorsque deux sources

restent valides et que l'une d'entre elles subit un embarquement, la méthode n'est pas capable de choisir une valeur fusionnée parmi ces deux sources, comme le montre la figure 3.18. Bien entendu, lorsque les sources ne sont plus disponibles, la valeur fusionnée est invalide (figures 3.21 et 3.22).

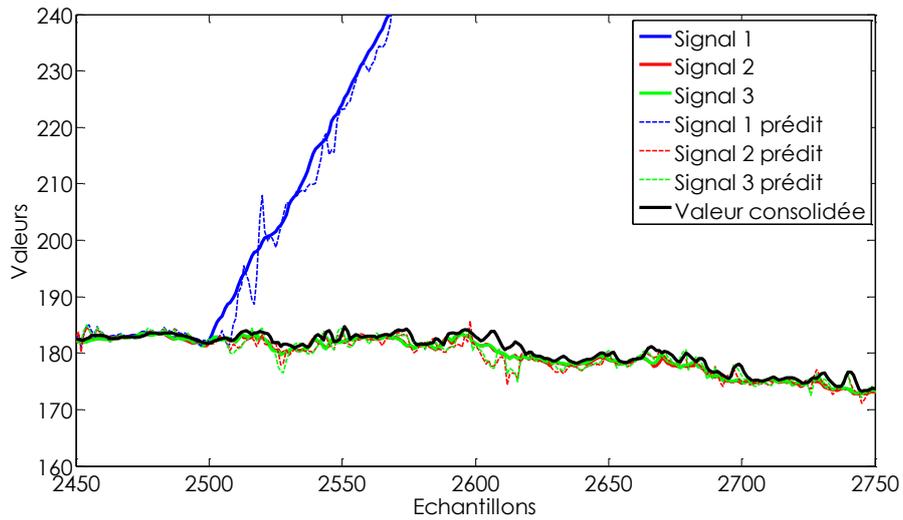


FIGURE 3.13 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à un embarquement.

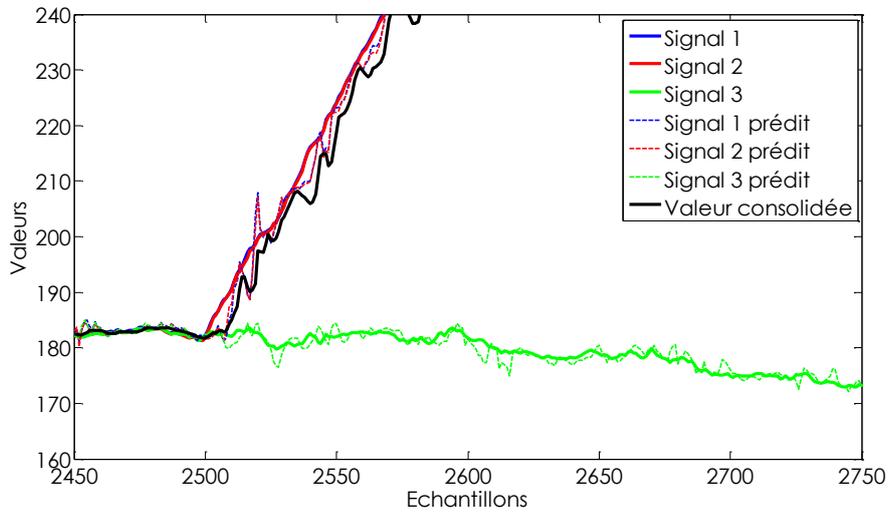


FIGURE 3.14 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés de même valeur dans la même direction.

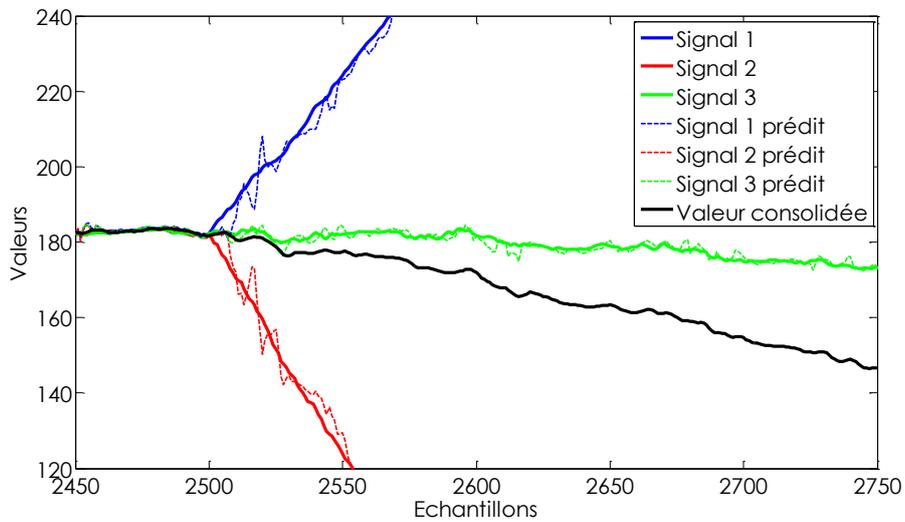


FIGURE 3.15 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions opposées.

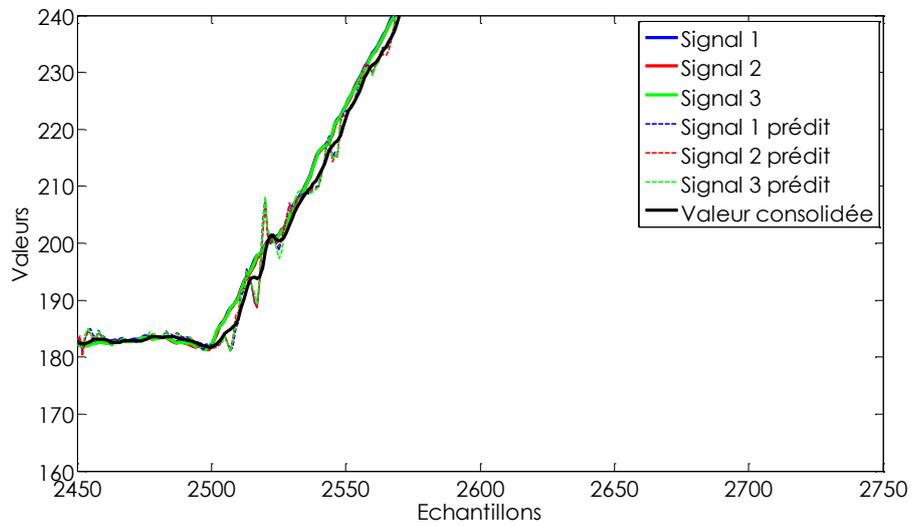


FIGURE 3.16 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés de même valeur dans la même direction.

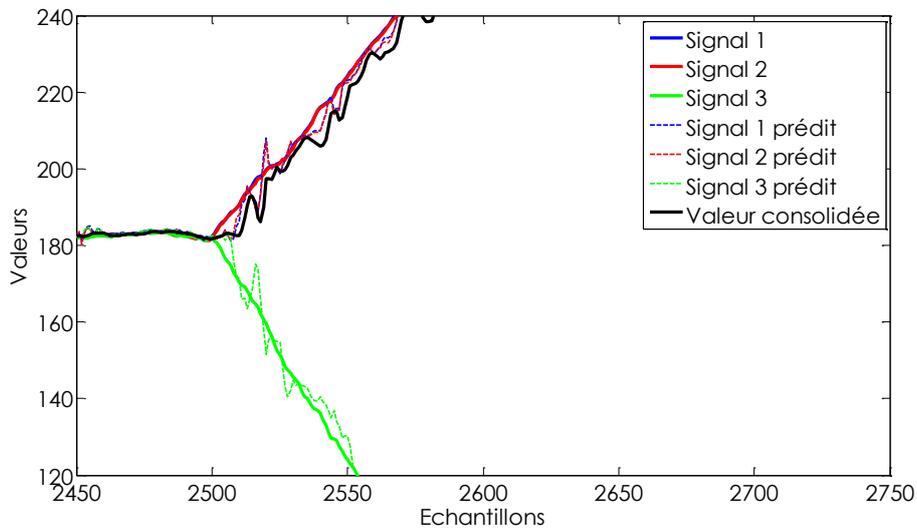


FIGURE 3.17 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés dans des directions opposées.

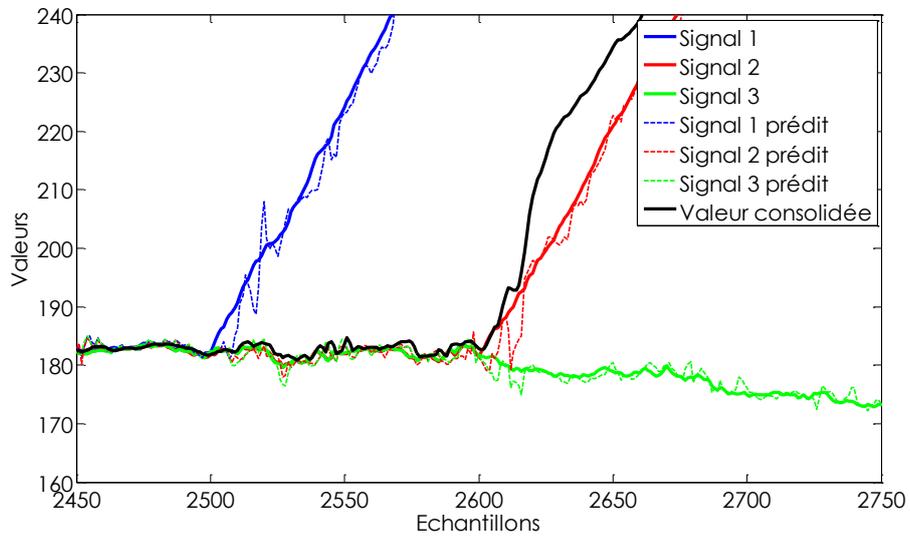


FIGURE 3.18 – 2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction.

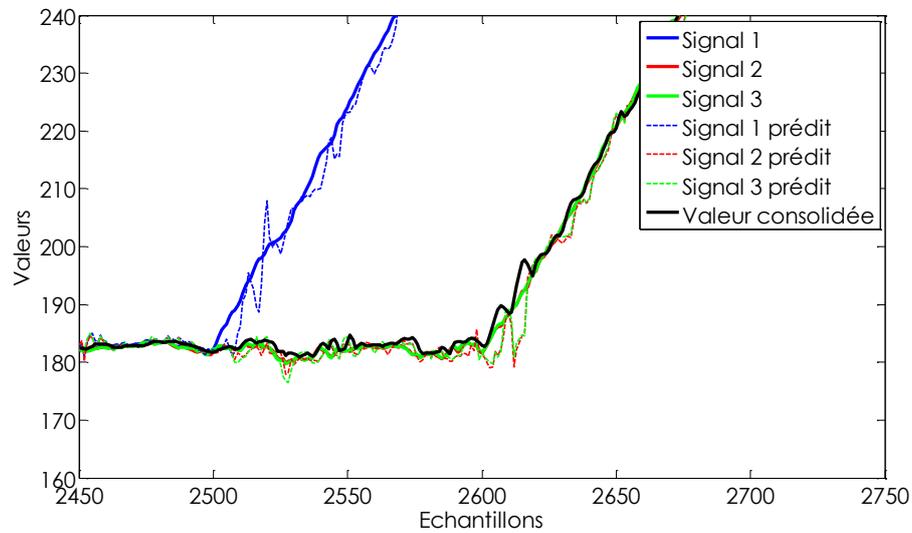


FIGURE 3.19 – 2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés de même valeur dans la même direction.

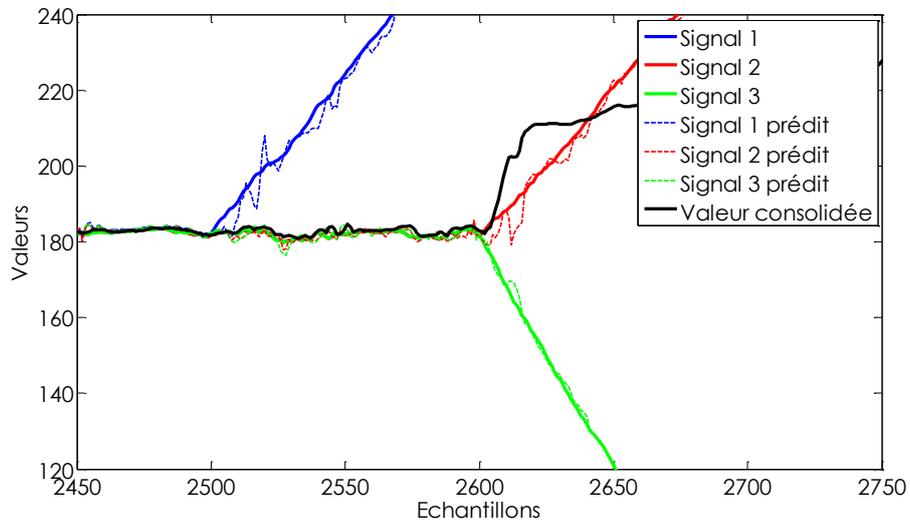


FIGURE 3.20 – 2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions quelconques.

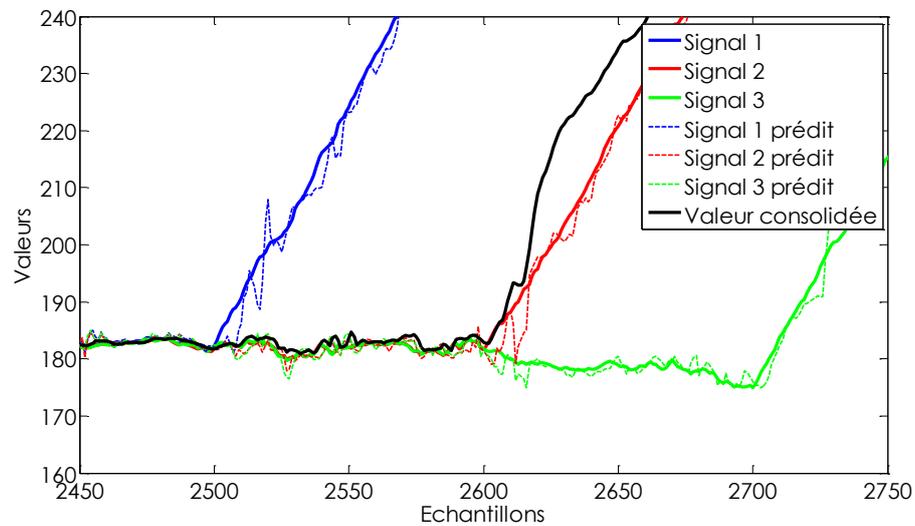


FIGURE 3.21 – 1 source initialement valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction.

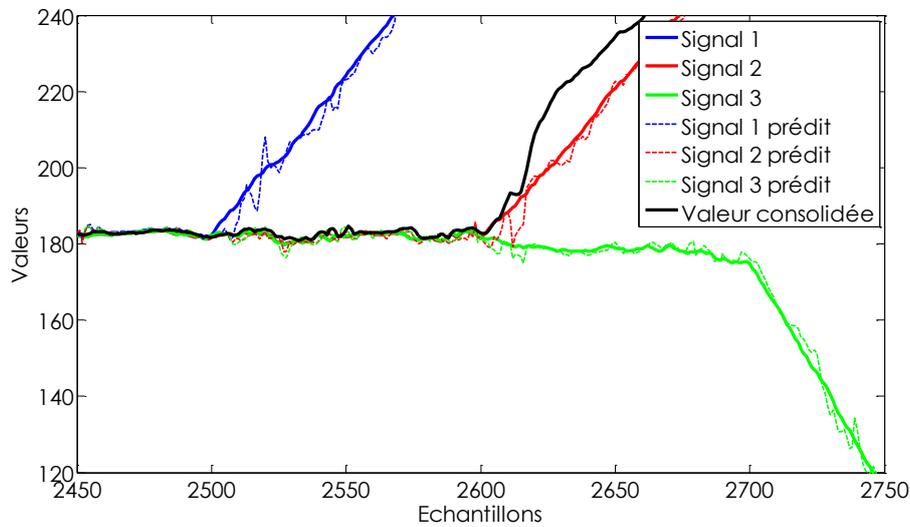


FIGURE 3.22 – 1 source initialement valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la direction opposée.

### 3.4.3 Prise en compte de l'information de validité mono-capteur

Les sections 3.4.1 et 3.4.2 montrent les performances des estimateurs robustes MCD et M-estimation, n'utilisant pas les informations fournies par la détection monocapteur mise en place dans le chapitre 2. Les deux méthodes présentées donnent des résultats similaires sur leur capacité de fusion : la valeur fusionnée n'est valide que lorsque deux sources demeurent valides. Néanmoins, la M-estimation a un plus faible coût calculatoire et utilise moins de paramètres de réglage (comme le choix de la fonction de pénalisation). C'est pour cette raison que, dans ce qui suit, nous avons retenu la M-estimation et tentons de l'améliorer. Afin d'augmenter les performances de fusion, la M-estimation va prendre en considération les informations liées à la détection monocapteur issue de l'étude statistique des coefficients de la régression PLS (cf. section 2.5.2). Ainsi, la fusion n'est réalisée que sur les données valides. Les nouvelles performances sont illustrées sur les figures 3.23 à 3.32. Désormais la méthode permet de proposer une valeur fusionnée valide pour tous les cas d'embarquement de l'étude. La reconstruction ne pose aucun problème lorsque les trois sources sont valides et que seulement une ou deux sources subissent un embarquement simultané (cf. les figures 3.23, 3.24 et

3.25). Quand trois sources s'embarquent, c'est-à-dire que l'on perd tous les signaux, la méthode permet de proposer une valeur fusionnée correspondant aux valeurs des capteurs « logiciels » (instants compris entre 2500 et 2504 des figures 3.26, 3.27, 3.29 et 3.30) puis finit par se figer à la dernière valeur valide. Quand il ne reste qu'une source valide, la valeur fusionnée correspond à la moyenne entre la mesure du capteur physique et celle de son capteur « logiciel » associé (entre les instants 2600 et 2700 des figures 3.31 et 3.32). Sur ces mêmes figures, nous pouvons remarquer que la valeur fusionnée est incorrecte quand la dernière source subit un embarquement. La valeur fusionnée tarde à se figer à sa dernière valeur valide ; ceci est dû au temps de détection de l'embarquement (environ 5 échantillons ici).

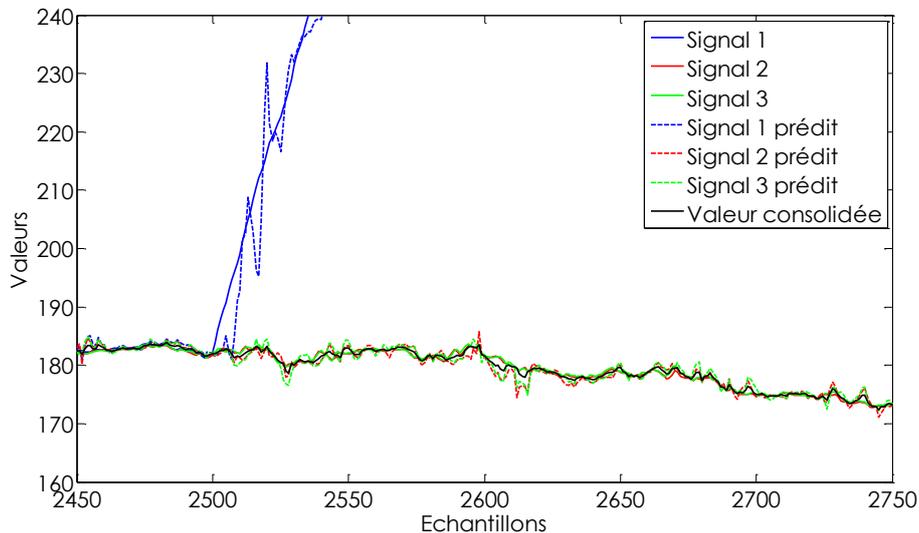


FIGURE 3.23 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à un embarquement.

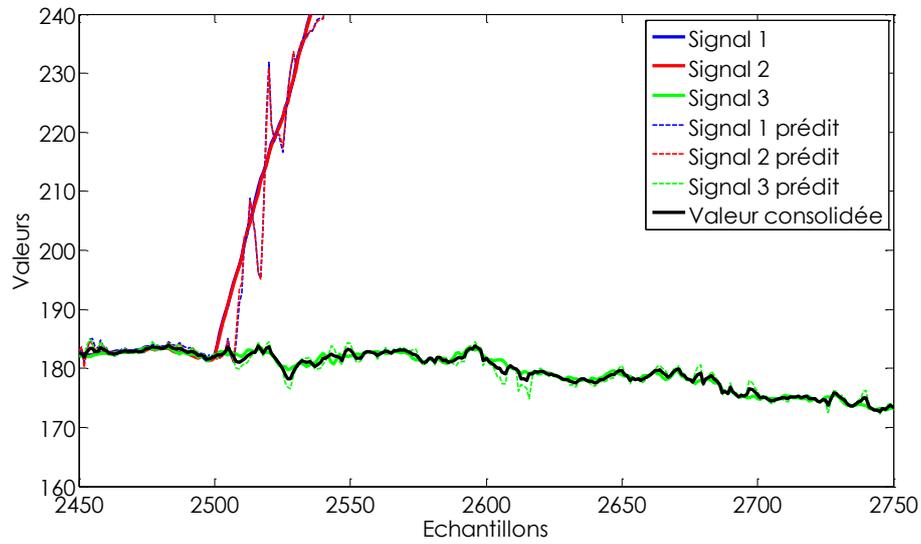


FIGURE 3.24 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés de même valeur dans la même direction.

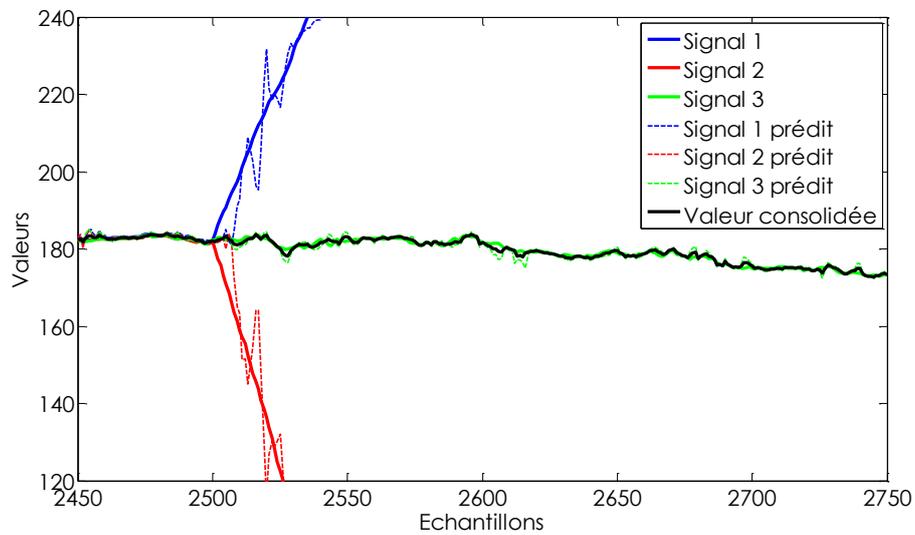


FIGURE 3.25 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions opposées.

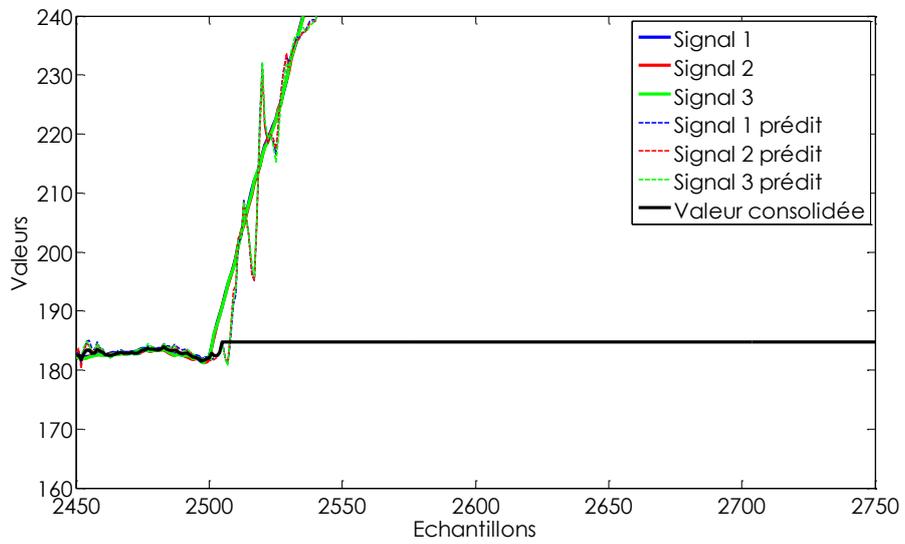


FIGURE 3.26 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés de même valeur dans la même direction.

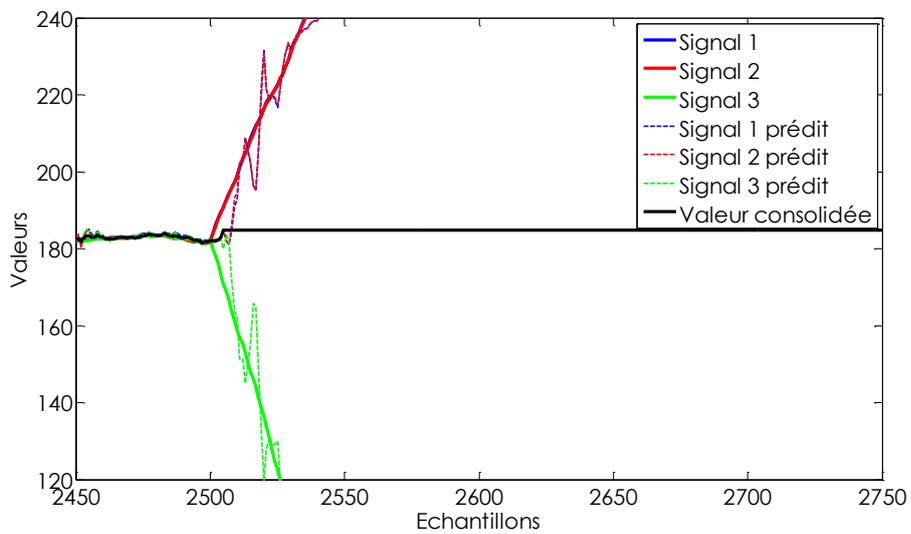


FIGURE 3.27 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés dans des directions opposées.

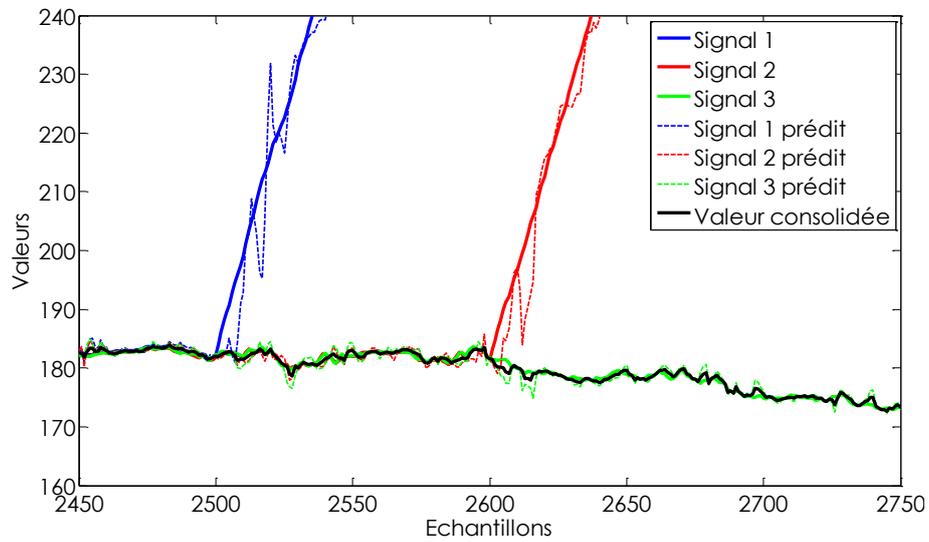


FIGURE 3.28 – 2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction.

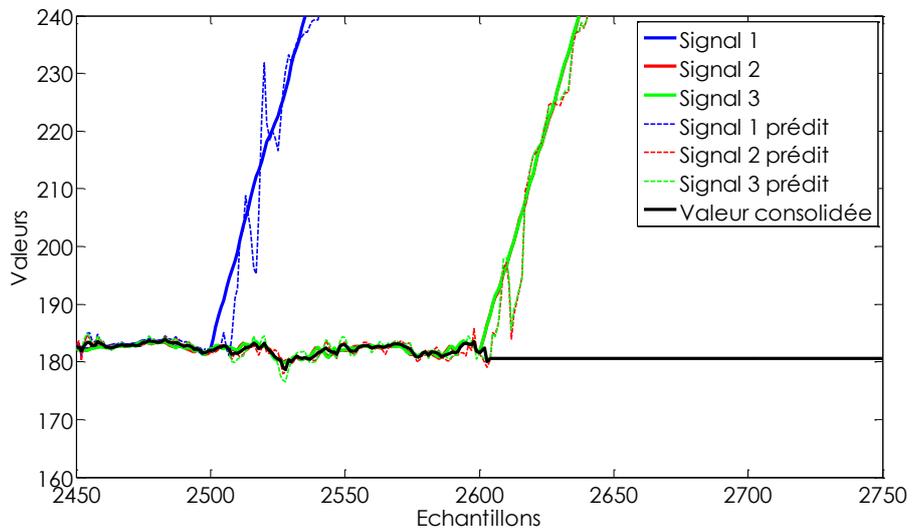


FIGURE 3.29 – 2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés de même valeur dans la même direction.

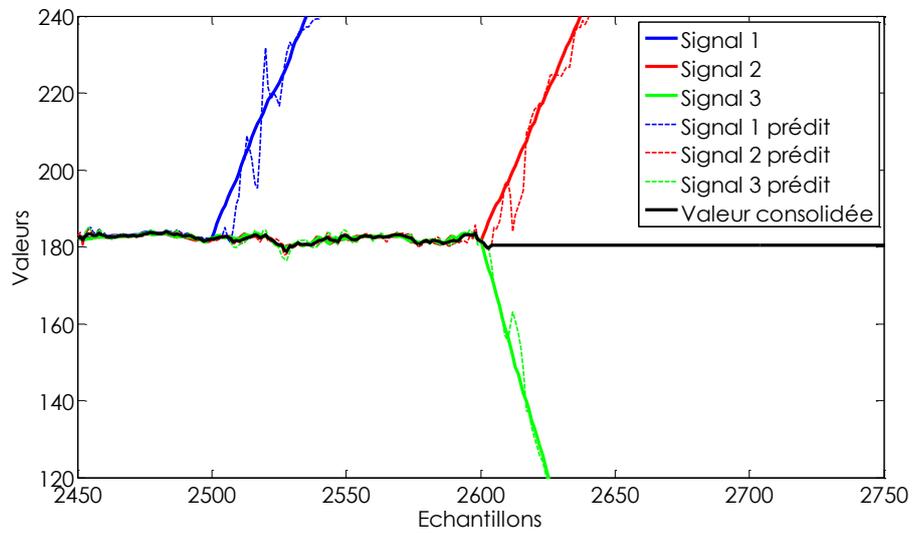


FIGURE 3.30 – 2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions quelconques.

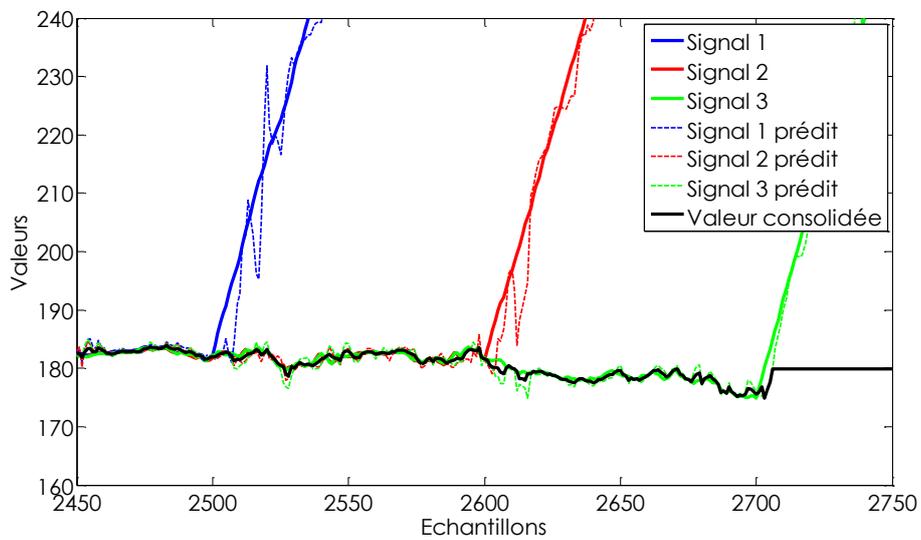


FIGURE 3.31 – 1 source initialement valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction.

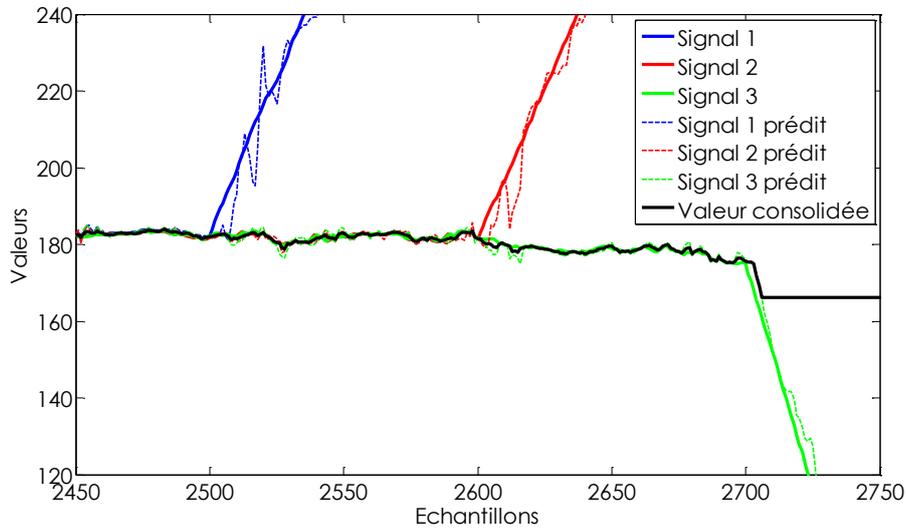


FIGURE 3.32 – 1 source initialement valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la direction opposée.

#### 3.4.4 Conclusion sur l'utilisation des estimateurs robustes

La MCD et la M-estimation ont des comportements très proches. En revanche, entre les deux méthodes, la plus simple à mettre en oeuvre est la M-estimation. Avec la prise en compte des informations liées à la détection monocapteur, elle permet de fournir une valeur fusionnée correcte pour tous les cas d'embarquement énumérés dans 3.3. Cependant, la méthode nécessite un coût calculatoire trop élevé (recherche du minimum, application des fonctions de pénalités) pour une implémentation dans un ordinateur avion. Par ailleurs, étant donné que la valeur fusionnée correspond à une moyenne des signaux valides restants, il peut arriver que la valeur fusionnée ne corresponde pas tout à fait au vrai signal car elle est aussi fonction des valeurs prédites qui peuvent parfois s'écarter de la valeur mesurée. La figure 3.33 illustre ce problème entre les instants 4974 et 4980 et après 4982, la prédiction étant réalisée sur un horizon de 8 échantillons :  $\hat{y}_n^{(i)} = \mathbf{X}_n \mathbf{b}_{n-7}$ . Dans ce cas précis, la valeur fusionnée a une erreur de près de 3 unités par rapport à la valeur réelle du signal. Bien entendu, pour pallier ce problème, nous pourrions utiliser un horizon de prédiction moins grand mais cela diminuerait d'autant la période de validité de la valeur prédite lors de l'apparition d'une panne.

Un horizon de 8 échantillons est apparu comme un bon compromis. La section suivante présente une méthode de vote basée sur la détection PLS et ses caractéristiques. Différents points d'amélioration de la fusion sont également abordés dans cette section.

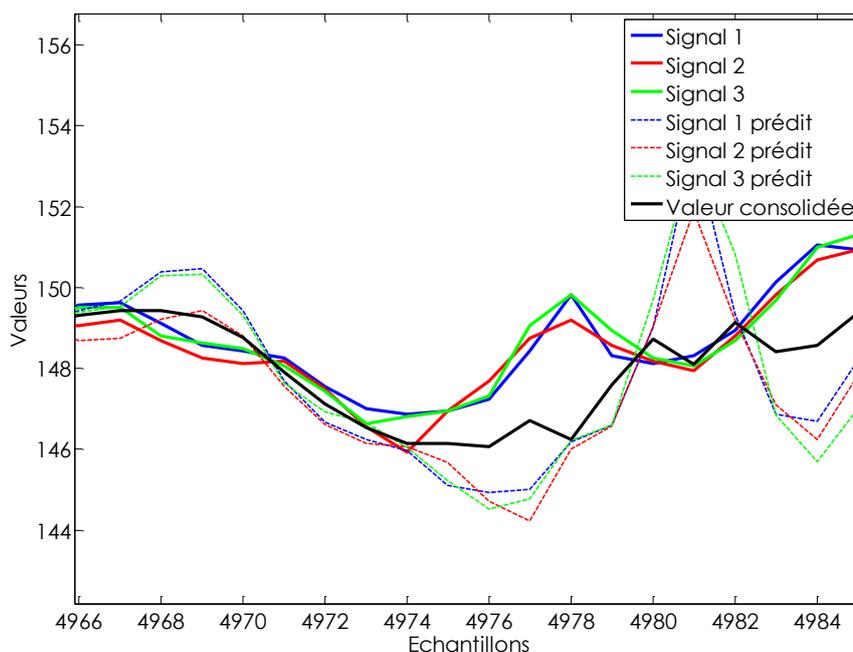


FIGURE 3.33 – Illustration de la valeur fusionnée comme moyenne des signaux valides restants.

## 3.5 Fusion exploitant les propriétés de la PLS

### 3.5.1 Objectif de la méthode

La PLS fournit des informations concernant la détection de dysfonctionnements pouvant survenir sur les différents capteurs. Ces informations sont issues de la statistique des coefficients associés à chaque paramètre de vol en entrée de la PLS. Nous proposons dans cette section d'utiliser la statistique de ces coefficients pour calculer une valeur consolidée du paramètre de vol à surveiller. Cette fusion consiste à choisir une valeur parmi les sources valides. Le mécanisme de fusion vise à remplacer l'actuel Triplex (voir la figure 1.3) qui calcule une valeur consolidée grâce à trois mesures en entrée.

La méthode détaillée dans cette section permet d'effectuer un vote à partir de trois mesures réelles (issues de capteurs physiques), de leur prédiction à court terme (issues de capteurs dits « logiciels »). Notons que l'on peut prendre en compte de nouvelles entrées (par exemple issues d'autres systèmes) sans modification de la logique et de l'architecture globale de la méthode. Cette méthode réalise à la fois le vote et le *monitoring* et doit être robuste à divers embarquements, simultanés ou non, des valeurs à consolider.

### 3.5.2 Principe de la méthode

#### Utilisation de la PLS

La méthode repose essentiellement sur l'utilisation des propriétés de la PLS. La statistique des coefficients de la régression (utilisée pour la détection monocapteur) et la prédiction à court terme sont nécessaires au calcul de la valeur votée. Dans un premier temps, six entrées sont utilisées afin de produire une valeur consolidée. Trois entrées correspondent aux valeurs physiques, c'est-à-dire les valeurs des paramètres de vol mesurées par un capteur (cf. la section 1.2.2). Les trois autres entrées sont issues des capteurs dits « logiciels » grâce à la prédiction PLS. Ainsi, en amont du vote, la PLS est appliquée aux trois mesures des paramètres de vol et va permettre d'obtenir deux informations capitales pour le vote :

- les estimations *a priori*, c'est-à-dire les valeurs prédites à court terme (cf. la section 2.4)
- la statistique des coefficients de la régression associés, et par conséquent le critère utilisé pour la détection (cf. la section 2.5.2).

La figure 3.34 illustre l'utilisation de la PLS pour le vote dans l'exemple de la consolidation de la vitesse  $V_c$ .

#### Principe du vote proposé

Le vote consiste à choisir la meilleure des sources afin de produire une valeur consolidée optimale. Ce choix s'effectue par une comparaison de critères affectés à chacune des entrées. Ce critère correspond à la vraisemblance des coefficients issus de la régression pour chaque entrée et est le même que

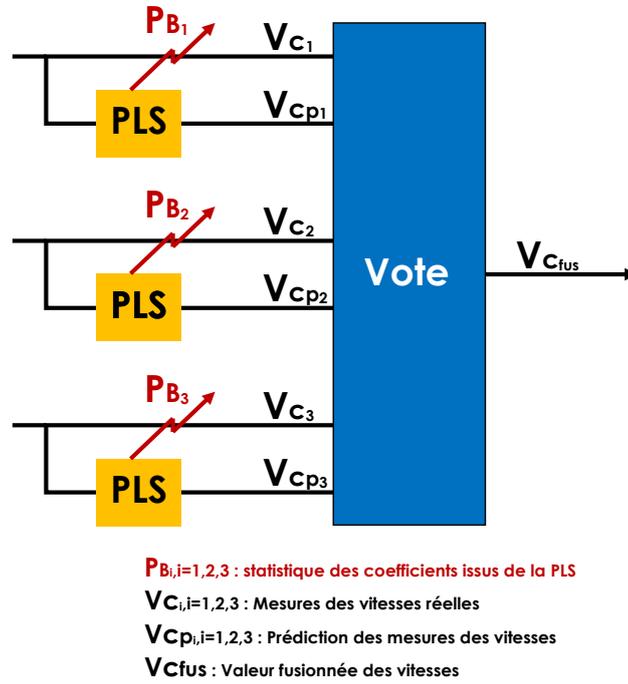


FIGURE 3.34 – Utilisation de la PLS dans le vote des paramètres de vol.

le critère utilisé pour la détection de dysfonctionnements (2.65), c'est-à-dire :

$$L_i = \sum_{j=1}^q \left[ \ln \left( \sqrt{2} \sigma_{n-1}^{(j)} \right) + \sqrt{2} \frac{|b_n^{(j)} - m_{n-1}^{(j)}|}{\sigma_{n-1}^{(j)}} \right], \quad (3.6)$$

où  $L_i$  représente le logarithme de la fonction de vraisemblance associée au signal physique  $i$  en entrée de fusion,  $m_n^{(j)}$  et  $\sigma_n^{(j)}$  sont respectivement la moyenne et la variance des coefficients  $b_n^{(j)}$  associés à l'entrée  $j$  et  $n$  correspond à l'échantillon courant.

La fonction de vraisemblance associée aux signaux prédits  $L_{i_{\text{prediction}}}$  correspond à la fonction de vraisemblance du signal d'origine retardée de la durée de prédiction. Ainsi :

$$L_{i_{\text{prediction}}} = L_i(n - t_{\text{pred}}), \quad (3.7)$$

où  $L_{i_{\text{prediction}}}$  représente la fonction de vraisemblance associée au signal prédit  $i$  et  $t_{\text{pred}}$  correspond à l'horizon de prédiction (8 échantillons dans nos simulations). Le critère fournit l'information liée à

la détection PLS, à savoir si le capteur est sain ou non. Le signal ayant le critère le plus élevé sera choisi comme valeur votée.

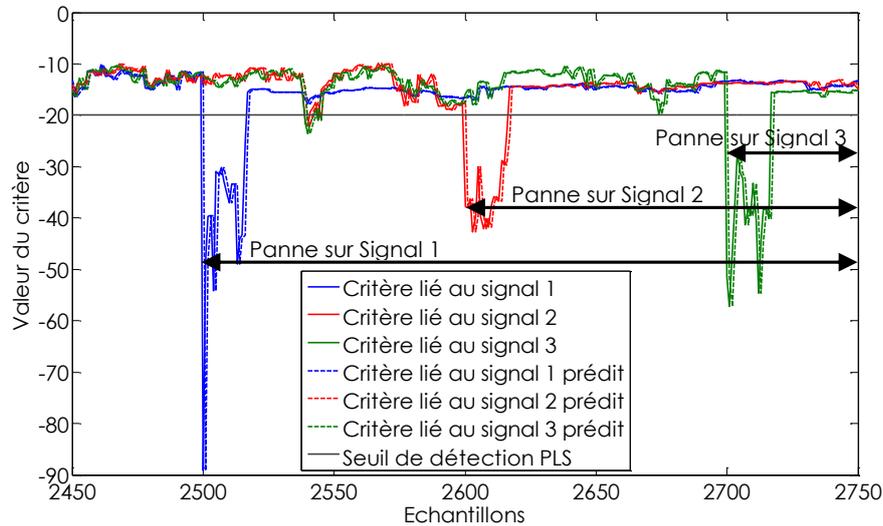


FIGURE 3.35 – Critères des différents signaux d’entrée, avec insertion de pannes successives.

La figure 3.35 représente l’évolution du critère de vote associé aux trois signaux réels (traits pleins) et aux trois signaux issus de la prédiction (traits pointillés). Le trait horizontal noir correspond au seuil de détection fixé à  $-20,5$  (correspondant à un taux de fausse alarme de 0%). Trois pannes de types biais additif sont injectées de la manière suivante :

- embarquement de la première source (bleu) à l’instant 2500 jusqu’à la fin de la visualisation,
- embarquement de la seconde source (rouge) à l’instant 2600 jusqu’à la fin de la visualisation,
- embarquement de la troisième source (vert) à l’instant 2700 jusqu’à la fin de la visualisation.

De cette manière, nous pouvons visualiser quatre configurations classiques :

- vol sain (échantillons  $< 2500$ ),
- vol avec deux sources valides ( $2500 \leq$  échantillons  $< 2600$ ),
- vol avec une source valide ( $2600 \leq$  échantillons  $< 2700$ ),
- vol sans sources valides (échantillons  $\geq 2700$ ).

La méthode proposée pour le vote choisit la source dont le critère est le plus élevé. De ce fait les

signaux affectés par le dysfonctionnement ne sont pas choisis lors de l'apparition d'une panne.

### 3.5.3 Limites de la méthode

Le critère utilisé par la méthode de vote décrite dans la section 3.5.2 dépend directement des performances de la détection via la régression PLS et notamment de la statistique des coefficients de la régression. De ce fait, le vote sera efficace durant la période de détection, mais risque d'être faussé par la suite. En effet, la PLS va finir par estimer le signal avec dysfonctionnement et le comportement des coefficients va tendre à nouveau vers un comportement nominal, sans pannes (notamment dans le cas de biais). La figure 3.36 reprend la figure 3.35 en incluant la validité du vote : la zone verte correspond à un vote valide, et la zone rouge à un vote erroné, c'est-à-dire qu'un signal en panne a été choisi comme référence. Nous remarquons qu'au bout d'une vingtaine d'échantillons après l'apparition de la panne ( $> 2520$  échantillons pour le critère lié au signal 1,  $> 2620$  pour celui du signal 2 et  $> 2720$  pour celui lié au signal 3), le critère augmente et redevient inférieur au seuil de détection (ligne noire horizontale) et la méthode peut potentiellement choisir la valeur liée à ce critère comme valeur fusionnée. Ainsi, dans chaque cas le vote peut être perturbé :

- deux sources valides : le signal en panne est choisi comme vote ( $2540 \leq \text{échantillons} < 2548$  et  $2590 \leq \text{échantillons} < 2600$ ),
- une source valide : un signal en panne est choisi comme vote ( $2670 \leq \text{échantillons} < 2680$ ),
- sans source valide : le vote ne peut sélectionner de signal sain, ce qui est bien sûr normal.

Les différentes améliorations proposées afin de rendre la méthode de vote robuste sont présentées dans la section suivante.

### 3.5.4 Amélioration de la méthode

#### Prise en compte de la distance par rapport à la fusion

La méthode proposée utilise la PLS pour détecter les dysfonctionnements afin d'évincer les signaux erronés lors de la fusion des différents signaux. Cependant, au bout d'une certaine durée, la PLS se recalibre sur les signaux en panne et le critère servant à détecter les dysfonctionnements redevient nominal. Les signaux erronés peuvent donc de nouveau être utilisés pour la fusion, biaisant cette

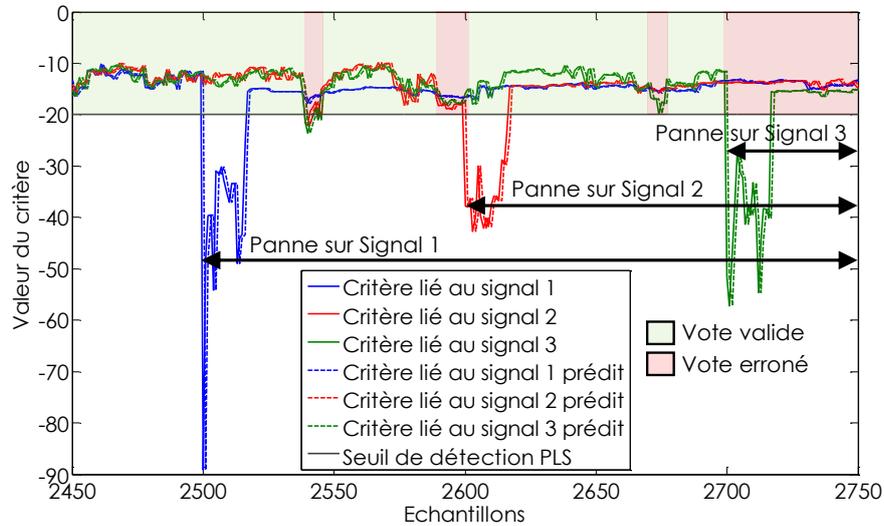


FIGURE 3.36 – Critères des différents signaux d'entrée, avec insertion de pannes successives et validité de la valeur votée (zone verte pour un vote valide, et zone rouge pour un vote erroné).

dernière. L'idée est, lors d'un dysfonctionnement, de confirmer le signal défectueux et de maintenir sa détection en panne afin de ne pas en tenir cas lors de la fusion. Nous proposons d'utiliser la distance entre chaque signal et la valeur fusionnée comme moyen additionnel pour la détection de pannes.

L'information de la distance de chaque signal par rapport à la valeur fusionnée est prise en compte pour la détection des dysfonctionnements, pour le choix des sources à fusionner. Si la distance euclidienne entre le signal et la valeur fusionnée dépasse un certain seuil, alors le signal est considéré comme non valide et n'est plus utilisé pour le calcul de la valeur fusionnée. La figure 3.37 montre l'histogramme normalisé de la différence entre le signal et la valeur fusionnée, superposé à la loi de Laplace et de Gauss. Cet histogramme est proche de la densité de probabilité d'une loi de Laplace. Le seuil de détection est choisi de façon à évincer le signal si sa probabilité d'apparition est inférieure à 1 %. Pour une moyenne nulle et une variance de 0,47 (calculée à partir des simulations), le seuil est fixé à 3,09.

Nous utilisons également cette information pour le vote de la valeur fusionnée parmi les signaux valides. Il est possible d'utiliser cette information de distance pour améliorer le critère de détection (3.6)

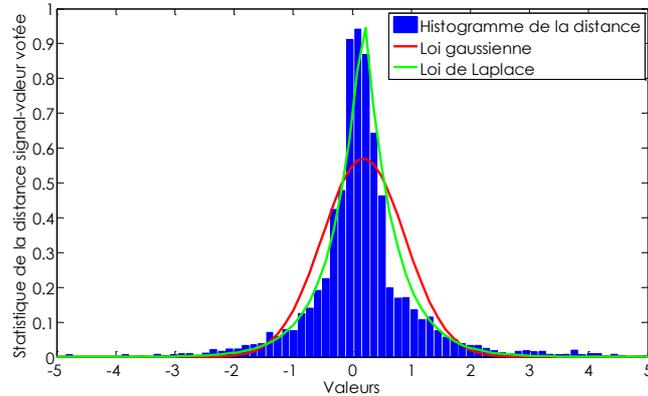


FIGURE 3.37 – Densités de probabilité de l'écart du signal par rapport à la valeur votée, superposées aux lois de Gauss et Laplace.

utilisé lors du vote. Ainsi, nous proposons d'utiliser un critère unique, combinaison du critère (3.6) et de celui correspondant à l'information de distance. Nous calculons alors la log-vraisemblance de l'écart du signal par rapport à la valeur fusionnée, dans le cas d'une loi de Laplace :

$$L_{i_{\text{dist}}} = \ln \left( \sqrt{2} \sigma_{\text{dist}_{n-1}}^{(i)} \right) - \sqrt{2} \frac{|y_n^{(i)} - y_{n-1}^{(\text{fus})}|}{\sigma_{\text{dist}_{n-1}}^{(i)}}, \quad (3.8)$$

où  $L_{i_{\text{dist}}}$  représente le logarithme de la densité de probabilité de l'écart du signal  $y_n^{(i)}$  à l'instant  $n$  par rapport à la valeur fusionnée  $y_{n-1}^{(\text{fus})}$  à l'instant  $n-1$ ,  $\sigma_{\text{dist}_n}^{(i)}$  correspond à la variance de la distance euclidienne entre le signal et la valeur fusionnée. En se plaçant dans le même scénario que celui présenté dans la section 3.5.2, la figure 3.38 illustre le critère (3.8). Le trait horizontal noir correspond au seuil de détection calculé ci-dessus (ici en logarithme). Plus le critère est bas, plus la distance est élevée.

Nous définissons ensuite un critère unique  $L_{\text{test}}$ , combinaison des critères (3.6) et (3.8) défini par  $L_{\text{test}} = L_i + L_{i_{\text{dist}}}$ . Le vote choisit le signal dont le critère  $L_{\text{test}}$  est le plus élevé. Ce critère  $L_{\text{test}}$  est illustré sur la figure 3.39 et le choix du vote est représenté par les zones de couleur correspondant au signal choisi (zone bleue pour le signal 1, rouge pour le signal 2 et vert pour le signal 3). Désormais, lors de la détection d'une panne, le critère permet le maintien de la détection de la source affectée en état de dysfonctionnement et la valeur votée est correcte. Également, si le signal redevient valide,

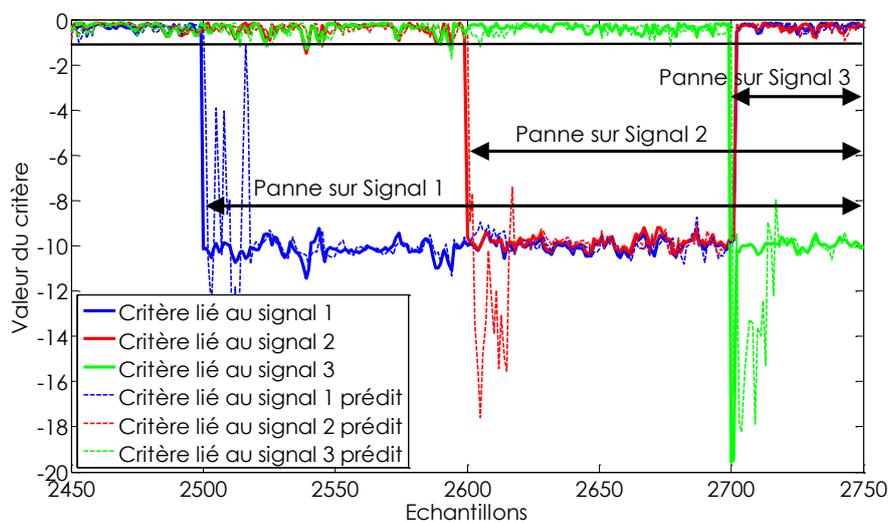


FIGURE 3.38 – Critère de la distance des différents signaux d’entrée, avec insertion de pannes successives.

alors le critère retrouve sa valeur nominale et le vote peut à nouveau tenir compte de cette information pour les décisions futures. Cependant, nous pouvons voir qu’à partir de l’échantillon 2700, c’est-à-dire quand toutes les sources deviennent non valides, le signal fusionné est incorrect. Ainsi, quand toutes les sources sont déclarées comme non valides, nous prenons comme valeur fusionnée la dernière valeur valide. De plus, quand une source est déclarée comme non valide, nous maintenons cette détection du dysfonctionnement pendant un certain temps de verrouillage, supérieur à l’horizon de prédiction de l’estimation *a priori*.

Le principe global de la fusion est illustré sur l’algorithme de la figure 3.40 pour chaque instant. Le choix de la valeur fusionnée s’effectue en deux étapes :

- détection des dysfonctionnements, afin de ne pas prendre en compte les signaux défectueux,
- vote de la valeur fusionnée parmi les signaux restants.

Tout d’abord, on initialise le critère de détection  $L_{\text{fus}}$  (qui correspond au critère le plus élevé parmi tous les critères des signaux valides) et la valeur en sortie de fusion  $y^{(\text{fus})}$ . Pour chaque signal  $i$  (dans notre cas les trois signaux physiques  $y^{(1)}$ ,  $y^{(2)}$ ,  $y^{(3)}$  et leurs estimations *a priori*) on calcule le critère

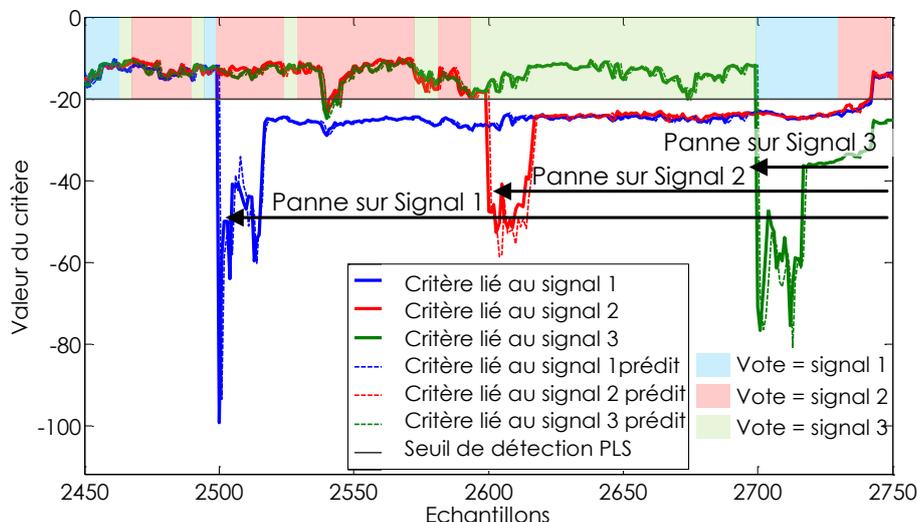


FIGURE 3.39 – Critère final utilisé pour le vote des différents signaux d'entrée, avec insertion de pannes successives.

$L_i$  lié à la statistique des coefficients de la régression PLS (3.6) (respectivement le critère  $L_{i_{\text{dist}}}$  lié à l'écart du signal par rapport à la valeur votée de l'instant précédent (3.8)) que l'on compare à un seuil de détection  $seuil_1$  défini au chapitre précédent (respectivement à un seuil  $seuil_2$  calculé ci-dessus). Si au moins l'un de ces deux critères est inférieur au seuil correspondant alors la source considérée est écartée du vote. La deuxième partie choisit la valeur votée comme le meilleur signal en terme de stabilité des coefficients  $\mathbf{b}$  et de distance à la valeur votée à l'instant précédent. Ceci se traduit par le choix du signal ayant le critère  $L_{\text{test}}$  le plus élevé.

### Facteur de confiance sur les estimations *a priori*

Les estimations *a priori* des signaux physiques permettent de réaliser une prédiction sur un horizon plus ou moins long. Les valeurs obtenues ont donc une fiabilité directement liée à cet horizon. Afin d'en tenir cas dans le cadre de la fusion, et donc de donner une importance moindre vis-à-vis des signaux physiques, nous appliquons un facteur dit de « confiance » sur les critères liés aux estimations. Ce facteur est directement lié à la longueur de la prédiction : plus le temps de prédiction

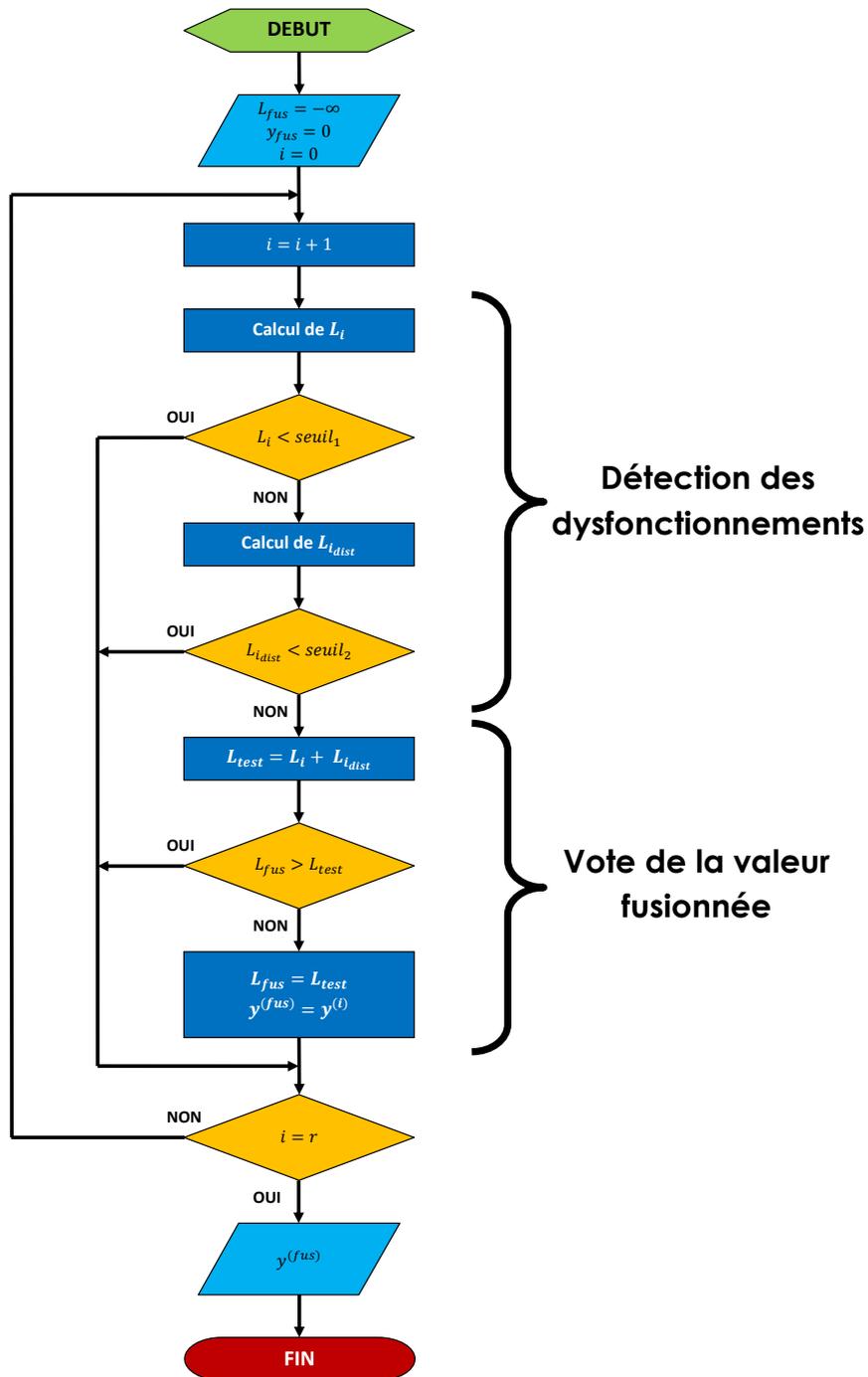


FIGURE 3.40 – Principe du vote basé sur les critères de la statistique des coefficients de la régression et de l'écart du signal par rapport à la valeur fusionnée.

$t_{\text{pred}}$  est grand, plus le facteur de confiance associé est petit et par conséquent un critère plus faible ( $\tilde{L}_{i_{\text{prediction}}} = L_{i_{\text{prediction}}} \frac{\kappa}{t_{\text{pred}}}$ , où  $\tilde{L}_{i_{\text{prediction}}}$  est le critère (3.7) avec prise en compte du facteur de confiance, et  $\kappa$  un coefficient réglé par l'utilisateur). La figure 3.41 montre la valeur consolidée sans le facteur de confiance (courbe violette) et avec le facteur de confiance (courbe noire). La courbe verte en pointillés correspond à la valeur réelle du paramètre de vol utilisée pour la simulation. Cette valeur n'est bien sûr pas disponible lors du vol. Nous pouvons constater qu'avec le facteur de confiance sur la prédiction, la valeur consolidée correspond aux signaux réels quand ceux-ci sont valides. On observe alors que la courbe verte en pointillés est confondue avec la courbe noire correspondant à la valeur consolidée avec l'amélioration. On peut également noter, notamment à l'instant 1676, que cette amélioration permet d'éviter des erreurs de plus de 3 unités (la courbe violette de la valeur consolidée avant amélioration a un écart par rapport à la valeur réelle simulée de 3 unités). Cette amélioration permet ainsi de corriger un des défauts de la M-estimation qui était illustré sur la figure 3.33.

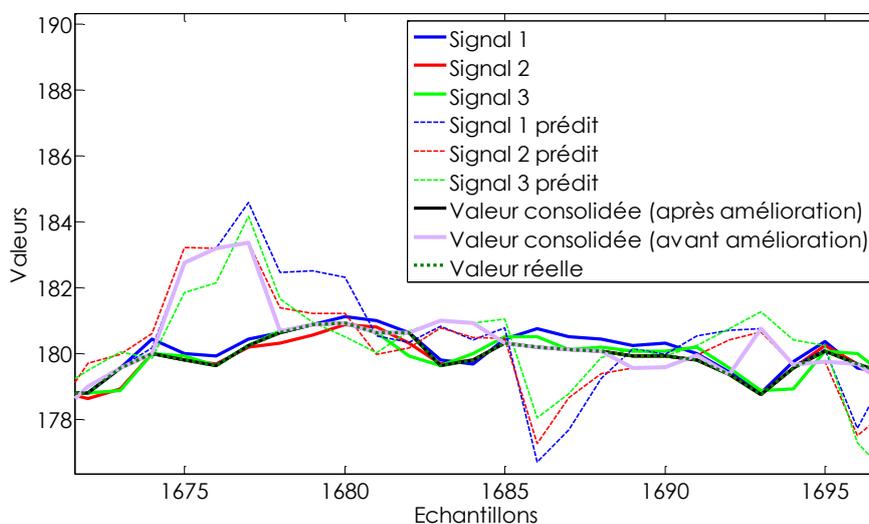


FIGURE 3.41 – Impact sur la valeur consolidée de l'amélioration liée à l'ajout de la confiance des estimations *a priori*.

### Utilisation de plusieurs estimations *a priori*

Afin d'améliorer la fusion des paramètres de vol, et notamment prolonger la durée de validité de la valeur fusionnée quand toutes les sources deviennent non valides, nous utilisons plusieurs estimations *a priori* à différents horizons couplées à des facteurs de confiances inversement proportionnels à l'horizon de prédiction. Dans la figure 3.42, la valeur consolidée (courbe noire), issue de la fusion des trois signaux physiques et quatre prédictions (horizon de 3, 4, 5 et 6 échantillons) pour chaque signal physique, est comparée à la valeur consolidée utilisant une seule prédiction (courbe violette, horizon de 4 échantillons). En attribuant à chaque prédiction un facteur de confiance dégressif, la validité de la valeur consolidée est prolongée sans dégrader la fusion tant que les données issues des signaux physiques puis des prédictions par horizon croissant restent valides. Ainsi, dans ce cas, nous prolongeons la validité de la fusion de 3 échantillons.

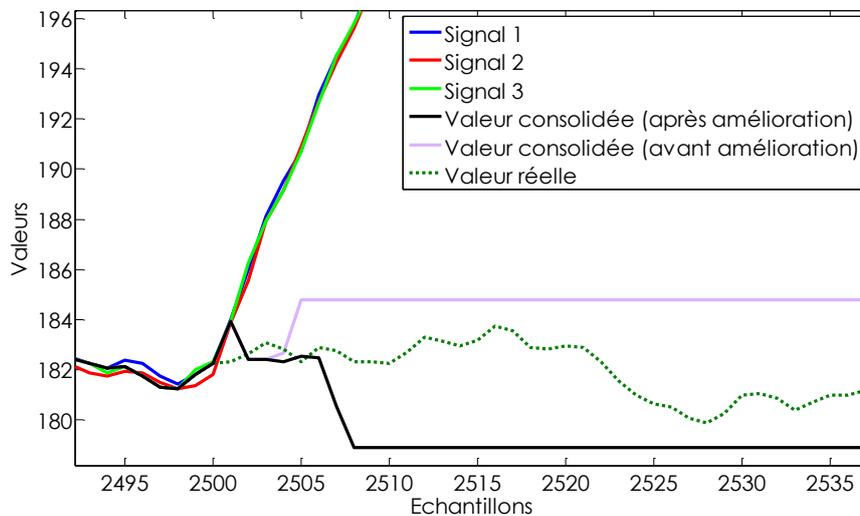


FIGURE 3.42 – Impact sur la valeur consolidée de l'amélioration liée à l'ajout de plusieurs estimations *a priori*.

### Prise en compte du temps de détection

La détection de dysfonctionnements n'est pas instantanée, notamment dans le cas de dérives. Ainsi la méthode de fusion utilise des informations qui sont considérées valides à tort durant le temps de détection. La figure 3.43 représente la fonction de répartition des détections des différentes pannes en fonction du temps. Ainsi, les biais de 16 unités, les dérives de 16 unités par seconde et les oscillations d'amplitude de 8 unités et de fréquence 1 Hz sont détectés à plus de 95 % avec un retard de 1,3 secondes, ce qui correspond à un temps de détection de 0,3 secondes (la stratégie compte un temps de confirmation de 1 seconde). L'idée consiste à réaliser une fusion retardée, c'est-à-dire que lorsque la panne est détectée, nous considérons que la source était non valide 0,3 secondes plus tôt. La figure 3.44 illustre la valeur consolidée avec la prise en compte du temps de confirmation (courbe noire) que l'on compare à la valeur consolidée sans cette amélioration. La courbe en pointillés verts représente la valeur réelle simulée (non disponible en vol) des paramètres de vol. Ainsi, nous obtenons une valeur de la fusion valide sur 6 échantillons (l'écart avec la valeur réelle est inférieur à 1 unité). La valeur de la fusion est figée quand plus aucune source n'est valide. Cependant, cette amélioration entraîne un retard dans la détection de 0,3 seconde qu'il est important de prendre en considération lors du choix de la méthode en fonction des contraintes industrielles.

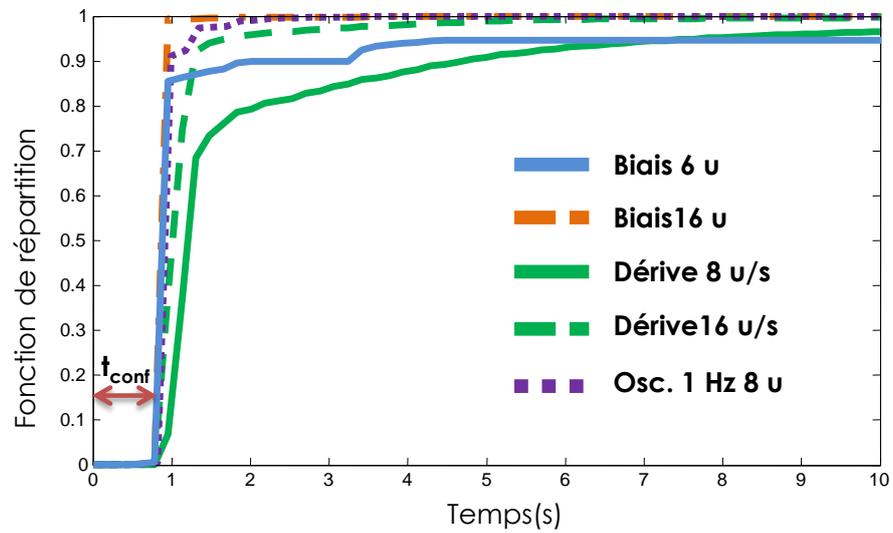


FIGURE 3.43 – Fonction de répartition de détection de différentes pannes en fonction du temps.

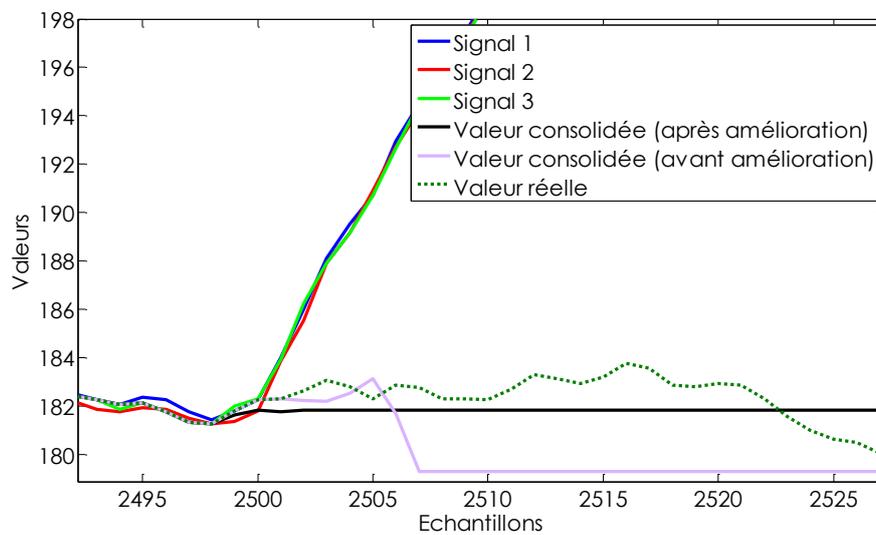


FIGURE 3.44 – Impact sur la valeur consolidée de l'amélioration liée à la prise en compte du temps de détection.

### 3.5.5 Résultats obtenus

La méthode est appliquée aux différents cas énoncés dans la section 3.3 en tenant compte de toutes les améliorations présentées dans les sections précédentes, et les différents essais sont illustrés sur les figures 3.45 à 3.54, à comparer aux résultats de la M-estimation prenant en compte la validité des capteurs, présentés dans les figures 3.23 à 3.32. La valeur consolidée issue du vote est représentée par une courbe noire. Nous pouvons constater que la méthode est robuste aux différents scénarios, notamment lors d'embarquements simultanés. Dans tous les cas où au moins une source demeure valide (figures 3.45, 3.46, 3.47 et 3.50), la valeur fusionnée est correcte et correspond à une des valeurs physiques encore valides. Quand plus aucune source n'est valide (figures 3.48, 3.49, 3.51, 3.52 et 3.54), la valeur fusionnée est figée à sa dernière valeur valide, dès le déclenchement du dysfonctionnement, ce qui n'était pas le cas avec la M-estimation, figures 3.26, 3.27, 3.29, 3.30 et 3.32. Dans le cas de la figure 3.53, la valeur est figée à une valeur présentant une erreur de 1 unité, ce qui est totalement acceptable, à comparer à la figure 3.31.

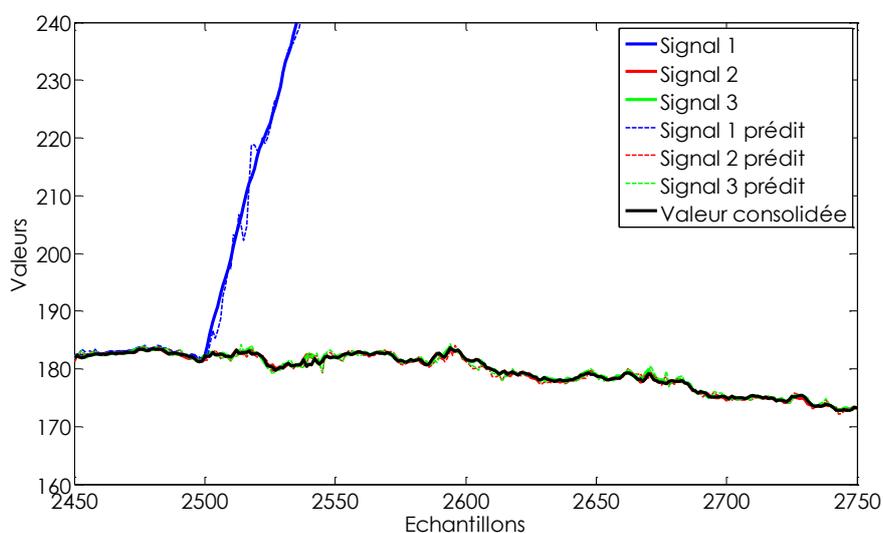


FIGURE 3.45 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à un embarquement.

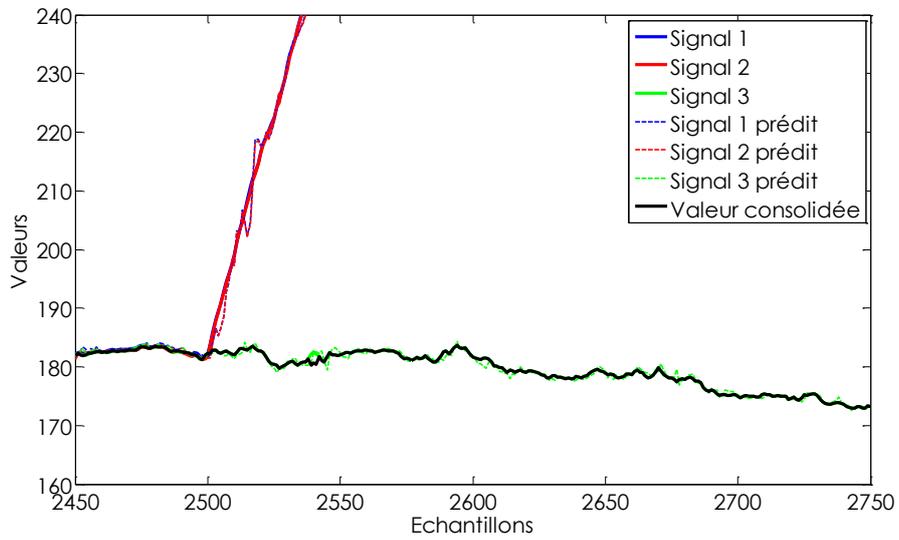


FIGURE 3.46 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans la même direction.

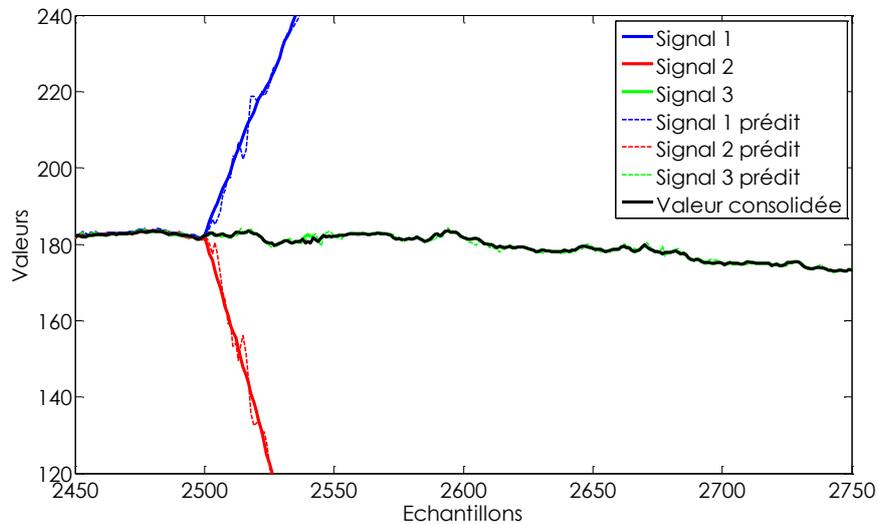


FIGURE 3.47 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions opposées.

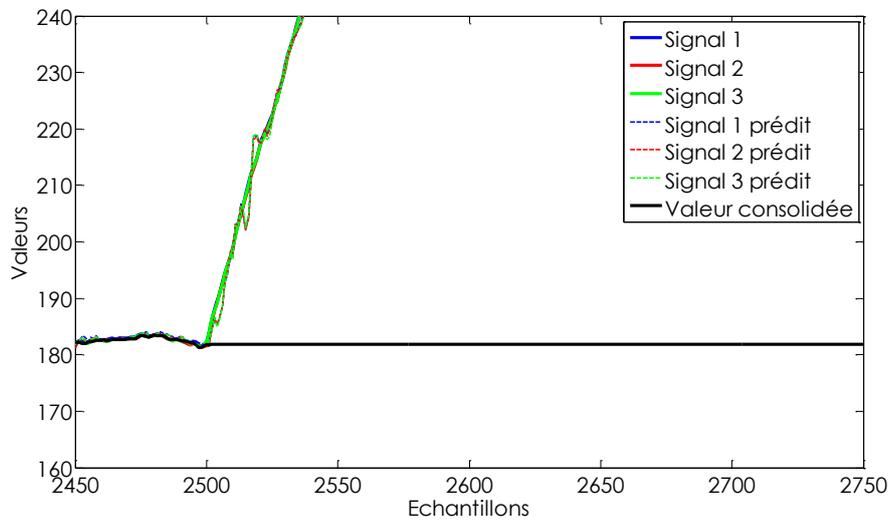


FIGURE 3.48 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés dans la même direction.

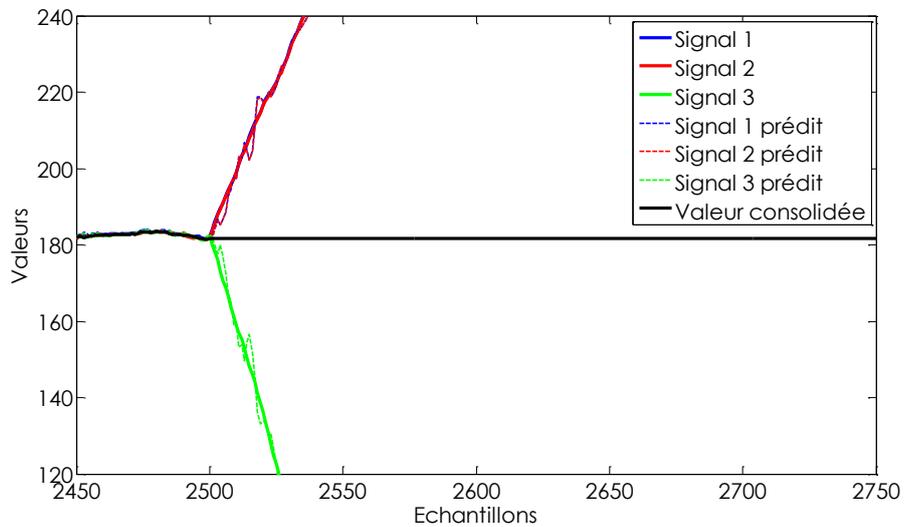


FIGURE 3.49 – 3 sources initialement valides : application de la méthode de vote à trois embarquements simultanés dans des directions opposées.

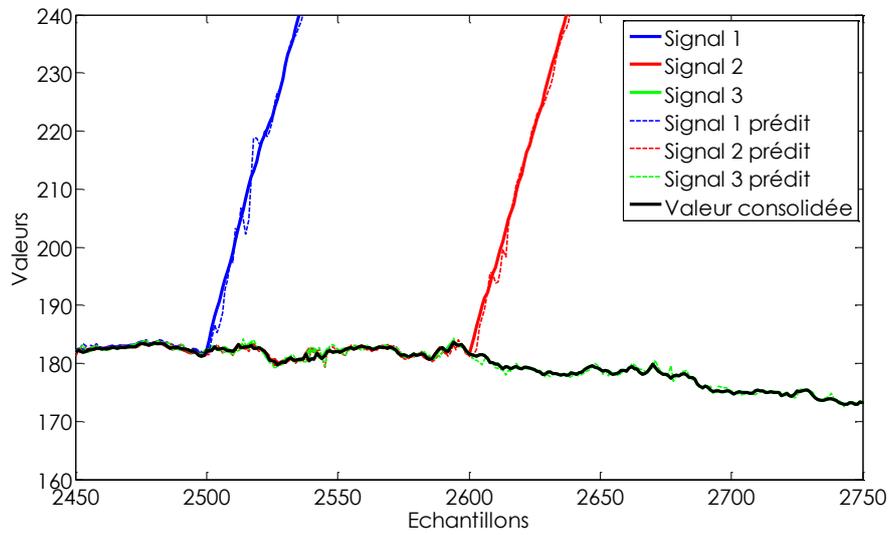


FIGURE 3.50 – 2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction.

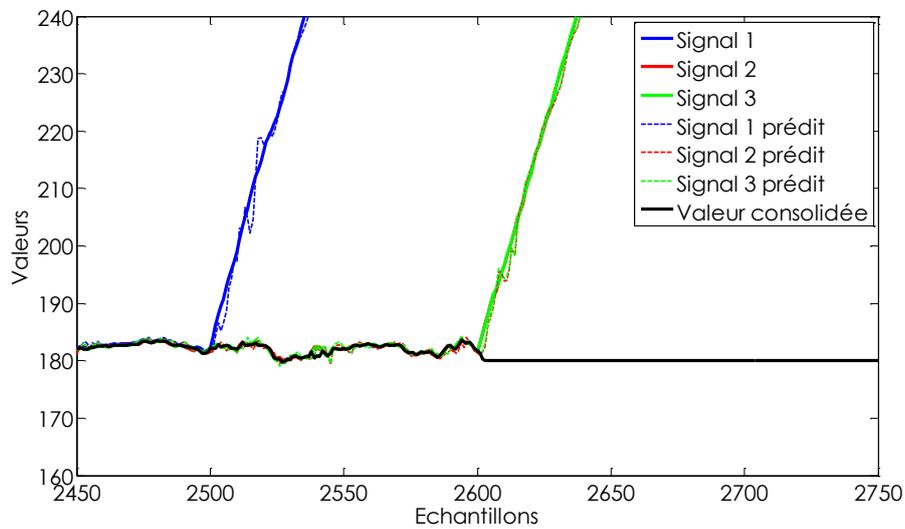


FIGURE 3.51 – 2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans la même direction.

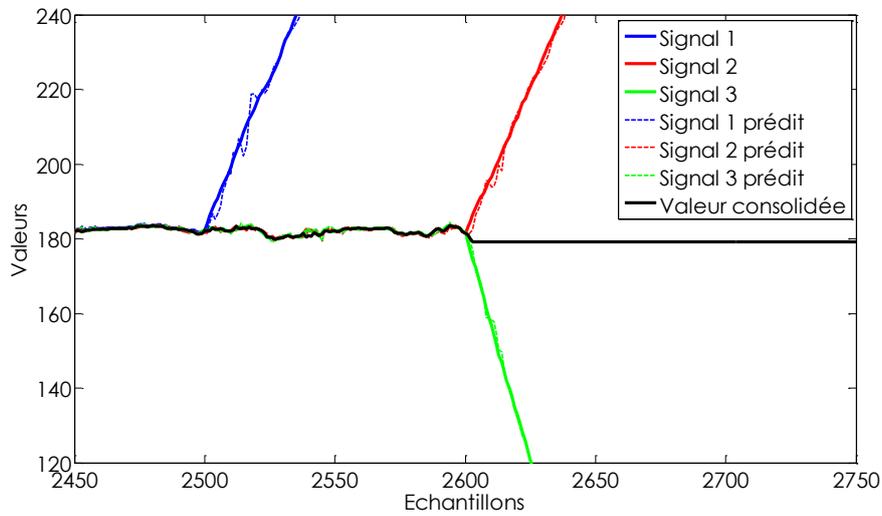


FIGURE 3.52 – 2 sources initialement valides : application de la méthode de vote à deux embarquements simultanés dans des directions quelconques.

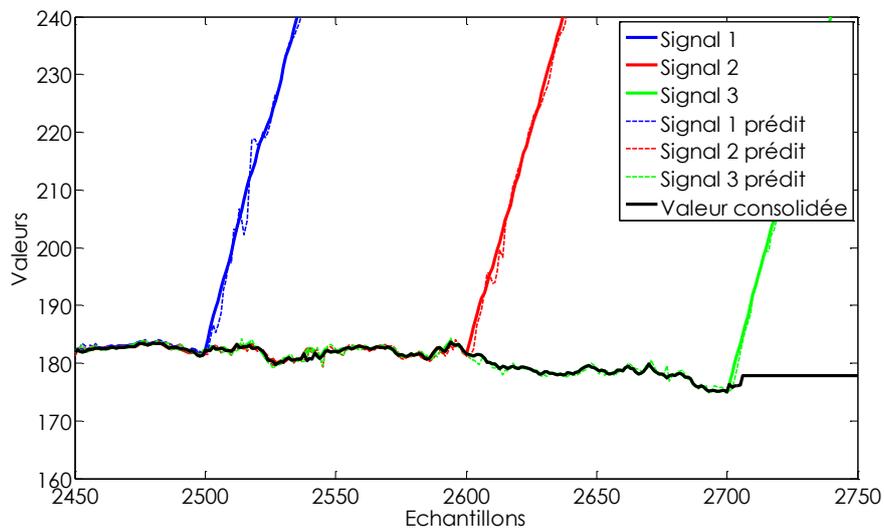


FIGURE 3.53 – 1 source initialement valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la même direction.

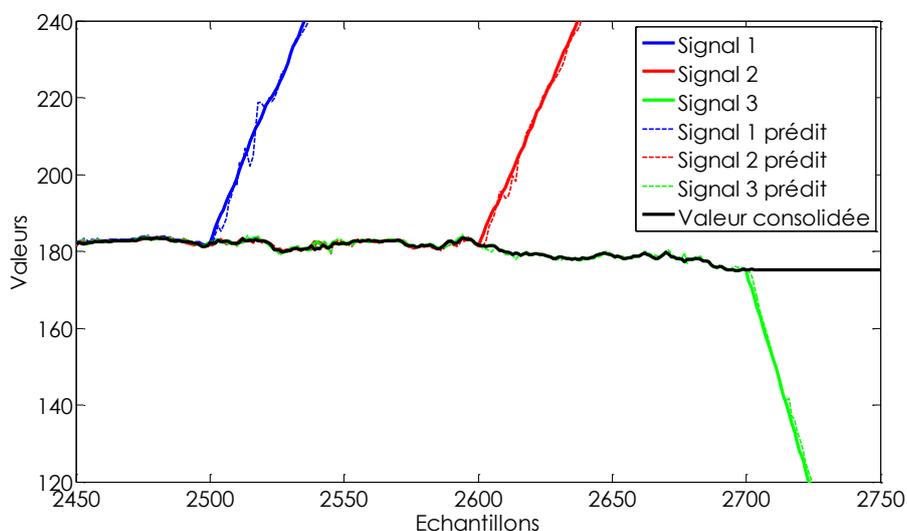


FIGURE 3.54 – 1 source initialement valide : application de la méthode de vote à un embarquement dans la direction opposée.

### 3.6 Conclusion

Ce chapitre a présenté des méthodes de fusion couramment utilisées et montré la limite de leur applicabilité, notamment lorsque plusieurs pannes sont présentes simultanément. La prise en compte de l'information liée à la détection monocapteur permet à ces dernières d'obtenir de très bon résultats de fusion. Cependant, elles présentent un coût calculatoire élevé, une mise en oeuvre délicate et certains défauts dans la valeur votée. Ce chapitre a ensuite présenté une nouvelle méthode de fusion des valeurs des différents capteurs qui utilise la méthode de détection de dysfonctionnements présentée dans le chapitre 2 et qui ne rajoute pas beaucoup de coût calculatoire. Cette méthode sélectionne parmi les signaux sains le signal pour lequel le critère de fiabilité défini dans la section 3.5 est le plus élevé. Les performances de cette méthode ont été étudiées lorsque les estimations *a priori* des paramètres de vol considérés constituent des entrées supplémentaires dans la fusion. Ces paramètres supplémentaires sont issus de capteur dits « logiciels ». Les simulations ont montré que la fiabilité de la valeur votée de l'algorithme proposé est très prometteuse. Les performances obtenues sont supérieures aux performances permises par l'état de l'art. En effet, certains cas non considérés par

les méthodes de l'état de l'art (notamment un embarquement simultané de plusieurs sources) sont bien pris en compte.



## CHAPITRE 4

---

# Résultats expérimentaux : simulations et tests sur bancs d'essai

### Sommaire

---

4.1	Introduction . . . . .	117
4.2	Jeux de données de vols réels . . . . .	119
4.3	Banc d'essais AIRBUS . . . . .	122
4.4	Codage sous SCADE . . . . .	126
4.5	Simulateur de bureau, plateforme OCASIME . . . . .	129
4.5.1	Performances de détection . . . . .	129
4.5.2	Robustesse de la méthode . . . . .	131
4.6	Intégration sur simulateur de vol . . . . .	136
4.7	Conclusion . . . . .	136

---

### 4.1 Introduction

Le chapitre 2 a présenté des méthodes innovantes pour la détection monocapteur de dysfonctionnements. La régression PLS et l'étude de la statistique des coefficients de cette régression ont notamment été retenues. Le but des travaux exposés dans ce chapitre est de procéder à la validation industrielle de l'approche retenue en termes de :

- robustesse pour valider la conformité aux exigences opérationnelles,
- performances pour valider la conformité aux exigences de disponibilité et aux probabilités d'occurrence des pannes étudiées.

En termes de robustesse, rappelons que les contraintes industrielles exigent des taux de fausses alarmes (TFA) très faibles afin de ne pas dégrader la fiabilité et la sécurité de l'appareil et notamment le MTBF du calculateur. En termes de performance, typiquement, la probabilité qu'une panne

apparaisse et qu'elle ne soit pas détectée doit être inférieure à  $10^{-9}$  par heure de vol. Connaissant la probabilité d'occurrence des pannes, on peut en déduire le taux de non détection (TND) acceptable. La validation du respect des taux TFA et TND n'est donc possible qu'à une échelle industrielle car elle demande un grand volume de tests et la mise à disposition d'un grand nombre de moyens. Elle est donc difficile à mettre en oeuvre dans le cadre de notre étude. Ainsi, pour les moyens de validation mis à disposition, nous fixons comme condition de validation un taux de fausses alarmes nul et un taux de détection de 100 %. L'ensemble des essais réalisés représente un niveau de maturité technologique avancé (TRL 5 sur 9 pour *technological readiness level*). Ainsi, la méthode a été validée en termes de robustesse aux dysfonctionnements, aux manoeuvres, au vent sur une des sources, dans différents environnements :

- Jeux de données issus de vols réels,
- Banc d'essais issu du projet européen ADDSAFE<sup>1</sup>,
- Codage certifié (logiciel SCADE utilisé par AIRBUS),
- Simulateur fidèle de bureau (station OCASIME),
- Simulateur de vol.

Les différentes simulations permettent de valider les performances de la méthode de détection issue de la régression PLS et de valider la prise en compte des différentes contraintes industrielles (temps réel, coût calculatoire, certification du codage...). Une attention particulière est portée à la robustesse de la méthode en conditions de vent. En effet, dans le cadre de notre étude, comme expliqué précédemment, nous avons choisi de nous limiter à l'étude des paramètres anémométriques  $\alpha$  et  $V_c$ . Or la méthode de détection proposée n'utilise que des informations inertielles ( $N_x$ ,  $N_y$ ,  $N_z$ ,  $p$ ,  $q$ ,  $r$ ,  $\theta$  et  $\phi$ ) pour estimer et détecter des dysfonctionnements sur des paramètres de vol. Les perturbations liées au vent n'ont *a priori* pas ou peu d'influence sur les paramètres inertiels. Ainsi, le critère lié à la statistique des coefficients de la régression PLS peut prendre, dans ces conditions, des valeurs non cohérentes pouvant entraîner des fausses alarmes.

La première section présente les performances de la stratégie de détection présentée dans la section 2.5.2 en termes de taux de détection pour différents jeux de données issus de vols réels. La

---

1. plus d'informations sur le site internet dédié <http://addsafe.deimos-space.com>

stratégie de détection est ensuite testée grâce à un modèle complet de l'avion non linéaire, représentatif d'un bi-réacteur commercial et qui permet de tester la méthode en boucle fermée. Ce modèle est issu du projet européen ADDSAFE et est utilisé pour les activités de recherche de développement AIRBUS. Cette validation permet entre autres de tester la robustesse de la méthode sur un domaine de vol étendu. La stratégie de détection est ensuite codée en langage certifié sous SCADE, validant ainsi la possible implémentation de la méthode à bord d'un avion. La section suivante présente des essais réalisés sur un simulateur de bureau, utilisant le code certifié de la section précédente. Ce simulateur est utilisé pour la validation industrielle dans une phase amont du cycle en V. Des validations en terme de robustesse au vent sont notamment réalisées. La dernière section présente l'implémentation de la méthode dans un calculateur utilisé dans un simulateur de vol.

## 4.2 Jeux de données de vols réels

La première validation ne prend pas en considération les conditions du temps réel (le traitement est effectué hors ligne) ni l'environnement de l'avion (modèle de la structure, lois de pilotages...). L'algorithme décrit dans la section 2.5.2 est testé sur des données issues de vols réels sur lesquels des dysfonctionnements ont été simulés. L'algorithme a dans un premier temps été codé sous MATLAB avec certaines parties (dont l'algorithme PLS) codées directement en C (gain en temps d'exécution) puis retranscrit en modèle SIMULINK (afin d'être implémenté par la suite dans le banc d'essais AIRBUS). Nous avons appliqué la stratégie de détection à trois jeux de données représentatifs. Chaque série de mesures correspond à un vol complet d'une durée moyenne de 3-4 heures, incluant les phases de décollage, de croisière et d'atterrissage, ce qui représente environ 100000 échantillons. Dans un premier temps, la stratégie a été utilisée pour la surveillance de la vitesse  $V_c$  sur les vols sans ajout de dysfonctionnement, afin de valider la robustesse en terme de fausses alarmes. Différents dysfonctionnements ont ensuite été artificiellement introduits dans ces données réelles :

- biais additifs,
- dérives additives,
- oscillations.

Afin de bénéficier du plus grand nombre de cas possibles, les différents dysfonctionnements ont été successivement ajoutés à chaque échantillon conduisant à autant de vols à défaillances simulées que d'échantillons disponibles dans le vol. Ainsi, pour tous les vols testés, nous avons simulés environ 100000 représentations de chaque dysfonctionnement. Les résultats sont donnés dans le tableau 4.1. Le vol 3 est un vol nominal, sans perturbations majeures. Les vols 1 et 2 sont des vols d'essais soumis à des manoeuvres inhabituelles et dynamiques. Nous avons étudié le taux de détection des trois types de pannes pour des amplitudes actuellement détectées par l'état de l'art. Ces amplitudes seront notées EDA (pour état de l'art). De plus, pour chaque vol, nous avons cherché le plus petit biais et la plus petite oscillation détectables à 100 % que nous exprimons en fonction de l'amplitude EDA. Étant donnés les profils de vitesse très différents sur chaque vol, l'étude de la plus petite dérive détectable n'est pas représentative car liée à l'évolution de la vitesse durant le vol.

TABLE 4.1 – Performances de la stratégie de détection sur plusieurs vols pour la surveillance de  $V_c$ .

Vols	Vol 1	Vol 2	Vol 3
<b>Vol sans dysfonctionnements</b>			
Taux de fausse alarme	0 %	0,4 %	0 %
<b>Pannes représentatives de l'état de l'art</b>			
Biais EDA	100 %	100 %	100 %
Dérive EDA	100 %	100 %	100 %
Oscillations 0,1 Hz, amplitude EDA	100 %	100 %	100 %
<b>Meilleures amplitudes détectables</b>			
Biais minimal détecté à 100 %	0,62 EDA	0,75 EDA	0,50 EDA
Oscillation minimale détectée à 100 %	0,31 EDA, 0,1 Hz	0,37 EDA, 0,1 Hz	0,19 EDA, 0,1 Hz

Nous pouvons noter que la stratégie proposée détecte parfaitement les pannes actuellement détectées par les méthodes de l'état de l'art et même des pannes avec des amplitudes plus faibles. En moyenne, le temps de détection varie entre 1 et 1,5 secondes. Cette méthode est également applicable à d'autres paramètres de vol, par exemple à l'angle d'incidence  $\alpha$  et les performances dans les mêmes

conditions sont présentées dans le tableau 4.2. La méthode permet également de détecter des amplitudes de pannes plus petites. Cependant, la stratégie a un taux de fausses alarmes de 0,4 % pour le vol 2. Ce taux peut être diminué en modifiant la valeur du seuil, au détriment des performances de détection, notamment pour des amplitudes de dysfonctionnements inférieures à l'état de l'art. Un réglage plus fin du seuil de détection et du temps de confirmation est donc un moyen d'améliorer le taux de fausses alarmes. Il s'agit ici d'une détection monocapteur. Il est à noter que les performances en termes de fausses alarmes pourraient être améliorées dès l'utilisation de plusieurs sources, et notamment grâce au critère de la distance (3.8).

TABLE 4.2 – Performances de la stratégie de détection sur plusieurs vols pour la surveillance de  $\alpha$ .

Vols	Vol 1	Vol 2	Vol 3
<b>Vol sans dysfonctionnements</b>			
Taux de fausse alarme	0 %	0,4 %	0 %
<b>Pannes représentatives de l'état de l'art</b>			
Biais EDA	100 %	100 %	100 %
Dérive EDA	100 %	100 %	100 %
Oscillations 0,1 Hz, amplitude EDA	100 %	100 %	100 %
<b>Meilleures amplitudes détectables</b>			
Biais minimal détecté à 100 %	0,45 EDA	0,48 EDA	0,31 EDA
Oscillation minimale détectée à 100 %	0,12 EDA, 0,1 Hz	0,19 EDA, 0,1 Hz	0,12 EDA, 0,1 Hz

### 4.3 Banc d'essais AIRBUS

Le banc d'essais AIRBUS est un modèle générique complet de l'avion utilisé pour les activités de recherche [GP11, GM12], développé dans le cadre du projet européen ADDSAFE. Il est très représentatif d'un bi-réacteur commercial et prend en compte le caractère non linéaire de l'appareil. Comme illustré sur la figure 4.1, ce modèle codé sous SIMULINK simule le comportement de l'avion en prenant en compte le calcul des lois de pilotage, la description de l'état de l'avion via un jeu complet de surfaces de contrôle (ailerons, plan horizontal réglable, spoilers...), la prise en compte des différents actionneurs et modèles de capteurs ainsi que les ordres de pilotage. L'algorithme de régression PLS pour la stratégie de détection, tel que celui testé dans la section précédente et codé sous SIMULINK, a été intégré afin de valider la robustesse de la méthode non plus seulement sur signaux réels comme dans la section précédente mais au travers du modèle complet de l'avion incluant les lois de pilotage. Ce modèle complet permet de valider la méthode sur tout le domaine de vol (altitude, vitesse et configuration de l'avion) en utilisant une large gamme d'ordres de pilotage, de perturbations liées au vent ainsi que les incertitudes sur les coefficients aérodynamiques. L'objet de cette série de tests est de valider la robustesse de la stratégie de détection proposée sur des vols sans panne, simulés par un modèle réaliste de l'avion, en termes de fausses alarmes.

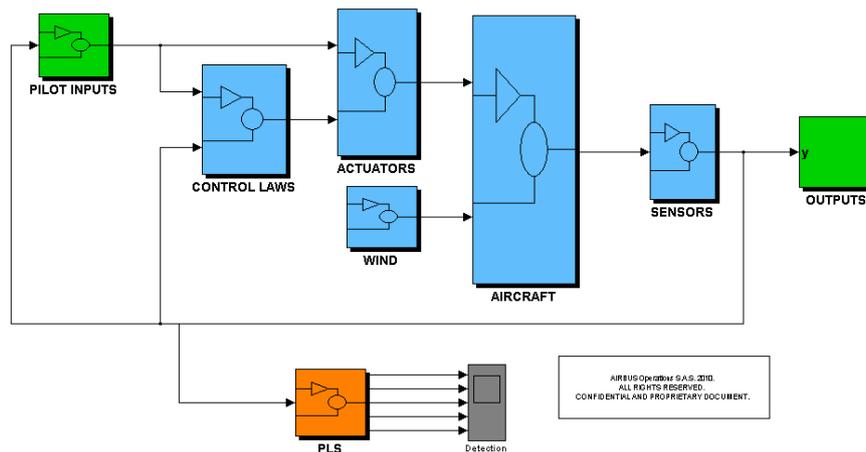


FIGURE 4.1 – Benchmark AIRBUS avec l'implantation du module de détection issu de la PLS.

La régression PLS associée à la stratégie de détection a été testée sur différents scénarios de manœuvres :

- vol en phase de croisière (Sc.1),
- action sur le manche en double butée (de butée en butée) sur l'axe de roulis (Sc.2),
- action sur le manche en double butée sur l'axe de tangage (Sc.3),
- action sur le palonnier en double butée sur l'axe de lacet (Sc.4),
- scénario de virage (Sc.5).

Les profils de vent suivants ont été testés sur différents axes de l'appareil (WX pour un vent de face, WY pour un vent latéral et -WX pour un vent arrière) :

- Windshear WX, WY, -WX #1 : vent s'établissant à 55 kts en 180 s,
- Windshear WX, WY, -WX #2 : vent s'établissant à 77 kts en 300 s,
- Windshear WX, WY, -WX #3 : vent s'établissant à 110 kts en 700 s,
- Gust WX, WY : rafale de 30 kts, s'établissant en 2 s,
- Gust WZ : rafale de 30 kts verticale, s'établissant en 2 s. Cette rafale s'accompagne de deux rafales en WX et WY d'intensité 15 kts.

Les différents profils de vent « windshear » sont illustrés sur la figure 4.2. La courbe bleue représente le profil de l'intensité du vent s'établissant en 180 secondes. La courbe rouge représente la même grandeur pour un vent s'établissant en 300 secondes et la courbe verte pour un vent qui s'établit en 700s.

L'effet du vent, dans le cas d'un « windshear » s'établissant en 700 secondes sur l'axe latéral de l'avion est illustré sur la figure 4.3. La courbe bleue représente l'évolution de la vitesse dans le cas d'un vol sans perturbation. La courbe rouge représente l'évolution de la vitesse pour le même vol, en présence d'une perturbation de type vent, agissant sur l'axe latéral de l'avion. Nous pouvons remarquer un effet d'accentuation immédiat des évolutions de la vitesse ainsi que l'ajout de nouvelles variations. Les résultats de la stratégie monocapteur proposée dans la section 2.5 appliquée aux différents scénarios envisagés sous l'effet des différentes perturbations de vent simulées sont présentés dans le tableau 4.3. Afin de tester le profil complet de chaque vent (plus de 3 minutes pour le profil 1, plus de 6 minutes pour le profil 2 et plus de 12 minutes pour le profil 3), les manœuvres de chaque

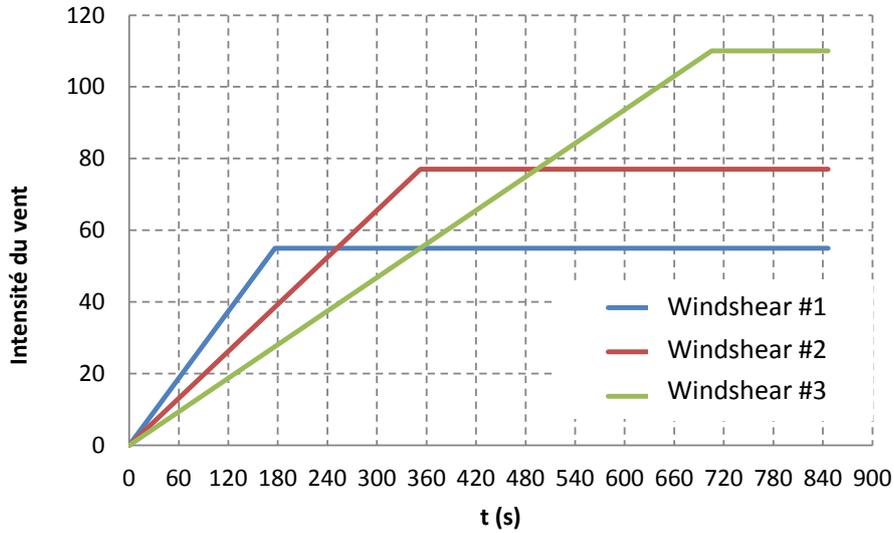


FIGURE 4.2 – Profils de vent utilisés pour la validation.

scénario ont été dupliquées afin de rallonger la durée initiale prévue pour chaque scénario dans le benchmark. Ainsi, pour valider le profil de vent 1 (respectivement les profils 2 et 3), les scénarios 1 à 5 ont une durée de 4 minutes (respectivement 7 et 13 minutes). Le scénario 5 ne pouvait être étendu à plus de 7 minutes, d'où la non applicabilité (N/A) des résultats pour le profil de vent 3 testé. Par ailleurs, étant donnée la courte durée de chaque scénario (par rapport aux simulations sur jeux de données réels), les résultats sont exprimés en nombre de fausses alarmes au lieu du taux de fausse alarme.

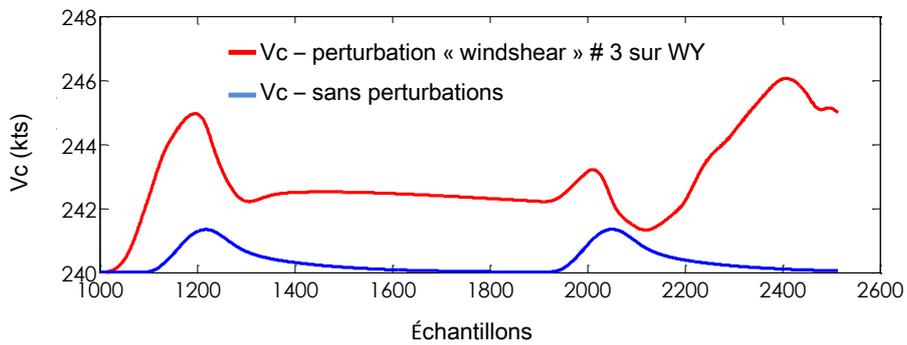


FIGURE 4.3 – Visualisation de l'effet du vent s'établissant progressivement.

TABLE 4.3 – Robustesse de la stratégie de détection pour les différentes manoeuvres et profils de vent en nombre de fausses alarmes.

Perturbations	Sc.1	Sc. 2	Sc.3	Sc.4	Sc.5
Sans perturbation	0	0	0	0	0
« Windshear » WX #1	0	0	1	0	0
« Windshear » WX #2	0	0	0	0	0
« Windshear » WX #3	0	0	1	0	N/A
« Windshear » WY #1	0	0	0	0	0
« Windshear » WY #2	0	0	0	0	0
« Windshear » WY #3	0	1	0	0	N/A
« Windshear » -WX #1	0	0	0	0	0
« Windshear » -WX #2	1	0	0	0	0
« Windshear » -WX #3	1	0	0	0	N/A
« Gust » WX 30 kts	1	0	2	0	2
« Gust » WY 30 kts	0	1	0	0	0
« Gust » WZ 30 kts	0	0	0	0	0

Nous pouvons remarquer que la méthode est sensible au vent par rapport aux exigences industrielles. Les fausses alarmes peuvent être atténuées et/ou supprimées en agissant sur divers paramètres de la méthode :

- le temps de confirmation : certaines fausses alarmes disparaissent en augmentant le temps de confirmation de 0,2 à 0,5 secondes. Il faudrait cependant analyser l'impact sur les performances de détection dans le cas de dysfonctionnements (ce qui sera fait dans les simulations des sections suivantes).
- Même effet en agissant sur le seuil de détection, ce qui équivaut à réduire le taux de fausse alarme (mais également le taux de détection).
- La robustesse face au vent peut également être testée sur la vitesse consolidée, en sortie du vote qui prend également en considération les valeurs prédites.

Le changement de certains paramètres, notamment la valeur du seuil, est pris en compte dans les

prochains moyens de validation.

## 4.4 Codage sous SCADE

Avant d'être implémentée sur les simulateurs de bureaux plus perfectionnés et le simulateur de vol, la méthode proposée doit être codée dans un langage certifié. Cette implémentation se déroule en deux étapes, illustrées sur la figure 4.4. Dans un premier temps, un outil graphique est utilisé

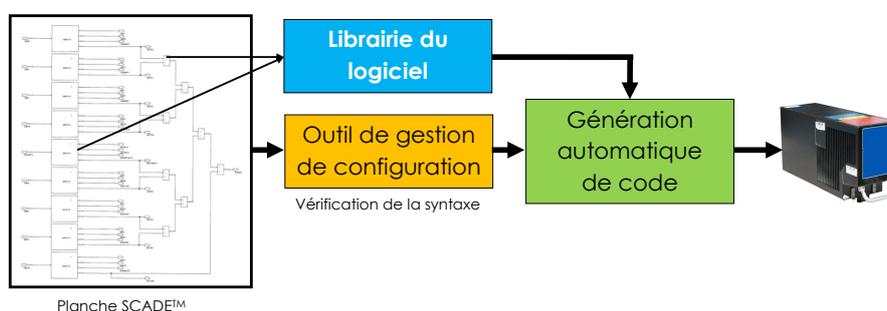


FIGURE 4.4 – Principe de l'implémentation logicielle dans un ordinateur.

et une bibliothèque limitée de symboles (additionneur, filtres simples, intégrateurs, tables d'interpolation...) permet de décrire toutes les parties de l'algorithme, réparties dans différentes planches. Généralement, deux logiciels sont utilisés : un logiciel de spécification assistée par ordinateur (SAO) développé par l'aérospatiale pour l'A320 et SCADE™ (pour *safety critical application development environment*) qui est un logiciel utilisé pour le développement des avions les plus récents (par exemple pour l'A380). Un exemple d'une planche SCADE™ est représenté sur la figure 4.5. Il s'agit d'une partie de l'algorithme de détection qui consiste à calculer le critère (2.65) décrit dans la section 2.5.2. Nous pouvons notamment noter la possibilité de créer des blocs de fonctions spéciales (symboles encadrés en rouge sur la figure) quand un processus est souvent répété. Cependant, ce langage certifié présente de nombreuses limitations : pas de calcul vectoriel ni matriciel, pas d'utilisation de boucles (FOR, WHILE par exemple), nombre limité de symboles par planche... Ainsi toute la logique de l'algorithme a du être codée, y compris pour les branches conditionnelles. Malgré la restriction des symboles graphiques, l'utilisation de tels logiciels permet de fournir un code certifié et d'utiliser des

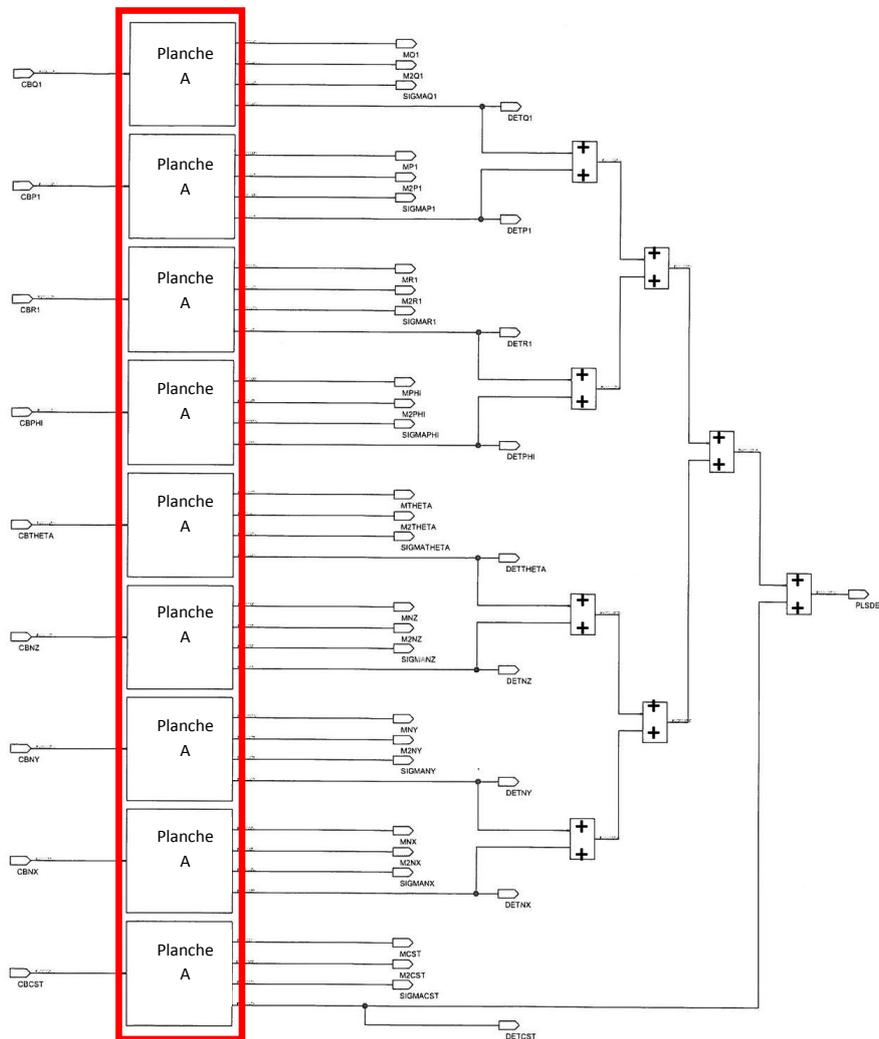


FIGURE 4.5 – Exemple d’une planche SCADE™ utilisée pour la détection de pannes.

parties de la spécification pour n’importe quel programme d’avion utilisant ce code. De plus, cette spécification est sous le contrôle d’un outil de gestion qui permet notamment de vérifier partiellement la syntaxe du code. La deuxième partie consiste à générer de manière automatique un code certifié qui est directement implémenté dans les calculateurs. Cet outil reçoit en entrée les planches de spécification et la bibliothèque utilisée par le logiciel (cf. figure 4.4). L’algorithme de la PLS, codé sous SCADE, représente 4 % du temps alloué sur un calculateur primaire A380, ce qui n’est pas

négligeable. Ce coût est directement lié aux limitations de codage. Diminuer le nombre d'itérations de l'algorithme est un moyen de réduire le coût calculatoire de la méthode. Cette étape est cruciale et nous a permis de valider la possible implémentation de notre méthode dans un calculateur en terme de coût calculatoire et ce malgré la complexité des planches, la méthode utilisant de nombreux calculs matriciels ainsi que plusieurs itérations. Le code ainsi généré est utilisé pour le simulateur de bureau OCASIME décrit dans la section suivante ainsi que dans le simulateur de vol.

## 4.5 Simulateur de bureau, plateforme OCASIME

Le simulateur de bureau (illustré sur la figure 4.6) ou plateforme OCASIME est utilisé dans le processus réel de validation. Ce simulateur inclut un modèle réaliste de l'avion et permet notamment de simuler son comportement complet en pilotage manuel ou en pilotage automatique donc avec un opérateur humain dans la boucle. Nous avons pu vérifier la validité de la méthode de détection en



FIGURE 4.6 – Plateforme de simulation OCASIME.

termes de performances de détection dans le cas d'un vol nominal, sans panne puis en terme de robustesse aux manoeuvres et au vent.

### 4.5.1 Performances de détection

Nous avons injecté différents dysfonctionnements (même nature et même amplitude que ceux utilisés pour la comparaison des différentes stratégies de détection dans le tableau 2.1) à deux points de vol différents : mode croisière à une altitude de 10000 pieds et 35000 pieds. L'avion est maintenu à une vitesse et une altitude constantes (enclenchement du pilotage automatique) afin d'obtenir des conditions de test identiques pour chaque dysfonctionnement. Les simulations sont effectuées en temps réel, par sessions de 20 minutes. Chaque dysfonctionnement est simulé une dizaine de fois

par point de vol. Ces tests permettent notamment de valider l'implémentation de la méthode et les premiers résultats permettent d'envisager une validation à échelle industrielle de valider la méthode. Les résultats sont présentés dans le tableau 4.4.

TABLE 4.4 – Performances de la stratégie de détection (taux de détection  $T_D$  implantée sous OCA-SIME).

Points de vols	Point de vol 1 (10000 pieds)	Point de vol 2 (35000 pieds)
Biais 0,37 EDA	100 %	100 %
Biais EDA	100 %	100 %
Dérive 0,50 EDA	100 %	100 %
Dérive EDA	100 %	100 %
Oscillations 0.1 Hz, amplitude 0,18 EDA	100 %	100 %
Oscillations 1 Hz, amplitude 0,18 EDA	100 %	100 %
Oscillations 0.1 Hz, amplitude 0,50 EDA	100 %	100 %
Oscillations 1 Hz, amplitude 0,50 EDA	100 %	100 %

Le seuil de détection est fixé de manière à avoir un taux de fausse alarme nul pour les différents scénarios joués. Cela correspond à un seuil fixé à  $-20,5$ . Chaque dysfonctionnement a été correctement détecté, même ceux ayant une faible amplitude. Nous remarquons également une marge de réglage sur le seuil de détection si l'on se limite aux performances de détection de l'état de l'art.

### 4.5.2 Robustesse de la méthode

#### Robustesse en situation nominale, avec manoeuvres

Nous avons effectué un vol de croisière sans dysfonctionnement. Le mode pilote automatique est enclenché afin de garantir une vitesse et une altitude constante. Différentes manoeuvres ont été effectuées sur une plage de 5 heures à l'aide des trois organes physiques de l'avion disponibles (manche de pilotage, palonnier, manettes des gaz) :

- manche en butée avant pendant 5 secondes suivie de 5 secondes en butée arrière,
- manche en butée gauche pendant 5 secondes suivie de 5 secondes en butée droite,
- sollicitation du palonnier gauche pendant 5 secondes suivie de 5 secondes sur le palonnier droit,
- passage de l'avion en survitesse,
- action combinée des manoeuvres précédentes.

Aucune fausse alarme n'a été détectée par la méthode, ce qui nous permet de valider, pour la plateforme OCASIME, la robustesse de la méthode en situation nominale.

#### Robustesse en conditions de vent

Nous avons ensuite testé la méthode sur un vol soumis à des conditions de vent. Nous avons tout d'abord simulé des profils relevés de vol réels, puis nous avons validé la méthode pour les différents scénarios de vent testés lors de la validation benchmark de la section 4.3. Les enregistrements des vents apparus lors de vols réels sont illustrés sur les figures 4.7 à 4.11. Le profil 1, illustré sur la figure 4.7, est composé d'un vent contraire longitudinal ( $W_x$ ) qui s'établit en 15 secondes à une moyenne de 20 noeuds et d'un vent vertical qui subit de fortes variations entre 15 et 25 secondes (variations de  $+35/-15$  noeuds). Le profil 2 de la figure 4.8 est également composé d'un vent longitudinal et vertical. Le vent longitudinal est un vent arrière qui s'établit progressivement aux alentours de 20

noeuds en une vingtaine de secondes. Le vent vertical est un enchaînement d'un vent descendant et ascendant de forte intensité (variations de  $-55/+60$  noeuds). Le profil 3 illustré sur la figure 4.9 est similaire au profil 2 avec un vent vertical moins linéaire. Le profil 4 de la figure 4.10 est composé d'un vent longitudinal et vertical s'établissant sur 40 secondes. Le vent longitudinal est un vent arrière atteignant plus de 25 noeuds en 25 secondes. Le vent vertical est une succession de vents ascendants et descendants (variations de  $+15/-40/+35/-30/+10$  noeuds). La figure 4.11 présente le profil 5 composé uniquement d'un vent arrière, s'établissant par palier en 100 secondes et qui atteint une intensité maximale de 17 noeuds. Chaque scénario a été testé une dizaine de fois, sur des vols de 30 secondes pour les profils 1 à 3, des vols de 40 secondes pour le profil 4 et des vols de 100 secondes pour le profil 5. Ces durées correspondent aux temps de simulations des vents fournies par le simulateur. Le tableau 4.5 donne le nombre de fausses alarmes pour les différents scénarios de vents issus de vols réels.

TABLE 4.5 – Robustesse de la stratégie de détection pour les différents profils réels de vent.

Profil de vent	Profil 1	Profil 2	Profil 3	Profil 4	Profil 5
Nombre de fausses alarmes	0	0	0	0	0

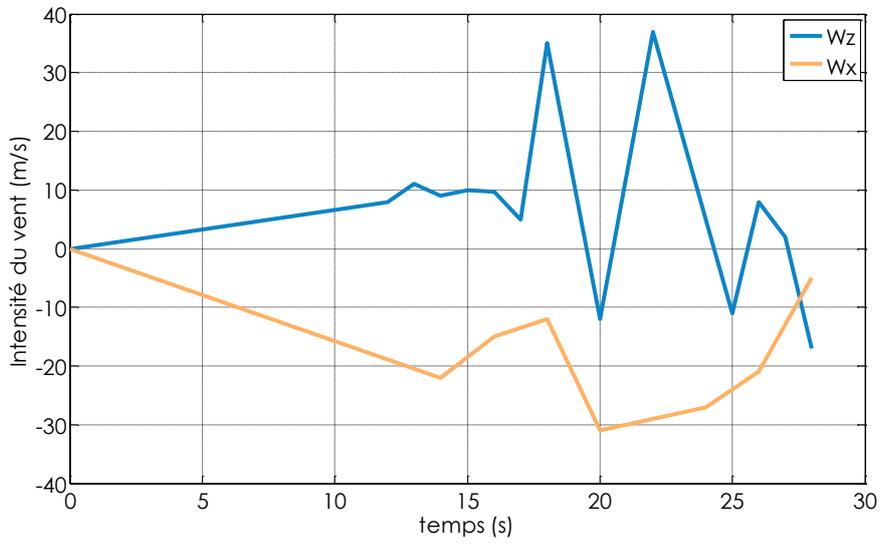


FIGURE 4.7 – Profil 1 de vents enregistrés lors d'un vol réel.

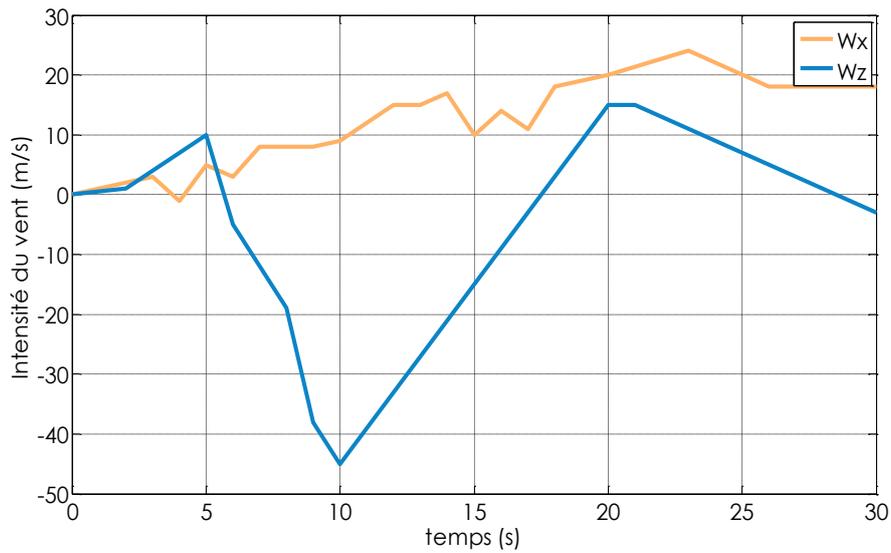


FIGURE 4.8 – Profil 2 de vents enregistrés lors d'un vol réel.

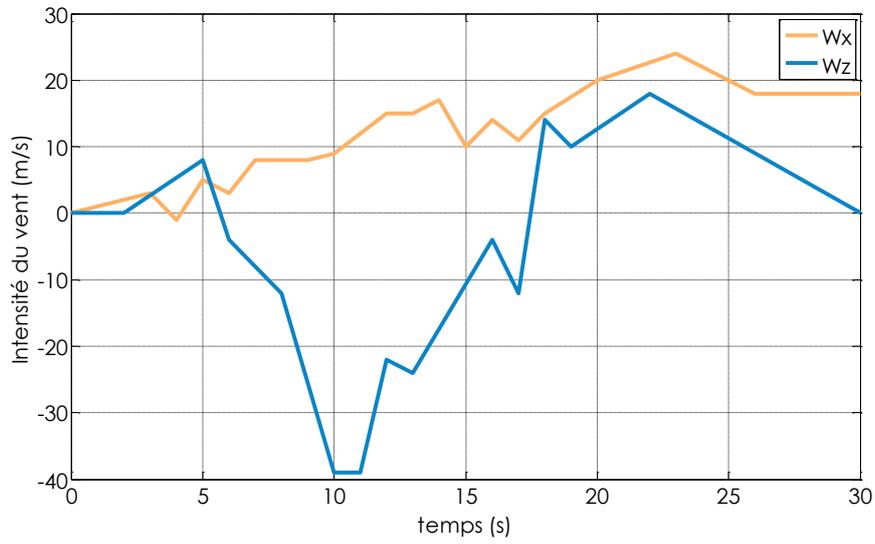


FIGURE 4.9 – Profil 3 de vents enregistrés lors d'un vol réel.

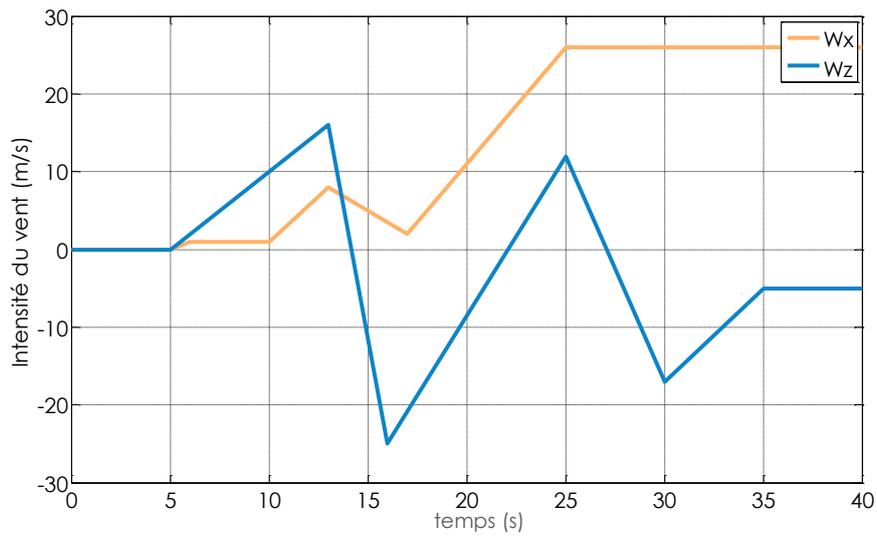


FIGURE 4.10 – Profil 4 de vents enregistrés lors d'un vol réel.

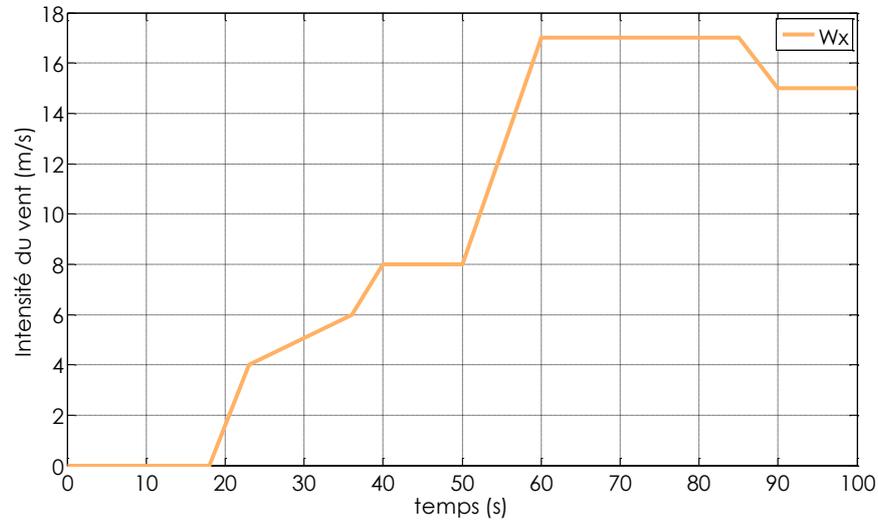


FIGURE 4.11 – Profil 5 d'un vent enregistré lors d'un vol réel.

Les différents profils de vent utilisés dans la section 4.3 ont également été testés, en mode nominal et avec différentes manoeuvres :

- vol en phase de croisière (Sc.1),
- action sur le manche en double butée sur l'axe de roulis (Sc.2),
- action sur le manche en double butée sur l'axe de tangage (Sc.3),
- action sur le palonnier en double butée sur l'axe de lacet (Sc.4).

Les différents profils de vent « windshear » sont illustrés sur la figure 4.2. Les différents résultats sont regroupés dans le tableau 4.6.

TABLE 4.6 – Robustesse de la stratégie de détection pour les différentes manoeuvres et profils de vent en nombre de fausses alarmes, testée sur la plateforme OCASIME.

Perturbations	Sc.1	Sc. 2	Sc.3	Sc.4
Sans perturbations	0	0	0	0
« Windshear » WX #1	0	0	0	0
« Windshear » WX #2	0	0	0	0
« Windshear » WX #3	0	0	0	0
« Windshear » WY #1	0	0	0	0
« Windshear » WY #2	0	0	0	0
« Windshear » WY #3	0	0	0	0
« Windshear » -WX #1	0	0	0	0
« Windshear » -WX #2	0	0	0	0
« Windshear » -WX #3	0	0	0	0
« Gust » WX 30 kts	0	0	0	0
« Gust » WY 30 kts	0	0	0	0
« Gust » WZ 30 kts	0	0	0	0

Nous pouvons remarquer que, dans le cadre de la validation OCASIME, aucune fausse alarme n'est détectée dans les différents scénarios de vent testés. Nous constatons une amélioration par rapport à la validation sous le banc d'essais. Ceci est notamment dû à la mise en place d'un critère d'arrêt plus précis et à la plateforme OCASIME, plus représentative du comportement de l'avion. La plateforme OCASIME nous a permis de valider la méthode notamment en terme de robustesse au vent. Il serait intéressant d'analyser la sensibilité de l'algorithme en conditions de vent : influence sur le nombre d'itérations, sur la dynamique des paramètres par exemple.

## 4.6 Intégration sur simulateur de vol

L'intégration sur simulateur de vol est la dernière validation testée dans le cadre de la thèse. Il s'agit de la dernière validation avant la phase de vols d'essais. L'algorithme de détection présenté

dans le chapitre 2 a été implémenté dans cet environnement. Cela correspond à un niveau de maturité technologique 5 (TRL pour *technological readiness level*) montrant le réel intérêt porté à la méthode de détection ainsi que la fiabilité des résultats énoncés dans ce chapitre. Au moment de la rédaction de cette thèse, les essais sur ce simulateur sont en cours de réalisation.

## 4.7 Conclusion

Ce chapitre a permis d'éprouver la méthode de détection présentée au chapitre 2 en la validant sur plusieurs environnements technologiques (validation hors ligne sur des signaux réels, validation sur benchmark, codage certifié, validation sur des simulateurs de haute fidélité). Les différents essais ont permis de confirmer les performances en terme de détection de pannes (amélioration de l'état de l'art actuel) ainsi que de valider la robustesse de la méthode notamment dans le cas de vols en présence de vent. Notons également que les performances, en termes de fausse alarme et de détection, augmentent avec la méthode de fusion proposée au chapitre 3. En revanche, les contraintes de temps et de coût n'ont pas permis de tester la méthode de fusion sur ces mêmes plateformes.



# Conclusions et perspectives

Cette thèse a pour but de proposer des méthodes de traitement des paramètres de vol innovantes pour les systèmes de commande de vol. Le contexte général est présenté dans le chapitre 1. Le principe des commandes de vol électriques et une description des principaux capteurs anémométriques sont détaillés. Les méthodes de vote et de surveillance actuelles sont également décrites. Il faut noter que cette thèse est inscrite dans un cadre d'étude relativement restrictif car soumis à de nombreux processus de certification et des standards de sécurité. Ainsi, les méthodes proposées sont conditionnées par les différentes contraintes industrielles.

Afin d'obtenir des avions plus stables, plus maniables, moins coûteux et donc plus écologiques, il est proposé d'augmenter la disponibilité des systèmes de commandes de vol, en utilisant notamment de la redondance et de la dissimilarité matérielle (plusieurs capteurs de technologie différentes, à des positions différentes par exemple). Ainsi un traitement est appliqué à chaque paramètre de vol afin d'évincer les sources présentant un dysfonctionnement et de calculer une valeur unique dite « consolidée ». Le chapitre 2 propose d'utiliser la régression PLS pour réaliser l'estimation des paramètres de vol. Cette méthode, à faible coût calculatoire et donc facilement implémentable à bord d'un calculateur de vol, fournit une estimation *a posteriori* (reconstruction du paramètre) et une estimation *a priori* (prédiction) d'un paramètre de vol. Plusieurs stratégies ont été proposées afin de détecter des dysfonctionnements pouvant apparaître sur un paramètre de vol. La difficulté de la détection est notamment dûe à la non connaissance des types de dysfonctionnements. La comparaison des différentes stratégies, en termes de performances de détection, a permis de sélectionner une stratégie de détection monocapteur utilisant les propriétés statistiques des coefficients de la régression. Cette stratégie entraîne une amélioration des méthodes actuelles en permettant de détecter des

dysfonctionnements d'amplitudes plus faibles, sans utiliser l'information de redondance des capteurs.

Le chapitre 3 propose une nouvelle méthode de consolidation afin de choisir une valeur unique et valide parmi les trois mesures d'un même paramètre de vol. Une stratégie de vote utilisant les informations de la détection monocapteur issue de la régression PLS a été présentée. Cette stratégie opère en deux temps. Tout d'abord, les signaux non valides (distance entre le signal et la valeur fusionnée trop élevée ou signal détecté comme non valide par la méthode de détection issue de la régression PLS) sont évincés. Puis, la stratégie sélectionne parmi les signaux valides le signal dont le critère de fiabilité (défini dans la section 3.5 et décrit dans la figure 3.40) est le plus élevé. Afin d'améliorer la méthode, nous avons étudié la possibilité d'utiliser plusieurs estimations *a priori* (prédiction) de chacun des paramètres de vol. Les prédictions ayant des horizons différents, un facteur de confiance permet de donner plus ou moins d'importance à chacune d'entre elles, selon la durée de la prédiction. Cela a permis d'améliorer la validité de la valeur consolidée. Enfin, selon les contraintes de l'industriel, nous avons étudié la possibilité de prendre en compte le temps de détection moyen des dysfonctionnements afin de proposer une meilleure valeur consolidée. Les résultats des simulations ont montré une fiabilité de la valeur consolidée très prometteuse, avec des performances meilleures que celles permises par les méthodes actuelles. Notamment, cette stratégie a permis de couvrir certains cas non considérés par l'état de l'art.

Enfin, le chapitre 4 montre les résultats de validation, en termes de performances et de robustesse, de la stratégie de détection retenue au chapitre 2. La méthode a été testée sur plusieurs environnements de complexité et réalisme croissants : signaux issus de vols réels, benchmark AIRBUS, codage certifié, simulateur de bureau et simulateur de vol. Ces nombreuses validations ont montré la maturité de la méthode de détection et la possibilité de sa mise en oeuvre. Les résultats ont permis de valider la méthode en terme de robustesse (aux manoeuvres, aux vents) et de mettre en avant la possibilité de détection de dysfonctionnements d'amplitudes plus faibles que ceux détectés par les méthodes actuelles.

Différentes perspectives des travaux réalisés peuvent être dégagées. Dans le chapitre 2, la méthode proposée est appliquée à un capteur. En conditions réelles, la méthode doit être appliquée aux trois capteurs du même paramètre de vol, et l'on peut aisément envisager son application à d'autres

paramètres de vol. Les multiples implémentations de la méthode dans les calculateurs peuvent alors entraîner un coût calculatoire élevé. Une utilisation particulière de la régression PLS consiste à estimer plusieurs paramètres de vol à partir des mêmes données en entrée. Cette méthode, appelée PLS2 [Ten98], permettrait alors un gain significatif de ressources calculatoires.

Le troisième chapitre propose une nouvelle méthode de consolidation, basée sur la fusion des mesures du même paramètre de vol. L'utilisation de nouveaux paramètres, dissimilaires (la poussée moteur, de nouveaux estimateurs...), permettrait de proposer une valeur consolidée plus robuste aux différents dysfonctionnements. Les performances déjà prometteuses de la méthode de fusion seront confirmées par une validation industrielle exhaustive.



# Annexes



## ANNEXE A

---

# Estimation des paramètres de l'algorithme de détection

Cette annexe détaille le calcul des différents paramètres nécessaires au calcul du critère de détection explicité dans la section 2.5.2. Cette stratégie nécessite la mise à jour de paramètres intermédiaires, tels la moyenne cumulative. Le problème peut se formuler de la façon suivante :

$$b_n^{(i)} = m_n^{(i)} + e_n^{(i)},$$

où  $b_n^{(i)}$  est la mesure du coefficient à l'instant  $n$  issu de la régression PLS associé à la  $i$ -ème variable explicative,  $m_n^{(i)}$  est la moyenne cumulative du coefficient et  $e_n^{(i)}$  est l'erreur de mesure,  $e_n^{(i)} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_e^2)$ . On suppose que l'évolution de la moyenne cumulative entre deux instants  $n$  et  $n - 1$  suit une loi normale, c'est-à-dire,  $m_n^{(i)} \sim \mathcal{N}(m_{n-1}^{(i)}, \sigma_m^2)$ . La loi *a posteriori* sur  $m_n^{(i)}$  s'écrit alors :

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(m_n^{(i)} | b_n^{(i)}) &= \frac{\mathbb{P}(b_n^{(i)} | m_n^{(i)}) \mathbb{P}(m_n^{(i)})}{\mathbb{P}(b_n^{(i)})} \\ &\propto \mathbb{P}(b_n^{(i)} | m_n^{(i)}) \mathbb{P}(m_n^{(i)}) \\ &\propto \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_e^2}} \exp\left(-\frac{(b_n^{(i)} - m_n^{(i)})^2}{2\sigma_e^2}\right) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_m^2}} \exp\left(-\frac{(m_n^{(i)} - m_{n-1}^{(i)})^2}{2\sigma_m^2}\right) \\ &\propto \exp\left(-\frac{\sigma_m^2 (b_n^{(i)} - m_n^{(i)})^2 + \sigma_e^2 (m_n^{(i)} - m_{n-1}^{(i)})^2}{2\sigma_e^2 \sigma_m^2}\right). \end{aligned}$$

Nous cherchons à maximiser l'expression précédente, c'est-à-dire minimiser :

$$\mathcal{L} = \sigma_m^2 (b_n^{(i)} - m_n^{(i)})^2 + \sigma_e^2 (m_n^{(i)} - m_{n-1}^{(i)})^2.$$

Cela revient à minimiser l'expression :

$$\left( m_n^{(i)} - \frac{\sigma_m^2 b_n^{(i)} + \sigma_e^2 m_{n-1}^{(i)}}{\sigma_m^2 + \sigma_e^2} \right)^2 - g \left( m_{n-1}^{(i)}, b_n^{(i)} \right),$$

où  $g \left( m_{n-1}^{(i)}, b_n^{(i)} \right)$  est une fonction de  $\left( m_{n-1}^{(i)}, b_n^{(i)} \right)$  indépendante de  $m_n^{(i)}$ . Ainsi on cherche la valeur de  $m_n^{(i)}$  pour laquelle :

$$\begin{aligned} \left( m_n^{(i)} - \frac{\sigma_m^2 b_n^{(i)} + \sigma_e^2 m_{n-1}^{(i)}}{\sigma_m^2 + \sigma_e^2} \right)^2 &= 0 \\ \Leftrightarrow m_n^{(i)} &= f_m^{(i)} m_{n-1}^{(i)} + (1 - f_m^{(i)}) b_n^{(i)}, \end{aligned}$$

$$\text{où } f_m^{(i)} = \frac{\sigma_e^2}{\sigma_e^2 + \sigma_m^2}.$$

Cette expression est celle utilisée dans l'algorithme de détection 2. Nous pouvons ainsi calculer la valeur optimale des  $f_m^{(i)}$  associés à chaque variable explicative  $i$ . Le principe du calcul est le même pour déterminer la valeur optimale des  $f_{m2}^{(i)}$ .

# Liste des publications

## Liste des publications

### Articles de conférence

1. F. Cazes, C. Mailhes, M. Chabert, P. Goupil, R. Dayre, et H. Le-Berre, « Flight parameter estimation for augmented flight control system autonomy », dans *SAE International*, Toulouse, France, octobre 2011.
2. F. Cazes, M. Chabert, C. Mailhes, P. Michel, P. Goupil, R. Dayre, et H. Le-Berre, « Partial least squares based algorithm for flight control system monitoring », dans *Condition Monitoring (CM 2012)*, Londres, Royaume-Uni, juin 2012.
3. F. Cazes, M. Chabert, C. Mailhes, P. Michel, P. Goupil, R. Dayre, et H. Le-Berre, « Flight control system improvement based on a software sensor derived from partial least squares algorithm », dans *IFAC Safeprocess*, Mexico, Mexique, août 2012.

### Brevets

4. F. Cazes, R. Dayre, P. Goupil, H. Le-Berre, C. Mailhes, et M. Chabert, « Process for estimating flight parameters in flight control systems and failure detection », brevet international déposé.
5. F. Cazes, R. Dayre, P. Goupil, H. Le-Berre, C. Mailhes, et M. Chabert, « Process for estimating flight parameters in flight control systems and failure detection based on the coefficients statistics », brevet international déposé.



# Bibliographie

- [Abd03] H. Abdi. Partial least squares regression (PLS regression), 2003.
- [Abd10] H. Abdi. Partial least squares regression and projection on latent structure regression (PLS regression). *Wiley Interdisciplinary Reviews : Computational Statistics*, 2(1) :97–106, 2010.
- [Agu96] JJ Agulló. Exact iterative computation of the multivariate minimum volume ellipsoid estimator with a branch and bound algorithm. *Proceedings in Computational Statistics, COMPSTAT 96*, pages 175–180, 1996.
- [Ait35] A.C. Aitken. On least squares and linear combinations of observations. *Proceedings of the Royal Society of Edinburgh*, 55 :42–48, 1935.
- [App91] A. Appriou. Probabilities and unknowns in multisensor data fusion. *Revue Scientifique et Technique de la Défense, 1 st Quarter, 1991*,, pages 27–40, 1991.
- [AW10] H. Abdi and L.J. Williams. Principal component analysis. *Wiley Interdisciplinary Reviews : Computational Statistics*, 2(4) :433–459, 2010.
- [BC10] B. Brosgol and C. Comar. Do-178c : A new standard for software safety certification, 2010.
- [BRRW92] ZD Bai, C. Radhakrishna Rao, and Y. Wu. M-estimation of multivariate linear regression parameters under a convex discrepancy function. *Statistica Sinica*, 2 :237–254, 1992.

- [BTA10] S. Boßow-Thies and S. Albers. Application of PLS in marketing : Content strategies on the internet. *Handbook of Partial Least Squares*, pages 589–604, 2010.
- [BWJ01] D. Barbara, N. Wu, and S. Jajodia. Detecting novel network intrusions using Bayes estimators. In *First SIAM Conference on Data Mining*. Citeseer, 2001.
- [Cat66] R.B. Cattell. The scree test for the number of factors. *Multivariate behavioral research*, 1(2) :245–276, 1966.
- [CCM<sup>+</sup>12a] F. Cazes, M. Chabert, C. Mailhes, P. Michel, P. Goupil, R. Dayre, and H. Le Berre. Flight control system improvement based on a software sensor derived from partial least squares algorithm. *IFAC SafeProcess*, Aug. 2012.
- [CCM<sup>+</sup>12b] F. Cazes, M. Chabert, C. Mailhes, P. Michel, P. Goupil, R. Dayre, and H. Le Berre. Partial least squares based algorithm for flight control system monitoring. *Condition Monitoring*, 2012.
- [CDG<sup>+</sup>11] F. Cazes, R. Dayre, P. Goupil, H. Le Berre, C. Mailhes, and M. Chabert. Process for estimating flight parameters in flight control systems and failure detection. *International Patent pending*, 2011.
- [CDG<sup>+</sup>12] F. Cazes, R. Dayre, P. Goupil, H. Le Berre, C. Mailhes, and M. Chabert. Process for estimating flight parameters in flight control systems and failure detection based on the coefficients statistics. *International Patent pending*, 2012.
- [CHW93] RD Cook, DM Hawkins, and S. Weisberg. Exact iterative computation of the robust multivariate minimum volume ellipsoid estimator. *Statistics & probability letters*, 16(3) :213–218, 1993.
- [CMC<sup>+</sup>11] F. Cazes, C. Mailhes, M. Chabert, P. Goupil, R. Dayre, and H. Le Berre. Flight parameter estimation for augmented flight control system autonomy. *SAE International*, Oct. 2011.

- [CRB01] L.H. Chiang, E. Russell, and R.D. Braatz. *Fault detection and diagnosis in industrial systems*. Springer Verlag, 2001.
- [CW82] R.D. Cook and S. Weisberg. *Residuals and influence in regression*, volume 5. Chapman and Hall New York, 1982.
- [Dem67] A. Dempster. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *Annals of Mathematical Statistics*, pages 325–339, 1967.
- [Den97] T. Denoeux. Analysis of evidence-theoretic decision rules for pattern classification. *Pattern recognition*, 30(7) :1095–1107, 1997.
- [DG96] T. Denoeux and G. Govaert. Combined supervised and unsupervised learning for system diagnosis using dempster-shafer theory. 1996.
- [DHS] RO Duda, PE Hart, and DG Stork. Pattern classification and scene analysis. 2000. *A Wiley Interscience Publication, USA*.
- [DJC98] MJ Desforges, PJ Jacob, and JE Cooper. Applications of probability density estimation to the detection of abnormal conditions in engineering. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C : Journal of Mechanical Engineering Science*, 212(8) :687–703, 1998.
- [DP88] D. Dubois and H. Prade. Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures. *Computational Intelligence*, 4(3) :244–264, 1988.
- [DSP66] N.R. Draper, H. Smith, and E. Pownell. *Applied regression analysis*, volume 3. Wiley New York, 1966.
- [EAS25] EASA. Certification specifications for large aeroplanes, cs-25. *European Aviation Safety Agency*, 25.
- [Efr60] MA Efraymson. Multiple regression analysis. *Mathematical methods for digital computers*, 1 :191–203, 1960.

- [Esk00] E. Eskin. Anomaly detection over noisy data using learned probability distributions. 2000.
- [FAA25] FAA. Airworthiness standards : Transport category airplane, title 14, part 25. *Federal Aviation Administration (FAA), USA*, 25.
- [Fau94] L.V. Fausett. *Fundamentals of neural networks : architectures, algorithms, and applications*. Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ, 1994.
- [Fav94] C. Favre. Fly-by-wire for commercial aircraft : the airbus experience. *International Journal of Control*, 59(1) :139–157, 1994.
- [Fou06] T. Foucart. Colinéarité et régression linéaire. *Mathématiques et sciences humaines. Mathematics and social sciences*, (173), 2006.
- [GK86] P. Geladi and B.R. Kowalski. Partial least-squares regression : a tutorial. *Analytica chimica acta*, 185 :1–17, 1986.
- [GM11] P. Goupil and A. Marcos. Advanced diagnosis for sustainable flight guidance and control : The european addsafe project. *SAE Technical Paper*, pages 01–2804, 2011.
- [GM12] P. Goupil and A. Marcos. Industrial benchmarking and evaluation of addsafe fdd designs. In *Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes*, volume 8, pages 1131–1136, 2012.
- [Gou10] P. Goupil. Oscillatory failure case detection in the a380 electrical flight control system by analytical redundancy. *Control Engineering Practice*, 18(9) :1110–1119, 2010.
- [GP11] P. Goupil and G. Puyou. A high fidelity airbus benchmark for system fault detection and isolation and flight control law clearance. *4th European Conference for Aerospace Sciences Saint Petersburg*, 2011.
- [Had92] A.S. Hadi. Identifying multiple outliers in multivariate data. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, pages 761–771, 1992.

- [HB07] V. Hilderman and T. Baghi. *Avionics certification : a complete guide to DO-178 (software), DO-254 (hardware)*. Avionics Communications, 2007.
- [Hel90] I.S. Helland. Partial least squares regression and statistical models. *Scandinavian Journal of Statistics*, pages 97–114, 1990.
- [Hel92] I.S. Helland. Maximum likelihood regression on relevant components. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, pages 637–647, 1992.
- [HK70a] A.E. Hoerl and R.W. Kennard. Ridge regression : applications to nonorthogonal problems. *Technometrics*, 12(1) :69–82, 1970.
- [HK70b] A.E. Hoerl and R.W. Kennard. Ridge regression : Biased estimation for nonorthogonal problems. *Technometrics*, 12(1) :55–67, 1970.
- [HL67] RR Hocking and RN Leslie. Selection of the best subset in regression analysis. *Technometrics*, 9(4) :531–540, 1967.
- [Hor90] R.A. Horn. The Hadamard product. In *Proc. Symp. Appl. Math*, volume 40, pages 87–169, 1990.
- [HR09] PJ Huber and EM Ronchetti. *Robust statistics*. hoboken. NJ : Wiley. doi, 10 :9780470434697, 2009.
- [HRRS11] F.R. Hampel, E.M. Ronchetti, P.J. Rousseeuw, and W.A. Stahel. *Robust statistics : the approach based on influence functions*, volume 114. Wiley, 2011.
- [HRS09] J. Henseler, C.M. Ringle, and R.R. Sinkovics. The use of partial least squares path modeling in international marketing. *Advances in international marketing*, 20(1) :277–319, 2009.
- [HRVA08] M. Hubert, P.J. Rousseeuw, and S. Van Aelst. High-breakdown robust multivariate methods. *Statistical Science*, pages 92–119, 2008.

- [Hul99] J. Hulland. Use of partial least squares (PLS) in strategic management research : a review of four recent studies. *Strategic management journal*, 20(2) :195–204, 1999.
- [HWW03] S.S. Haykin, B. Widrow, and J. Wiley. *Least-mean-square adaptive filters*. Wiley Online Library, 2003.
- [HWZ09] U. Hammes, E. Wolsztynski, and A.M. Zoubir. Robust tracking and geolocation for wireless networks in NLOS environments. *Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of*, 3(5) :889–901, 2009.
- [Jol82] I.T. Jolliffe. A note on the use of principal components in regression. *Applied Statistics*, pages 300–303, 1982.
- [Kai60] H.F. Kaiser. The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and psychological measurement*, 1960.
- [Klo08] Gilbert Klopstein. *Comprendre l'avion*, volume 1. Éditions Cepadues, 2008.
- [KLSK00] P. Kesavan, J.H. Lee, V. Saucedo, and G.A. Krishnagopalan. Partial least squares (PLS) based monitoring and control of batch digesters. *Journal of Process Control*, 10(2) :229–236, 2000.
- [KP85] S.A. Kassam and H.V. Poor. Robust techniques for signal processing : A survey. *Proceedings of the IEEE*, 73(3) :433–481, 1985.
- [KW04] T.H. Kim and H. White. On more robust estimation of skewness and kurtosis. *Finance Research Letters*, 1(1) :56–73, 2004.
- [Lai06] E.K. Laitinen. Partial least squares regression in payment default prediction. 2006.
- [LCVDB01] E. Lefevre, O. Colot, P. Vannoorenberghe, and D. De Brucq. Informations et combinaison : les liaisons conflictuelles. *Revue Traitement du Signal*, 18(3) :161–177, 2001.
- [IEFF93] Ildiko E. Frank and J.H. Friedman. A statistical view of some chemometrics regression tools. *Technometrics*, 35(2) :109–135, 1993.

- [Lip87] R. Lippmann. An introduction to computing with neural nets. *ASSP Magazine, IEEE*, 4(2) :4–22, 1987.
- [LMP95] L. Lebart, A. Morineau, and M. Piron. *Statistique exploratoire multidimensionnelle*, volume 2. Dunod Paris, 1995.
- [LR87] A.M. Leroy and P.J. Rousseeuw. Robust regression and outlier detection. *Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics, New York : Wiley, 1987*, 1, 1987.
- [LR91] H.P. Lopuhaa and P.J. Rousseeuw. Breakdown points of affine equivariant estimators of multivariate location and covariance matrices. *The Annals of Statistics*, pages 229–248, 1991.
- [Mah36] P.C. Mahalanobis. On the generalized distance in statistics. In *Proceedings of the National Institute of Sciences of India*, volume 2, pages 49–55. New Delhi, 1936.
- [Man91] C.F. Manski. Regression. *Journal of Economic Literature*, 29(1) :34–50, 1991.
- [MKJ79] K. Mardia, J. Kent, and Bibby J. Multivariate analysis. *Academic press, London*, 1979.
- [ML04] A.R. McIntosh and N.J. Lobaugh. Partial least squares analysis of neuroimaging data : applications and advances. *Neuroimage*, 23 :S250–S263, 2004.
- [MMRK91] P. Meer, D. Mintz, A. Rosenfeld, and D.Y. Kim. Robust regression methods for computer vision : A review. *International journal of computer vision*, 6(1) :59–70, 1991.
- [Mye90] R.H. Myers. *Classical and modern regression with applications*, volume 2. Duxbury Press Belmont, CA, 1990.
- [NH93] T. Naes and I.S. Helland. Relevant components in regression. *Scandinavian journal of statistics*, pages 239–250, 1993.
- [NR97] A. NIFLE and R. REYNAUD. Un argument pour le choix entre décision pignistique et maximum de plausibilité en théorie de l'évidence. In *16<sup>e</sup> Colloque sur le traitement du*

- signal et des images, FRA, 1997. GRETSI, Groupe d'Études du Traitement du Signal et des Images, 1997.*
- [PCJ09] J.C. Prieto, C. Croux, and A.R. Jiménez. Ropeus : A new robust algorithm for static positioning in ultrasonic systems. *Sensors*, 9(6) :4211–4229, 2009.
- [PI95] R. Palm and AF Iemma. Quelques alternatives à la regression classique dans le cas de la collinéarité. *Revue de statistique appliquée*, 43(2) :5–34, 1995.
- [PKT<sup>+</sup>06] C. Pan, G. Kora, D.L. Tabb, D.A. Pelletier, W.H. McDonald, G.B. Hurst, R.L. Hettich, and N.F. Samatova. Robust estimation of peptide abundance ratios and rigorous scoring of their variability and bias in quantitative shotgun proteomics. *Analytical chemistry*, 78(20) :7110–7120, 2006.
- [PL12] D.X. Peng and F. Lai. Using partial least squares in operations management research : A practical guideline and summary of past research. *Journal of Operations Management*, 2012.
- [PVAW02] G. Pison, S. Van Aelst, and G. Willems. Small sample corrections for LTS and MCD. *Metrika*, 55(1) :111–123, 2002.
- [RMSM02] G. Ratsch, S. Mika, B. Scholkopf, and K.R. Muller. Constructing boosting algorithms from SVMs : an application to one-class classification. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 24(9) :1184–1199, 2002.
- [Ros98] K. Rosenberg. FCS architecture definition (issue 1). *Deliverable 3.4, BE97-4098 ADFGC*, 1998.
- [Rou84] P.J. Rousseeuw. Least median of squares regression. *Journal of the American statistical association*, 79(388) :871–880, 1984.
- [RVD99] P.J. Rousseeuw and K. Van Driessen. A fast algorithm for the minimum covariance determinant estimator. *Technometrics*, 41(3) :212–223, 1999.

- [Sap06] G. Saporta. *Probabilités, analyse des données et statistique*. Editions Technip, 2006.
- [SB90] M. Stone and R.J. Brooks. Continuum regression : cross-validated sequentially constructed prediction embracing ordinary least squares, partial least squares and principal components regression. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, pages 237–269, 1990.
- [SB02] L.A. Stefanski and D.D. Boos. The calculus of M-estimation. *The American Statistician*, 56(1) :29–38, 2002.
- [Sha76] G. Shafer. *A mathematical theory of evidence*, volume 76. Princeton university press Princeton, 1976.
- [Sim06] D. Simon. *Optimal state estimation : Kalman, H infinity, and nonlinear approaches*. Wiley-Interscience, 2006.
- [SK94] P. Smets and R. Kennes. The transferable belief model. *Artificial intelligence*, 66(2) :191–234, 1994.
- [Sme90] P. Smets. Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty. In *Uncertainty in artificial intelligence*, volume 5, pages 29–39, 1990.
- [Sny05] J. Snyman. *Practical mathematical optimization : an introduction to basic optimization theory and classical and new gradient-based algorithms*, volume 97. Springer, 2005.
- [SPST<sup>+</sup>01] B. Schölkopf, J.C. Platt, J. Shawe-Taylor, A.J. Smola, and R.C. Williamson. Estimating the support of a high-dimensional distribution. *Neural computation*, 13(7) :1443–1471, 2001.
- [Str84] T.M. Strat. Continuous belief functions for evidential reasoning. In *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence, University of Texas at Austin*, 1984.
- [Ten98] M. Tenenhaus. *La régression PLS : théorie et pratique*. Editions Technip, 1998.

- [TLS04] P. Traverse, I. Lacaze, and J. Souyris. Airbus fly-by-wire : A total approach to dependability. *Building the Information Society*, pages 191–212, 2004.
- [TSK05] P.-N. Tan, M. Steinbach, and V. Kumar. Introduction to data mining. *International Edition.*—NY. : Addison Wesley, 2005.
- [Vap99] V. Vapnik. *The nature of statistical learning theory*. springer, 1999.
- [VT68] H.L. Van Trees. *Detection, estimation, and modulation theory : Detection, estimation, and linear modulation theory*. Wiley, 1968.
- [WEG87] S. Wold, K. Esbensen, and P. Geladi. Principal component analysis. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 2(1) :37–52, 1987.
- [Wei05] S. Weisberg. *Applied linear regression*, volume 528. Wiley, 2005.
- [WGM74] J.T. Webster, R.F. Gunst, and R.L. Mason. Latent root regression analysis. *Technometrics*, 16(4) :513–522, 1974.
- [Wol66] H. Wold. Estimation of principal components and related models by iterative least squares. *Multivariate analysis*, 1 :391–420, 1966.
- [WR93] D.L. Woodruff and D.M. Rocke. Heuristic search algorithms for the minimum volume ellipsoid. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 2(1) :69–95, 1993.
- [WSE01] S. Wold, M. Sjöström, and L. Eriksson. PLS-regression : a basic tool of chemometrics. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 58(2) :109–130, 2001.
- [Yag87] R.R. Yager. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules. *Information sciences*, 41(2) :93–137, 1987.
- [ZPT12] N. Zhou, J.W. Pierre, and D. Trudnowski. A stepwise regression method for estimating dominant electromechanical modes. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 27(2) :1051–1059, 2012.