

# Détection de situations d'homme-à-terre à l'aide d'une plateforme inertielle intra-auriculaire

par

Alex GUILBEAULT-SAUVÉ

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE  
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE LA MAÎTRISE  
AVEC MÉMOIRE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE  
M.Sc.A.

MONTRÉAL, LE 18 JUILLET 2018

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE  
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Alex Guilbeault-Sauvé, 2018



Cette licence Creative Commons signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette oeuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'oeuvre n'ait pas été modifié.

**PRÉSENTATION DU JURY**

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE:

M. Jérémie Voix, directeur de mémoire  
Département de génie mécanique de l'École de technologie supérieure

M. Bruno De Kelper, co-directeur  
Département de génie électrique de l'École de technologie supérieure

M. Tony Wong, président du jury  
Département de génie de la production automatisée de l'École de technologie supérieure

M. Rachid Aissaoui, membre du jury  
Département de génie de la production automatisée de l'École de technologie supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 28 JUIN 2018

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE



## **REMERCIEMENTS**

Je tiens à remercier les professeurs Jérémie Voix et Bruno De Kelper pour leur soutien et les conseils durant ces deux dernières années.

Merci aux chercheurs et personnels de recherche de la chaire de recherche industrielle CRSNG-EERS en technologies intra-auriculaires pour le soutien technique, administratif et financier.

Merci à l'IRSST pour leur intérêt et le support financier pour mes recherches.

Merci à Hami Monsarrat-Chanon et Cécile Le Cocq pour leur aide.

Merci à mes amis François et Maxime pour leur présence et leur générosité.

Merci finalement à mes parents et ma famille pour le soutien inconditionnel.

Merci à ma douce Cassandra pour son amour, ses encouragements et son support absolu.



# DÉTECTION DE SITUATIONS D'HOMME-À-TERRE À L'AIDE D'UNE PLATEFORME INERTIELLE INTRA-AURICULAIRE

Alex GUILBEAULT-SAUVÉ

## RÉSUMÉ

Certains domaines industriels impliquent un risque élevé d'accidents de travail et des situations de travail en lieu isolé où les travailleurs en difficulté ou invalide ne peuvent pas recevoir une assistance immédiate sans l'utilisation d'un dispositif de détection et d'alerte automatique des situations de danger pour la vie ou la santé des travailleurs. Cependant, les solutions actuelles présentent des défauts, comme le déclenchement de fausses alertes de manière excessive, un temps de réponse trop long ou une ergonomie déficiente, qui réduisent la confiance envers la technologie et le déploiement dans l'industrie. La nature des situations de dangers est innombrable et complexe, de malaises jusqu'à l'exposition à des substances toxiques, tandis que les chutes constituent une des plus importantes causes de lésions professionnelles. La littérature n'offrant pas de définition claire du phénomène, ce projet propose une définition globale des situations d'homme-à-terre qui regroupe l'ensemble de ces situations en fonction de trois états critiques observables : le travailleur chute (C), le travailleur est immobile (I), le travailleur est au sol (S). Une stratégie de détection est établie selon l'étude des états critiques et de la logique des états combinatoires C-I, C-S, et I-S qui se résume à l'observation d'au moins deux états critiques distincts sur un certain laps de temps. La détection des états critiques se base sur les données de suivi des mouvements et de l'orientation du corps qui sont estimées à partir de la fusion des mesures inertielles d'un accéléromètre 3 axes et d'un gyroscope 3 axes. Une base de données publique composée de plus de 4000 enregistrements de chutes et de mouvements inspirés d'activités de la vie quotidienne (AVQ) est utilisée pour l'élaboration de la méthodologie de détection et la caractérisation des états. Les résultats révèlent que la stratégie de détection simple basée sur les états combinatoires permet une réduction significative du taux de fausses alertes à 1,1% lors des scénarios d'AVQ, une amélioration du taux de détection des situations d'homme-à-terre et ainsi atteindre une précision de 99%. La chaire de recherche industrielle CRSNG-EERS en technologies intra-auriculaires propose une solution intégrant une unité de mesure inertielle (UMI) à un prototype de bouchon numérique intra-auriculaire dans le but d'adresser l'enjeu connexe de la protection auditive des travailleurs ainsi que d'améliorer la sécurité des travailleurs. Ce projet présente aussi une méthodologie de validation de la solution de détection des situations d'homme-à-terre et de la mise en application du dispositif intra-auriculaire à l'aide d'un protocole de tests physiques inspirés des activités normales des travailleurs. Les résultats des tests préliminaires effectués par trois jeunes adultes volontaires montrent de bonnes performances globales des algorithmes de détection, tout en confirmant l'efficacité de la stratégie de détection à éliminer les fausses alertes.

**Mots-clés:** homme-à-terre, détection de chute, santé et sécurité au travail, travailleur solitaire, capteurs inertiels, fusion de données





# MAN DOWN DETECTION USING AN IN-EAR INERTIAL PLATFORM

Alex GUILBEAULT-SAUVÉ

## ABSTRACT

Some industrial areas imply a high risk of accidents at work and isolated work situations where workers in difficulty or inability can not receive immediate assistance without the use of an automatic detection and warning device for these situations of danger to the life or health of workers. However, current solutions have flaws, such as excessive level of false alarms, too long response time or poor ergonomics, which reduce confidence in technology and deployment in the industry. The nature of danger situations is innumerable and complex, from discomfort to exposure to toxic substances, while falls are one of the most important causes of occupational injuries. As the literature does not provide a clear definition of the phenomenon, this project proposes a global definition of man down situations which groups these danger situations according to three observable critical states : the worker falls (F), the worker is immobile (I), the worker is down to the ground (D). A detection strategy is established according to the study of the critical states and the logic of the combinatorial states F-I, F-D, and I-D which boils down to the observation of at least two distinct critical states over a certain period of time. The detection of critical states is based on the body movement and orientation tracking data estimated from the fusion of inertial measurements from a 3-axis accelerometer and a 3-axis gyroscope. A public database of over 4000 records of falls and movements inspired by activities of daily living (ADL) is used for the development of detection methodology and states characterization. The results reveal that the simple detection strategy based on the combinatorial states allows a significant reduction of the false alarms rate to 1,1% for the ADL scenarios, an improvement of the detection rate of the man down situations and thus reach a precision of 99%. The NSERC-EERS Industrial Research Chair in In-Ear Technologies proposes a solution that integrates an inertial measurement unit (IMU) with a the digital custom earpiece to address the related issue of hearing protection for workers as well as improve the workers safety. This project also presents a validation methodology of the for the man down detection solution and the implementation of the in-ear device using a physical tests procedure inspired by the normal activities of the workers. The results of the preliminary tests conducted by three young adult volunteers show good overall performance of the detection algorithms, while confirming the effectiveness of the detection strategy to eliminate false alarms.

**Keywords:** man down, fall detection, occupational health and safety, lone worker, inertial sensors, data fusion



## TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION .....	1
CHAPITRE 1 ESTIMATION DE L'ORIENTATION ET DES MESURES DE MOUVEMENTS .....	11
1.1 Introduction .....	11
1.2 Calibration des capteurs et fusion de données .....	14
1.2.1 Modèles des capteurs inertiels .....	14
1.2.2 Calibration de l'accéléromètre .....	15
1.2.3 Calibration du gyroscope .....	22
1.2.4 Méthode fusion de données inertielles et d'estimation de l'orientation .....	23
1.2.5 Évaluation dynamique des biais de mesures du gyroscope .....	29
1.2.6 Optimisation et validation .....	29
1.3 Conclusion .....	36
CHAPITRE 2 ALGORITHMES DE DÉTECTION .....	37
2.1 Introduction .....	37
2.2 Situations d'homme-à-terre .....	39
2.3 Base de données <i>SisFall</i> .....	42
2.4 Signaux caractéristiques des états .....	43
2.5 Évaluation des performances .....	48
2.6 Détection de chutes .....	51
2.7 Détection d'immobilité .....	65
2.8 Détection de personnes au sol .....	75
2.9 Détection de situations d'homme-à-terre .....	80
2.10 Conclusion .....	85
CHAPITRE 3 MISE EN APPLICATION DE LA PLATEFORME INERTIELLE INTRA-AURICULAIRE .....	87
3.1 Introduction .....	87
3.2 Protocole de tests physique .....	88
3.3 Résultats du protocole .....	92
CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS .....	99
3.4 Conclusion .....	99
3.5 Recommandations .....	101
ANNEXE I ESTIMATION DE L'ORIENTATION ET DES MESURES DE MOUVEMENTS .....	105

ANNEXE II	ALGORITHMES DE DÉTECTION .....	107
ANNEXE III	MISE EN APPLICATION DE LA PLATEFORME INERTIELLE INTRA-AURICULAIRE .....	115
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES .....		115

## LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 2.1	Classification des résultats de détection ..... 50
Tableau 2.2	Sommaire des résultats de l'étude paramétrique des fenêtres de temps optimales des signaux caractéristiques de la détection de chutes ..... 58
Tableau 2.3	Sommaire des résultats de modélisation des distributions des valeurs extrêmes des signaux caractéristiques de la détection de chutes ..... 59
Tableau 2.4	Sommaire des résultats de l'étude paramétrique des fenêtres de temps optimales de fusion des signaux caractéristiques pour la détection de chutes ..... 62
Tableau 2.5	Sommaire des résultats de prédiction de détections de chutes ..... 64
Tableau 2.6	Sommaire des résultats de l'étude paramétrique des fenêtres de temps optimales de la détection des signaux caractéristiques de l'immobilité ..... 70
Tableau 2.7	Sommaire des résultats de modélisation des distributions des valeurs extrêmes des signaux caractéristiques de la détection d'immobilité ..... 70
Tableau 2.8	Sommaire des résultats de l'étude paramétrique des longueurs de fenêtres de temps optimales de fusion des signaux caractéristiques pour la détection d'immobilité ..... 73
Tableau 2.9	Sommaire des résultats de prédiction de détections d'immobilité ..... 73
Tableau 2.10	Sommaire des résultats de l'étude paramétrique des fenêtres de temps de détection du maximum de la moyenne de l'angle d'inclinaison ..... 77
Tableau 2.11	Sommaire des résultats de prédiction de détections d'état au sol ..... 79
Tableau 2.12	Sommaire des résultats de l'étude paramétrique des fenêtres de temps optimales des détections d'états combinatoires ..... 82
Tableau 2.13	Sommaire des résultats de prédiction des détections d'états combinatoires et de situations d'homme-à-terre ..... 84

Tableau 3.1	Énumération et description des tests d'évaluation .....	90
Tableau 3.2	Longueurs de fenêtres de temps utilisés pour les algorithmes de détection dans le contexte du protocole (Nombre d'échantillons) .....	93
Tableau 3.3	Énumération et description des tests d'évaluation .....	94

## LISTE DES FIGURES

		Page
Figure 0.1	Exemple de dispositif de détection de situation d'homme-à-terre.....	2
Figure 0.2	Tête d'un mannequin portant un exemple de bouchon numérique intra-auriculaire pour la protection auditive .....	4
Figure 0.3	Prototype de bouchon numérique intra-auriculaire avec UMI et module Bluetooth .....	5
Figure 0.4	Synthèse de la méthodologie du projet de réalisation d'une solution robuste de détection de situations d'homme-à-terre.....	10
Figure 1.1	Unité de mesure inertielle LSM6DS3.....	12
Figure 1.2	Sphère de calibration d'UMI personnalisée .....	18
Figure 1.3	Ensemble de données de calibration représentées dans le système XYZ .....	19
Figure 1.4	Valeurs de la fonction de coût $h$ de l'erreur pour les axes XYZ en fonction des itérations de calibration .....	20
Figure 1.5	Erreur RMS de la norme d'accélération par rapport à la référence unitaire en fonction des itérations de calibration .....	21
Figure 1.6	Représentation des angles d'Euler selon la séquence XYZ .....	28
Figure 1.7	Biais de mesures des trois axes du gyroscope sans compensation.....	30
Figure 1.8	Analyse de la variance d'Allan des mesures du gyroscope sans compensation .....	31
Figure 1.9	Biais de mesures des trois axes du gyroscope avec compensation .....	32
Figure 1.10	Analyse de la variance d'Allan des mesures du gyroscope avec compensation .....	32
Figure 1.11	Étude de paramétrisation de $\beta$ pour les données statiques et dynamiques .....	33
Figure 1.12	Exemple d'estimation des angles de roulis et de tangage .....	34
Figure 1.13	Exemple de divergence de l'estimation des angles .....	35

Figure 2.1	Diagramme de Venn des combinaisons des observations d'états de la détection de situations d'homme-à-terre .....	41
Figure 2.2	Processus d'apprentissage des algorithmes de détection de situations d'homme-à-terre .....	42
Figure 2.3	Processus de prédiction des algorithmes de détection de situations d'homme-à-terre .....	42
Figure 2.4	Courbe de densité de probabilité de distribution normale .....	46
Figure 2.5	Courbes des fonctions de densité de probabilité de la loi de Gumbel .....	47
Figure 2.6	Courbes de performance $P_D/P_{FA}$ de détection des signaux caractéristiques de la détection de chutes .....	56
Figure 2.7	Coefficients MCC maximaux de la détection des signaux caractéristiques des chutes en fonction de la longueur des fenêtres de temps .....	57
Figure 2.8	Distributions des données extremums et les courbes de modèle des signaux caractéristiques de la détection de chutes .....	60
Figure 2.9	Courbes de performance $P_D/P_{FA}$ de la détection du signal de fusion des signaux caractéristiques des chutes .....	61
Figure 2.10	Coefficients MCC maximaux de la détection du signal de fusion des signaux caractéristiques des chutes en fonction de la longueur des fenêtres de temps .....	62
Figure 2.11	Exemple d'analyse des probabilités de détection de chutes et de la fusion des signaux caractéristiques .....	63
Figure 2.12	Exemple de la fusion des signaux caractéristiques .....	64
Figure 2.13	Courbes $P_D/P_{FA}$ de performance de détection des signaux caractéristiques de l'immobilité .....	68
Figure 2.14	Coefficients MCC maximaux de la détection des signaux caractéristiques de l'immobilité en fonction de la longueur des fenêtres de temps .....	69
Figure 2.15	Distributions des données extremums et les courbes de modèle des signaux caractéristiques de la détection d'immobilité .....	71



Figure 2.16	Courbes de performance de détection du signal de fusion des signaux caractéristiques de la détection de l'immobilité.....	72
Figure 2.17	Coefficients MCC maximaux de la détection du signal de fusion des signaux caractéristiques de l'immobilité en fonction de la longueur des fenêtres de temps.....	73
Figure 2.18	Exemple d'analyse des probabilités de détection des signaux caractéristiques de l'immobilité.....	74
Figure 2.19	Exemple de détection du signal de fusion des signaux caractéristiques de l'immobilité.....	75
Figure 2.20	Courbes de performance de détection du maximum de la moyenne de l'angle d'inclinaison.....	77
Figure 2.21	Coefficients MCC maximaux de détection du maximum de la moyenne de l'angle d'inclinaison en fonction de la longueur de la fenêtre de temps.....	78
Figure 2.22	Distribution du maximum de la moyenne de l'angle d'inclinaison.....	79
Figure 2.23	Exemple de détection du maximum de la moyenne de l'angle d'inclinaison.....	80
Figure 2.24	Coefficients MCC maximaux des détections d'états combinatoires en fonction des fenêtres de temps.....	83
Figure 3.1	Ballon.....	88
Figure 3.2	Traîneau à poids.....	88
Figure 3.3	Matelas.....	89
Figure 3.4	Prototype de bouchon numérique intra-auriculaire avec UMI et module Bluetooth.....	89
Figure 3.5	Exemple de chute avant.....	91
Figure 3.6	Exemple de chute arrière.....	91
Figure 3.7	Résultats de détection pour les tests de situations d'homme-à-terre.....	95
Figure 3.8	Résultats de détection pour les tests d'activités normales de travailleurs.....	95



## LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ARP2	Auditory Research Platform V2.0
AVQ	Activités de la vie quotidienne ( <i>Activities of Daily Living</i> )
C	État de chute
CÉR	Comité d'éthique de l'ÉTS
CRITIAS	Chaire de recherche industrielle EERS-CRSNG en technologies intra-auriculaires
DVS	Décomposition en valeurs singulières
ETS	École de technologie supérieure
FFT	Fast Fourier Transform
FDP	Fonction de densité de probabilité
HàT	Homme-à-terre
I	État d'immobilité
IRSST	Institut de recherche Robert-Sauvé en santé et en sécurité du travail
MCC	Coefficient de corrélation de Matthews
MEMS	MicroElectroMechanical Systems
PCB	Printed Circuit Board
RMS	Root Mean Square
QUEST	QUaternion ESTimator
S	État au sol
UMI	Unité de mesure inertielle ( <i>Inertial Measurement Unit</i> )



## LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

°	Degré
C	Celsius
g	Accélération gravitationnelle terrestre (9,81 m/s)
h	Heure
m	Mètre
ms	Milliseconde
rad	Radian
s	Seconde



# INTRODUCTION

## 0.1 Problématique

Certaines industries sont reconnues pour la dangerosité des environnements de travail où les accidents de travail et leur morbidité sont plus fréquents. Les travailleurs de l'industrie des mines, de l'industrie forestière, de l'industrie de la construction et les pompiers sont quelques exemples de travailleurs dont l'environnement de travail comporte plusieurs risques physiques et mécaniques, en plus d'être parfois en situation d'isolement ou de confinement. Les lois du travail obligent les employeurs et les industries à assurer la protection de leurs employés concernant ces risques en adoptant des mesures de préventions, des équipements de sécurité adaptés et des formations en santé et sécurité au travail.

Toutefois, les travailleurs ne seront jamais totalement à l'abri des accidents sur les lieux de travail. Les travailleurs solitaires et les travailleurs des domaines industriels à risques tels que les mineurs, les pompiers et les travailleurs forestiers portent des dispositifs de détection de situations d'homme-à-terre qui déclenchent une alerte à un centre de contrôle lorsque le travailleur chute ou est inconscient au sol (Figure 0.1). Ces dispositifs servent principalement à transmettre automatiquement un état d'urgence pour la santé ou la vie d'un travailleur qui n'est pas en mesure d'appeler à l'aide par lui-même, soit par la perte de conscience ou par la gravité des lésions encourues. D'autres dispositifs utilisés dans l'industrie ciblent plus particulièrement les expositions à des gaz ou à des substances dangereuses. Le temps de réponse de ces systèmes a un impact direct sur le temps de réponse du plan de sauvetage ou des secours par les professionnels de la santé, surtout dans le cas des travailleurs solitaires. Ce type de système est alors essentiel pour la santé et sécurité au travail de ces travailleurs, leur fiabilité l'est tout autant.



Figure 0.1 Exemple de dispositif de détection de situation d'homme-à-terre  
Tirée de Cook (2016)

Cependant, les solutions existantes sur le marché présentent certains défauts comme le déclenchement de fausses alertes, un temps de réponse trop long ou une ergonomie déficiente. En effet, des problèmes de fausses alertes surviennent principalement lorsque le dispositif est manipulé par le travailleur ou lorsqu'il n'est pas utilisé. De plus, l'ergonomie n'est pas optimale pour le confort de certains travailleurs qui sont déjà lourdement équipés puisqu'il est généralement porté à la ceinture ou au niveau du torse. Ils utilisent principalement la variable d'inclinaison du corps par rapport au sol pour déclencher une alerte lorsque l'inclinaison du travailleur atteint une valeur critique durant une certaine période de temps. Cela peut donc prendre plusieurs dizaines de secondes, voire plusieurs minutes, avant que l'état d'une situation d'homme-à-terre soit reconnu et que les secours soient appelés. Ils ne répondent donc pas aux enjeux de l'industrie en matière de fiabilité, de robustesse et de confort d'utilisation. Il en résulte une perte de confiance envers la technologie et l'absence de déploiement à grande échelle de celle-ci.

Ce projet de recherche est pertinent et prioritaire au domaine de la recherche en santé et sécurité au travail, car il se conforme à la mission et aux priorités de recherche de l'Institut de recherche Robert-Sauvé en santé et en sécurité du travail (IRSST). D'ailleurs, l'IRSST finance ce projet par l'entremise d'une bourse d'études décernée au chercheur étudiant. Ce projet peut conduire



à des améliorations concrètes de la santé et de la sécurité au travail par la prévention des risques de complications à la suite d'accidents ou de malaises en milieu de travail, par une détection précoce des situations d'urgences. Selon l'IRSST, les chutes de hauteur, de plain-pied ou à la suite de glissade constituent une des plus importantes causes de lésions professionnelles et elles sont responsables de plus de 21% des lésions professionnelles pour la période 2010-2012 (IRSST (2017)). Les indemnités versées pour des lésions causées par les chutes de hauteur sont plus élevées que la moyenne des autres types de lésions et constituent une source importante de risques d'accident coûteux en indemnisation, en diminution de la productivité et en perte de qualité de vie pour les victimes (Lebeau *et al.* (2014)).

D'autres dispositifs existants sont en mesure de détecter plus spécifiquement les chutes de personnes, mais ceux-ci s'adressent en grande majorité au marché de la sécurité des personnes âgées puisqu'elles sont les plus vulnérables et enclines à chuter et à se blesser. La population âgée comptera pour une personne sur cinq d'ici 2050 (El-Bendary *et al.* (2013)), ce qui en fait un enjeu à plus grande échelle. Cet enjeu est mentionné, car il constitue un sujet de recherche qui s'apparente beaucoup à la problématique de ce projet et pour lequel un nombre significatif de recherches a été effectué. De nombreuses approches et techniques de détection d'événement de chutes ou de perte de conscience utiles à ce projet sont proposées dans la littérature. Néanmoins, à travers les études antérieures, aucune définition claire apparaît pour la représentation de l'ensemble des situations de dangers pour les travailleurs nécessitant une assistance immédiate.

Les travailleurs des domaines susmentionnés sont aux prises avec un autre risque de problème de santé majeur, soit les lésions auditives causées par l'exposition prolongée aux bruits élevés et constants des environnements de travail industriels. Dans le but d'adresser ces deux problématiques à l'aide d'une seule solution, la chaire de recherche industrielle EERS-CRSNG en technologies intra-auriculaires (CRITIAS) a pensé intégrer la détection de situation d'homme-

à-terre aux bouchons numériques intra-auriculaires (Figure 0.2) qui fournissent également une protection auditive aux travailleurs. Lors de ce projet, le prototype de bouchon numérique intra-auriculaire ARP2 de la chaire CRITIAS sera utilisé en incorporant la plateforme inertielle et un module de communication Bluetooth pour la transmission sans-fil des données tel que montré à la figure 0.3.



Figure 0.2 Tête d'un mannequin portant un exemple de bouchon numérique intra-auriculaire pour la protection auditive

L'utilisation d'une plateforme inertielle est une approche typique et grandement étudiée dans le cas des applications portables de suivi des mouvements et de l'orientation du corps. Dans le cadre de cette étude, les mesures inertielles, soit les accélérations linéaires et les vitesses de rotation mesurées respectivement par l'accéléromètre et le gyroscope intégrés à la plateforme inertielle, constituent les seules données d'analyse pour déterminer l'événement d'une situation d'homme-à-terre. La qualité des données de capteurs inertiels a une incidence directe sur la fiabilité de la solution de détection. Puisque les travailleurs portent les dispositifs de détection durant plusieurs heures consécutives, il est alors important de considérer les sources d'erreurs qui affectent la précision et la constance des mesures inertielles et des données dérivées. Les



Figure 0.3 Prototype de bouchon numérique intra-auriculaire avec UMI et module Bluetooth

principales sources d'erreurs à considérer sont les dérives des mesures dans le temps, les imperfections spécifiques à la fabrication de chaque capteur ainsi que les erreurs d'intégration et d'estimation de paramètres dans le domaine numérique.

Le développement d'une telle solution comporte de nombreux autres avantages par rapport aux solutions existantes. D'abord, pour les travailleurs qui utilisent déjà des bouchons de protections auditives, l'intégration de la détection de situations d'homme-à-terre ne constitue pas un élément supplémentaire d'encombrement ou d'inconfort en termes d'ergonomie. Puis, pour les travailleurs n'ayant pas besoin de protection auditive, il s'agit quand même d'une solution compacte, peu encombrante et ne limitant pas les mouvements du travailleur. De plus, la technologie de bouchons numériques de protection auditive de la chaire CRITIAS intègre un microphone interne, qui permettrait ultimement de déterminer l'état d'utilisation du dispositif en mesurant l'état d'occlusion dans l'oreille interne, et ainsi éliminer de nombreuses sources

de fausses alarmes lorsque le dispositif n'est pas utilisé ou retiré par le travailleur. D'autres recherches de la chaire concernent la lecture acoustique des signes vitaux par l'oreille interne des utilisateurs, dont la mise en application amènerait un gain substantiel quant au suivi de la condition de santé des travailleurs et des incidents potentiels.

Le principal défi concernant l'utilisation et le déploiement des appareils de détection de chutes ou de situations d'homme-à-terre dans les domaines industriels et de la gériatrie est de répondre aux réels problèmes des usagers ainsi qu'acquérir l'acceptabilité sociale (intimité, atteinte à la vie privée) et la perception du bénéfice d'utilisation (portable, performance, intégration au flux du travail)(Bernal *et al.* (2017)). La quasi-totalité des études de détection de chutes se base sur des protocoles de tests dont les scénarios de chutes et d'activités de la vie quotidienne (AVQ) sont simulés par des participants, et cela révèle une des impasses dans ce domaine où aucune validation en contexte réel a été effectuée. Les statistiques sur l'utilisation et les performances des systèmes de détection de situation d'homme-à-terre ou même de chutes en milieu industriel sont alors très limitées. De plus, plusieurs variantes de protocoles de tests physiques existent, mais les comparaisons sont limitées en fonction des différents contextes d'utilisation et aux types de capteurs utilisés lors des études.

## **0.2 Objectifs**

Le projet de recherche fait partie de la programmation scientifique de la chaire de recherche industrielle EERS-CRSNG en technologies intra-auriculaires (CRITIAS) telle qu'octroyée en 2016 par le CRSNG. Considérant l'absence de définition scientifique claire des situations d'homme-à-terre dans la littérature, l'objectif principal est de définir clairement les situations d'homme-à-terre selon des propriétés essentielles dont la caractérisation établira les critères de détection du phénomène. Le projet est effectué dans le contexte de développement d'un algorithme de détection à l'aide d'une plateforme inertielle intégrée à un bouchon numérique intra-auriculaire de type ARP2 du CRITIAS. Ce projet constitue la première initiative de la

chaire CRITIAS dans l'étude de la problématique de détection de situations d'homme-à-terre. De ce fait, le projet posera les premiers fondements de la recherche concernant les applications de plateformes inertielles et d'étude du suivi des activités à l'aide des bouchons numériques du CRITIAS. Plus spécifiquement, les sous-objectifs du projet d'élaboration d'une solution de détection de situations d'homme-à-terre sont :

- a. Suivi des mouvements et de l'orientation du corps à l'aide des mesures inertielles de manière fiable à long terme ;
- b. Généralisation des situations d'homme-à-terre et de leurs détections à partir d'une définition et d'une stratégie de détection globales ;
- c. Validation de la solution de détection utilisant le prototype de bouchon numérique intra-auriculaire dans un contexte inspiré des activités de travailleurs.

### **0.3 Méthodologie**

La solution de détection de situations d'homme-à-terre se base sur l'utilisation d'une plateforme inertielle ou unité de mesure inertielle (UMI) intégrée dans un prototype de bouchon numérique intra-auriculaire. La plateforme inertielle regroupe dans un seul module très compact deux capteurs inertiels de type MEMS, soit un accéléromètre 3 axes et un gyroscope 3 axes. L'unité de mesure inertielle LSM6DS3 de la compagnie STMicroelectronics (2018), utilisée lors de ce projet est une technologie grandement répandue dans les applications compactes et portables nécessitant robustesse et faible consommation d'énergie. Les données inertielles permettent le suivi des mouvements et d'orientation du corps sur lequel s'établira la stratégie de détection des situations d'homme-à-terre. L'étude des mouvements et de l'orientation à l'aide de l'UMI comportent plusieurs défis même si les applications sont maintenant grandement répandues, surtout dans les aéronefs (drones, satellites, missiles, etc.). De nombreux outils mathématiques et de traitement de signaux ont été développés dans la littérature pour

assurer la fiabilité des mesures et l'estimation de l'orientation selon différentes représentations de systèmes tridimensionnels.

La première étape de la méthodologie du projet qui forme le **Chapitre 1** expose alors les différents défis découlant des effets des diverses sources d'erreurs de mesures des capteurs inertiels et de l'estimation de l'orientation dans l'espace. La stratégie consiste à appliquer des techniques, simples et reconnues dans la littérature, pour la calibration des données inertielles de l'UMI et pour l'estimation de l'orientation du corps tout en considérant le contexte d'utilisation de ce projet. La robustesse des mesures inertielles et d'orientation sera adressée selon une utilisation de la solution durant une période de plusieurs heures pour laquelle l'efficacité de la compensation des erreurs de mesures du système sera étudiée. Les choix d'algorithmes prennent en compte aussi les ressources limitées du système embarqué intégré au dispositif intra-auriculaire, soit des algorithmes nécessitant peu de puissance de calcul et de mémoire. La validation de la qualité des mesures du système, l'implémentation et l'efficacité des algorithmes de calibration des capteurs inertiels et d'estimation de l'orientation, des tests seront effectués à l'aide, entre autres, d'une base de données de référence d'enregistrements de mesures inertielles.

Le **Chapitre 2** présente la deuxième étape de la méthodologie de ce projet consistant à énoncer une définition globale des situations d'homme-à-terre en fonction d'un ensemble de trois états fondamentaux. En effet, la combinaison de trois types d'événements distincts suivants permet de décrire les situations de travailleurs victimes d'accidents de travail ou de malaises quelconques menant à l'incapacité d'appeler les secours :

- a. Le travailleur chute (C);
- b. Le travailleur est immobile (I);
- c. Le travailleur est au sol (S).

Une stratégie de détection sera établie en fonction de l'observation de ces trois états distincts. La caractérisation des phénomènes physiques sous-adjacents à l'aide des données inertielles d'une UMI sera la base de la prise de décision et de la classification des différentes situations d'homme-à-terre par rapport à tous autres scénarios. Plus spécifiquement, la modélisation des distributions statistiques des valeurs extrêmes des mesures d'accélération, de vitesse de rotation, d'inclinaison et de vitesse d'inclinaison sera étudiée afin d'y associer des probabilités de détection respectives à chaque état critique. Afin d'extraire efficacement les informations, les signaux caractéristiques de chaque état seront segmentés à l'aide de fenêtres de temps dont les longueurs optimales respectives seront analysées à l'aide des études paramétriques. Une base de données publique basée sur un protocole rigoureux comportant plus de 4000 enregistrements de chutes et de mouvements inspirés d'activités de la vie quotidienne (AVQ) sera utilisée afin d'avoir un nombre significatif de données pour l'élaboration de la méthodologie de détection et la caractérisation des états. Les modèles statistiques, la fusion des probabilités de détection des états et la logique de détection de situations d'homme-à-terre seront maximisés en fonction de critères de performance. Les résultats de performance des algorithmes de détection seront validés par l'utilisation d'une méthode de validation croisée en  $k$ -segments qui évalue la généralisation des résultats sur des ensembles de données indépendants.

Finalement, la troisième étape de la méthodologie décrite au **Chapitre 3** consiste à mettre en application les algorithmes de détection avec la plateforme intra-auriculaire du CRITIAS en milieu contrôlé. Un protocole de tests physiques sera proposé spécifiquement pour le contexte de travail des travailleurs des domaines à risques et de l'utilisation du prototype de bouchon numérique intra-auriculaire. Les tests du protocole seront exécutés par des participants volontaires en suivant des procédures approuvées par le comité d'éthique de l'ÉTS (CÉR) pour assurer leur sécurité. Les données de la plateforme inertielle récupérées par voie sans-fil seront évaluées *a posteriori* par les algorithmes de détection des scénarios de situations d'homme-à-terre. Les résultats permettront ainsi de valider le comportement de la solution pour la détection

de chutes, d'immobilité et de positions au sol. Étant le premier protocole de tests physique du genre à être développé au CRITIAS, les tests préliminaires viseront essentiellement à mettre en évidence les difficultés ainsi que de valider les performances de l'algorithme de détection dans le contexte de scénarios inspirés par les activités des travailleurs à risques.

La démarche en trois parties de ce projet est synthétisée à la figure 0.4. À la base du projet se trouve l'implémentation des méthodes de calibration assurant la robustesse des mesures de l'UMI ainsi que l'estimation des mouvements et d'orientation du corps. La deuxième partie du projet concerne la définition globale des situations d'homme-à-terre et de la stratégie de détection pour laquelle la caractérisation des états critiques en fonction des mesures de mouvements et de l'orientation permettront d'établir les algorithmes de détection. Finalement, la solution de détection de situation d'homme-à-terre est validée dans un contexte contrôlé et par l'exécution de scénarios inspirés d'activités de travailleur. La phase de validation vérifie aussi la fonctionnalité de la solution implémenté à l'aide du prototype de bouchon intra-auriculaire.



Figure 0.4 Synthèse de la méthodologie du projet de réalisation d'une solution robuste de détection de situations d'homme-à-terre



# CHAPITRE 1

## ESTIMATION DE L'ORIENTATION ET DES MESURES DE MOUVEMENTS

Ce premier chapitre expose les différentes problématiques liées à l'utilisation d'unité de mesure inertielle (UMI) pour le suivi des mouvements et de l'orientation du corps des travailleurs sur de longues périodes de temps. La compensation des erreurs de mesures du système est adressé de manière à limiter les impacts des sources d'erreurs statiques et dynamiques des capteurs inertiels pouvant altérer significativement le fonctionnement de la solution. En premier lieu, les mesures de l'accéléromètre sont calibrés de façon ponctuelle selon une méthode utilisant un grand ensemble de données de normes d'accélération et une référence définie par la gravité terrestre. Ensuite, les mesures du gyroscope sont traitées en continu puisqu'elles sont soumises à des sources d'erreurs variantes dans le temps. Finalement, l'implémentation et la robustesse des résultats de calibration et de l'estimation de l'orientation selon les méthodes sélectionnées sont validées à l'aide d'une base de données de référence ainsi qu'une analyse du comportement des mesures inertiels sur plusieurs heures d'enregistrement.

### 1.1 Introduction

La marge d'erreur est faible dans le cas d'une solution telle que les dispositifs de détection de situations d'homme-à-terre pour les travailleurs de domaines à risques accrus d'accidents de travail. Dans ces circonstances, une mauvaise prise de décision peut avoir de graves conséquences pour la survie du travailleur ou pour la gravité des lésions à la suite d'un tel incident. La fiabilité de la solution dépend de l'ensemble de la chaîne de traitement de l'information, de la prise de mesures jusqu'à la prise de décision finale. Ce premier chapitre présentera l'approche utilisée pour assurer que les méthodes de calibration et de suivi des mouvements et de l'orientation de la plateforme inertielle répondront aux défis liés à ce contexte d'utilisation.

Deux principales approches de suivi des mouvements et de l'orientation du corps sont utilisées dans la littérature, soit la vision artificielle à partir de différents types de caméras permet de suivre l'entièreté des mouvements d'une personne tandis que les capteurs inertiels permettent

le suivi ponctuel des membres du corps. Le principal inconvénient des technologies de vision est le champ de vision des caméras qui limite la zone d'utilisation et rend difficile l'application en milieu de travail. Les technologies de capteurs inertiels de type MEMS sont très utilisées dans les applications portables embarquées nécessitant des composants compacts et une bonne flexibilité d'application tout en étant abordables et consommant peu d'énergie. La plateforme inertielle LSM6DS3 de ce projet intègre deux capteurs inertiels de type MEMS, soit un accéléromètre 3 axes et un gyroscope 3 axes (Figure 1.1), qui consomme aussi peu que 0,9 mA (STMicroelectronics (2018)) favorisant son utilisation dans des systèmes portables alimentés par une batterie durant plusieurs heures.

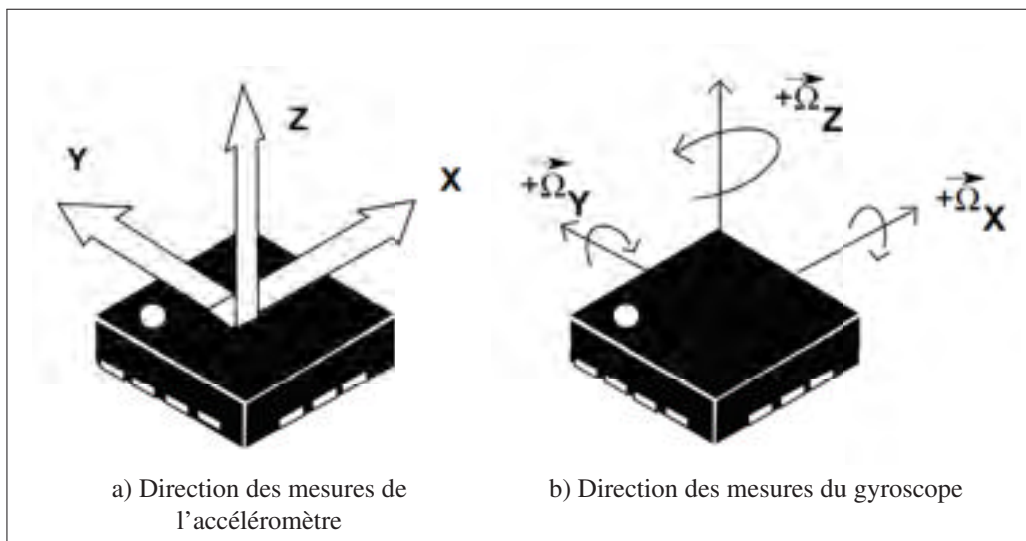


Figure 1.1 Unité de mesure inertielle LSM6DS3  
Tirée de STMicroelectronics (2018)

Les données de mouvements et d'orientation du corps étant à la base de la méthodologie de détection des situations d'homme-à-terre, la qualité des mesures des capteurs inertiels est essentielle pour assurer une fiabilité de la solution. Comme mentionné, les données de suivi de mouvements et l'estimation de l'orientation sont affectés par des sources erreurs de mesures propres à la fabrication des capteurs inertiels à bas coût de type MEMS et des méthodes de calculs utilisés. Dans le contexte où la solution est utilisée pour suivre en temps réel les mouvements et l'orientation du corps des travailleurs durant leurs quarts de travail, ces erreurs de

mesures, incluant les phénomènes de dérive des mesures inertielles dans le temps, peuvent avoir des répercussions néfastes.

Les imprécisions des mesures des capteurs s'accumulent dans le temps tandis que l'intégration numérique induit des erreurs d'approximation compte tenu des fréquences d'échantillonnage et des méthodes utilisées. En effet, Vlasic *et al.* (2007) a démontré que les applications de suivi des mouvements sur une longue durée à l'aide d'UMI sont susceptibles d'être affectées par des phénomènes de dérives des mesures et d'accumulation d'erreurs d'estimation qui doivent être compensés par des méthodes de calibration dynamiques. Une méthode de calibration compense les erreurs de mesures et d'estimation de l'orientation réelle du capteur à partir de modèles adaptés au contexte d'application.

Dans le cas de ce projet, deux stratégies distinctes sont employées respectivement pour la calibration, soit une calibration statique pour l'accéléromètre et une calibration statique et dynamique pour le gyroscope. La calibration statique est utilisée pour évaluer préalablement les paramètres du modèle qui compensent les sources d'erreurs invariantes des capteurs. L'estimation dynamique des paramètres d'erreurs s'applique à la compensation de sources d'erreurs des capteurs et des calculs qui varient au cours du temps. Certaines méthodes de calibration peuvent prévaloir en fonction des spécifications de l'application et des capteurs inertiels utilisés (nombre de capteurs, types des capteurs et principes de fonctionnement des capteurs). L'estimation de l'orientation d'un corps se base sur une méthode de fusion des données inertielles qui est une référence dans le domaine quant à ses performances et son nombre réduit d'opérations.

Généralement, l'orientation d'un objet ou d'un corps est donnée par rapport à la référence du vecteur d'accélération gravitationnelle terrestre qui est perpendiculaire au plan du sol et génère une accélération constante de  $9,81 \text{ m/s}^2$ . L'orientation d'un objet dans l'espace peut être représentée à l'aide d'une multitude de représentations, mais les plus communes sont les angles d'Euler ou les quaternions.

## 1.2 Calibration des capteurs et fusion de données

Dans cette section, les modèles de capteurs et les différentes méthodes de calibrations statiques et dynamiques retenues seront détaillés.

### 1.2.1 Modèles des capteurs inertiels

Les capteurs ne sont pas idéaux, des défauts et un certain nombre de sources d'erreurs affectent l'exactitude des lectures des mesures physiques des capteurs. Les capteurs sont représentés à l'aide de modèles mathématiques qui prennent en compte ces sources d'erreurs variées en fonction de l'application, les ressources de calcul disponibles ainsi que de la nature du capteur. Dans le cas de l'unité de mesure inertielle (UMI) LSM6DS3 de STMicroelectronics (2018) qui intègre un accéléromètre 3-axes et un gyroscope 3-axes, un modèle mathématique est défini pour chaque capteur pour l'obtention des mesures physiques réelles.

Les modèles de capteurs prennent en compte la compensation des erreurs pour les trois axes  $X$ ,  $Y$  et  $Z$ , permettant de retrouver les mesures réelles d'accélérations linéaires  $\mathbf{a} = [a_x \ a_y \ a_z]^T$  de l'accéléromètre et des vitesses angulaires  $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$  du gyroscope en fonction des mesures des capteurs.

Les sources d'erreurs sont représentées sous la forme de paramètres caractérisés numériquement à l'aide de méthodes de calibration spécifiques. Lorsqu'une grande précision est nécessaire, les modèles peuvent inclure jusqu'à une cinquantaine de paramètres d'erreurs différents (Grewal *et al.* (1991)). Dans le cas de l'utilisation d'une UMI de type MEMS à bas coût, la sensibilité du capteur ne permet pas d'utiliser un modèle complexe prenant en compte un grand nombre de paramètres d'erreurs puisque les erreurs de mesures sont dominées par un nombre restreint de sources d'erreurs.

Les principales sources d'erreurs considérées par les modèles d'UMI sont le couplage axial croisé, les facteurs d'échelles, les désalignements des axes orthogonaux ainsi que les biais de mesures (Bekkeng (2009)). Elles sont considérées comme des sources d'erreurs constantes et

peuvent être évaluées numériquement lors d'une calibration unique dans un contexte contrôlé (statique), tandis qu'une calibration en continu (dynamique) est nécessaire dans le cas des processus de bruits aléatoires composants les sources d'erreurs qui évoluent dans le temps.

Les principaux processus de bruits aléatoires sont la quantification numérique, la marche aléatoire des angles du gyroscope, la marche aléatoire continue, la stabilité du biais et la dérive continue des mesures (El-Sheimy *et al.* (2008)). Les bruits de mesures affectent la sensibilité des mesures des capteurs et dont les effets varient au cours du temps et en fonction de la température d'opération (Bekkeng (2009)). Les méthodes d'analyse stochastique des bruits de mesures telles que la méthode d'autocorrélation (Park & Gao (2006)) et l'étude de la variance d'Allan (El-Sheimy *et al.* (2008)) permettent de caractériser les processus de bruits aléatoires dominants ainsi que leurs variations temporelles.

### 1.2.2 Calibration de l'accéléromètre

La méthode de calibration proposée par Dorveaux *et al.* (2009) a été retenue pour la calibration de l'accéléromètre puisqu'elle est simple, intuitive et ne nécessite aucun équipement dispendieux. Cette méthode utilise l'accélération gravitationnelle comme mesure de référence dans le but de relever les erreurs de mesures. En partant du modèle de l'accéléromètre proposé par Fong *et al.* (2008) qui définit une matrice de sensibilité  $\mathbf{S}$  composée des coefficients de facteurs d'échelles et du couplage axial croisé,

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{xx} & s_{yx} & s_{zx} \\ s_{xy} & s_{yy} & s_{zy} \\ s_{xz} & s_{yz} & s_{zz} \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

une matrice  $\mathbf{M}$  incluant les termes de désalignement

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & -\alpha_{zy} & \alpha_{yz} \\ 0 & 1 & -\alpha_{xz} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

ainsi qu'un vecteur des biais de mesure du capteur  $\mathbf{b}_a$

$$\mathbf{b}_a = \begin{bmatrix} b_x \\ b_y \\ b_z \end{bmatrix}. \quad (1.3)$$

Étant donné l'effet semblable du couplage axial croisé et du désalignement, Fong *et al.* (2008) propose de multiplier  $\mathbf{S}$  et  $\mathbf{M}$ , et d'utiliser une seule matrice  $\mathbf{E}_a$  de coefficients qui englobent les effets du désalignement et du couplage axial croisé.

$$\mathbf{E}_a = \mathbf{MS} \approx \begin{bmatrix} s_{xx} - \alpha_{zy}s_{xy} + \alpha_{yz}s_{xz} & s_{yx} - \alpha_{zy}s_{yy} + \alpha_{yz}s_{yz} & s_{zx} - \alpha_{zy}s_{zy} + \alpha_{yz}s_{zz} \\ s_{xy} - \alpha_{xz}s_{xz} & s_{yy} - \alpha_{xz}s_{yz} & s_{zy} - \alpha_{xz}s_{zz} \\ s_{xz} & s_{yz} & s_{zz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_{xx} & e_{yx} & e_{zx} \\ e_{xy} & e_{yy} & e_{zy} \\ e_{xz} & e_{yz} & e_{zz} \end{bmatrix}. \quad (1.4)$$

Le modèle permet donc de compenser les erreurs des mesures d'accélération  $\tilde{\mathbf{a}} = [\tilde{a}_x \ \tilde{a}_y \ \tilde{a}_z]^T$  afin d'obtenir les mesures réelles d'accélération de l'UMI  $\mathbf{a}$  par l'expression de l'équation 1.5.

$$\mathbf{a} = \mathbf{MS}\tilde{\mathbf{a}} + \mathbf{b}_a \approx \mathbf{E}_a\tilde{\mathbf{a}} + \mathbf{b}_a = \begin{bmatrix} e_{xx} & e_{yx} & e_{zx} \\ e_{xy} & e_{yy} & e_{zy} \\ e_{xz} & e_{yz} & e_{zz} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{a}_x \\ \tilde{a}_y \\ \tilde{a}_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_x \\ b_y \\ b_z \end{bmatrix} \quad (1.5)$$

La méthode de calibration itérative proposée par Dorveaux *et al.* (2009) ne nécessite aucun équipement externe puisqu'elle se base sur un grand ensemble de données d'accélération prises idéalement d'une infinité de positions du capteur. La direction et l'amplitude de la gravité terrestre étant connue et constante, l'ensemble des normes corrigées des vecteurs d'accélération

selon les coefficients d'erreur du modèle devraient représenter idéalement une sphère unitaire centrée à l'origine telle que

$$\|\mathbf{a}\| = \|\mathbf{E}_a \tilde{\mathbf{a}} + \mathbf{b}_a\| = g = 1 \quad (1.6)$$

Les coefficients de  $\mathbf{E}_a$  et  $\mathbf{b}_a$  sont calculés en effectuant une série de calibrations partielles successives sur les données par une approche itérative de la méthode des moindres carrés sur la fonction de coût  $h(\mathbf{E}_a, \mathbf{b}_a, k)$  pour chaque itération  $k$

$$h(\mathbf{E}_a, \mathbf{b}_a, k) = \sum_{i=1}^N \left\| (\mathbf{E}_{a_k} \tilde{\mathbf{a}}_{i,k} + \mathbf{b}_{a_k}) - \frac{\tilde{\mathbf{a}}_{i,k}}{\|\tilde{\mathbf{a}}_{i,k}\|} \right\|^2 \quad (1.7)$$

où  $\mathbf{E}_{a_k}$  et  $\mathbf{b}_{a_k}$  sont mise à jour à chaque itération de la calibration itérative sur l'ensemble des données de grandeur  $N$ . L'application de la minimisation de la fonction de coût par la méthode des moindres carrés nous donne

$$\begin{cases} \frac{\partial h(\mathbf{E}_a, \mathbf{b}_a, k)}{\partial \mathbf{E}_a} = \sum_{i=1}^N 2 \left\| (\mathbf{E}_{a_k} \tilde{\mathbf{a}}_{i,k} + \mathbf{b}_{a_k}) - \frac{\tilde{\mathbf{a}}_{i,k}}{\|\tilde{\mathbf{a}}_{i,k}\|} \right\| \tilde{\mathbf{a}}_{i,k} = 0 \\ \frac{\partial h(\mathbf{E}_a, \mathbf{b}_a, k)}{\partial \mathbf{b}_a} = \sum_{i=1}^N 2 \left\| (\mathbf{E}_{a_k} \tilde{\mathbf{a}}_{i,k} + \mathbf{b}_{a_k}) - \frac{\tilde{\mathbf{a}}_{i,k}}{\|\tilde{\mathbf{a}}_{i,k}\|} \right\| = 0 \end{cases} \quad (1.8)$$

puis,

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N \left\| \mathbf{E}_{a_k} \tilde{\mathbf{a}}_{i,k}^2 + \mathbf{b}_{a_k} \tilde{\mathbf{a}}_{i,k} \right\| = \sum_{i=1}^N \frac{\tilde{\mathbf{a}}_{i,k}^2}{\|\tilde{\mathbf{a}}_{i,k}\|} \\ \sum_{i=1}^N \left\| \mathbf{E}_{a_k} \tilde{\mathbf{a}}_{i,k} + \mathbf{b}_{a_k} \right\| = \sum_{i=1}^N \frac{\tilde{\mathbf{a}}_{i,k}}{\|\tilde{\mathbf{a}}_{i,k}\|} \end{cases} \quad (1.9)$$

et

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \sum \tilde{a}_x^2 & \sum \tilde{a}_y \tilde{a}_x & \sum \tilde{a}_z \tilde{a}_x & \sum \tilde{a}_x \\ \sum \tilde{a}_x \tilde{a}_y & \sum \tilde{a}_y^2 & \sum \tilde{a}_z \tilde{a}_y & \sum \tilde{a}_y \\ \sum \tilde{a}_x \tilde{a}_z & \sum \tilde{a}_y \tilde{a}_z & \sum \tilde{a}_z^2 & \sum \tilde{a}_z \\ \sum \tilde{a}_x & \sum \tilde{a}_y & \sum \tilde{a}_z & N \end{bmatrix}}_{\Psi} \cdot \begin{bmatrix} e_{xx} & e_{yx} & e_{zx} \\ e_{xy} & e_{yy} & e_{zy} \\ e_{xz} & e_{yz} & e_{zz} \\ b_x & b_y & b_z \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \frac{\sum \tilde{a}_x^2}{\|\tilde{\mathbf{a}}\|} & \frac{\sum \tilde{a}_y \tilde{a}_x}{\|\tilde{\mathbf{a}}\|} & \frac{\sum \tilde{a}_z \tilde{a}_x}{\|\tilde{\mathbf{a}}\|} \\ \frac{\sum \tilde{a}_x \tilde{a}_y}{\|\tilde{\mathbf{a}}\|} & \frac{\sum \tilde{a}_y^2}{\|\tilde{\mathbf{a}}\|} & \frac{\sum \tilde{a}_z \tilde{a}_y}{\|\tilde{\mathbf{a}}\|} \\ \frac{\sum \tilde{a}_x \tilde{a}_z}{\|\tilde{\mathbf{a}}\|} & \frac{\sum \tilde{a}_y \tilde{a}_z}{\|\tilde{\mathbf{a}}\|} & \frac{\sum \tilde{a}_z^2}{\|\tilde{\mathbf{a}}\|} \\ \frac{\sum \tilde{a}_x}{\|\tilde{\mathbf{a}}\|} & \frac{\sum \tilde{a}_y}{\|\tilde{\mathbf{a}}\|} & \frac{\sum \tilde{a}_z}{\|\tilde{\mathbf{a}}\|} \end{bmatrix}}_{R} \quad (1.10)$$

alors,

$$\begin{bmatrix} e_{xx} & e_{yx} & e_{zx} \\ e_{xy} & e_{yy} & e_{zy} \\ e_{xz} & e_{yz} & e_{zz} \\ b_x & b_y & b_z \end{bmatrix} = \Psi^{-1} \cdot \mathbf{R} \quad (1.11)$$

La matrice inverse  $\Psi$  est obtenue à l'aide de la fonction de calcul par la méthode multiplicative intégrée à la librairie de calcul algébrique *numpy.linalg*.

L'ensemble de données est recueilli de manière à couvrir le plus de positions possibles tout en limitant les accélérations linéaires parasites lors des mouvements effectués. Un support a été élaboré pour faciliter cette tâche, soit une sphère de mousse de polystyrène (Figure 1.2) disposant d'une cavité permettant d'insérer la plateforme inertielle. La sphère permet ensuite d'effectuer des rotations de la plateforme en minimisant les mouvements linéaires parasites et facilitant les manipulations nécessaires à l'obtention de la plus grande diversité de positions possibles.

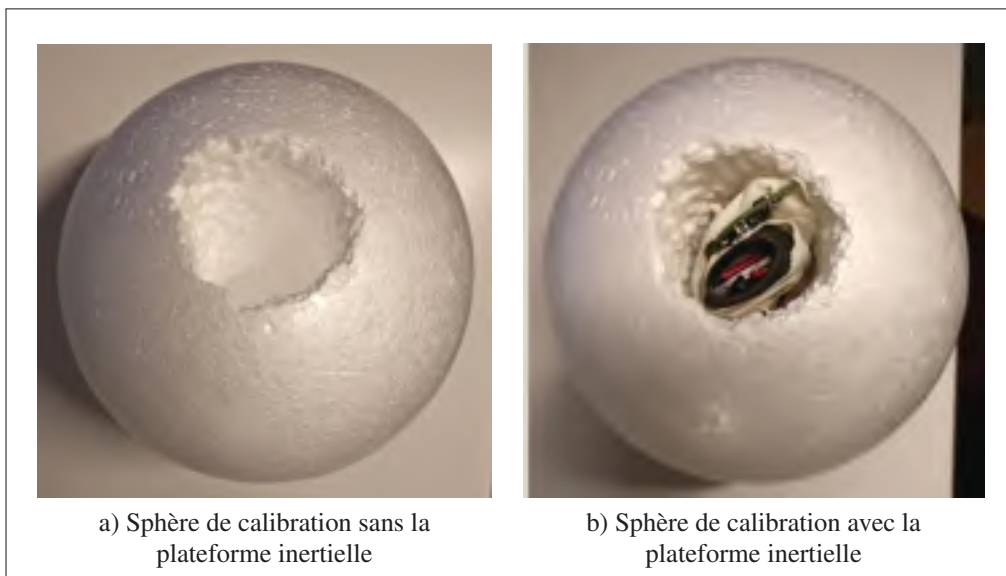


Figure 1.2 Sphère de calibration d'UMI personnalisée

L'ensemble de données de 16865 échantillons (168 secondes) obtenu pour la calibration de



l'accéléromètre, montré à la figure 1.3, représente bien une sphère unitaire centrée à l'origine dans le système cartésien  $XYZ$  dont les points de mesures couvrent une grande partie de sa surface. L'application successive de la solution de l'équation 1.11 permet d'estimer les coefficients de calibration qui convergent rapidement (20 itérations).

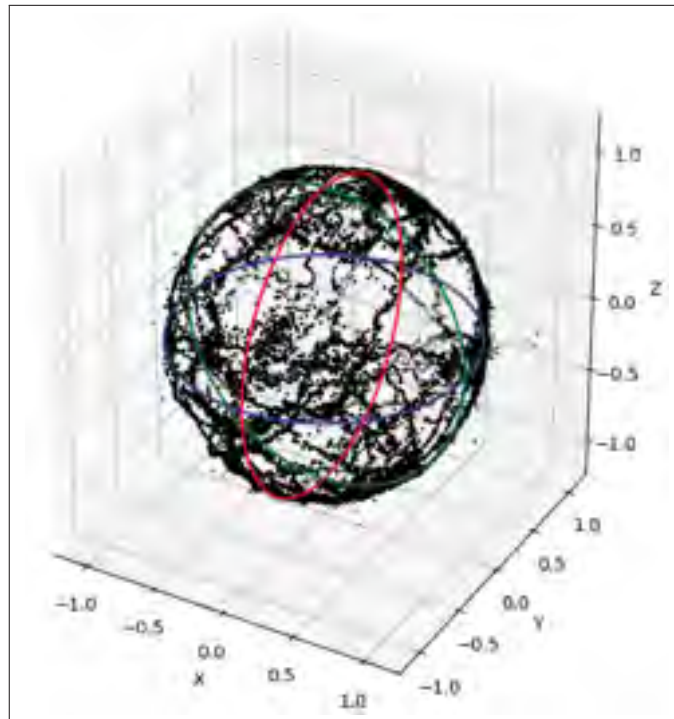


Figure 1.3 Ensemble de données de calibration représentées dans le système  $XYZ$

Les valeurs finales des coefficients de calibration sont

$$\mathbf{E}_a = \begin{bmatrix} 1.0014 & 0.00166 & 0.00106 \\ -0.00479 & 0.99235 & -0.00243 \\ -0.0068 & 0.00356 & 1.00461 \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

$$\mathbf{b}_a = \begin{bmatrix} -0.01885 \\ -0.00331 \\ -0.01493 \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

où l'ordre de grandeur de la correction des erreurs d'échelle et de désalignements est en dessous des 1% d'erreurs et les valeurs de compensation de biais de mesure instantanés sont légèrement en dessous des 0,02 g.

La validation de la minimisation des erreurs est illustrée par les courbes des composantes de la fonction de coût  $h$  qui diminuent et convergent après peu d'itérations de calibration partielle (Figure 1.4). Cela confirme que la méthode des moindres carrées permet de diminuer l'erreur de calibration pour chacun des axes de l'accéléromètre et par le fait même, réduit l'erreur lors de la lecture de la gravité terrestre de norme unitaire servant au calcul de l'orientation du système. Ce sont les données d'accélération de l'axe X qui bénéficient le plus de la calibration, mais restent toutefois la principale source d'erreur tandis que les données de l'axe Z constituent la source moindre d'erreur. La figure 1.5 démontre aussi l'efficacité de la méthode en visualisant l'évolution de l'erreur RMS de la norme d'accélération par rapport à la référence unitaire de la gravité terrestre selon l'expression de l'équation 1.14. L'erreur RMS minimale obtenue lors de la calibration tend vers 0,006g, ce qui représente une réduction de 60% de l'erreur par rapport à la valeur RMS initiale de 0,015g sans la calibration.

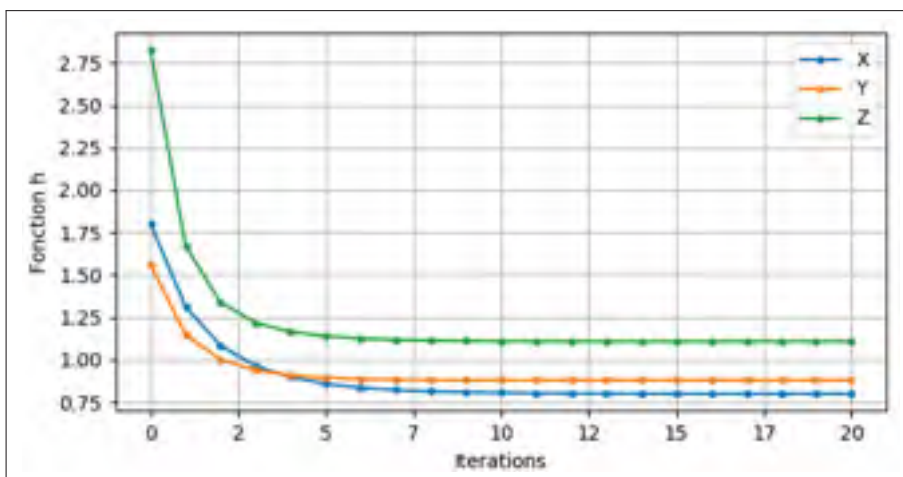


Figure 1.4 Valeurs de la fonction de coût  $h$  de l'erreur pour les axes XYZ en fonction des itérations de calibration

$$Err_{\text{RMS}}(\mathbf{a}) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \sqrt{(\|\mathbf{a}_i\| - g)^2} \quad (1.14)$$

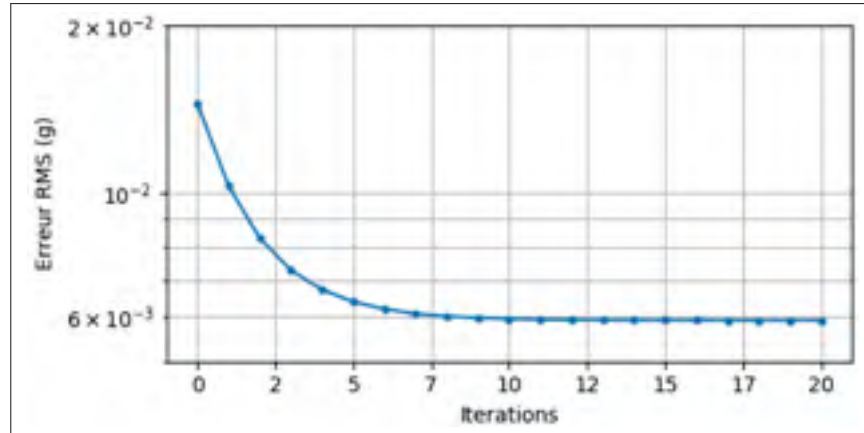


Figure 1.5 Erreur RMS de la norme d'accélération par rapport à la référence unitaire en fonction des itérations de calibration

Pour satisfaire la standardisation de la nomenclature de la représentation du système de coordonnées, il importe de faire un changement d'orientation des données reçues de l'UMI par rapport à l'orientation de la plateforme inertielle intra-auriculaire lorsqu'elle est portée en prenant en compte le placement de l'UMI sur le PCB de la plateforme. Considérant que le prototype de bouchon numérique utilisée dans cette recherche se porte à l'oreille droite et le positionnement de la plateforme inertielle, une transformation du système de coordonnées doit être effectuée par une rotation des axes orthogonaux utilisant la matrice de rotation  $\mathcal{Q}_{a,\text{droite}}$

$$\mathcal{Q}_{a,\text{droite}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (1.15)$$

telle que

$$\mathbf{a}_{\text{droite}} = \mathcal{Q}_{a,\text{droite}} \cdot \mathbf{a} \quad (1.16)$$

### 1.2.3 Calibration du gyroscope

Pour garder les procédures de calibration simples et exempts d'équipements onéreux, le modèle mathématique du gyroscope prend seulement en compte la compensation des sources d'erreurs affectant les biais de mesures et ignore les facteurs d'échelle et le désalignement des axes orthogonaux. Le modèle de gyroscope suivant donne les valeurs réelles de vitesses angulaires  $\boldsymbol{\omega}$  en fonction des mesures du gyroscope  $\tilde{\boldsymbol{\omega}} = [\tilde{\omega}_x \ \tilde{\omega}_y \ \tilde{\omega}_z]^T$ .

$$\boldsymbol{\omega} = \tilde{\boldsymbol{\omega}} + \mathbf{b}_{\boldsymbol{\omega},s} + \mathbf{b}_{\boldsymbol{\omega},d} \quad (1.17)$$

Deux vecteurs de corrections du biais sont inclus dans le modèle, soit la correction statique  $\mathbf{b}_{\boldsymbol{\omega},s}$  de type «naïve» afin de compenser le biais instantané et la correction dynamique  $\mathbf{b}_{\boldsymbol{\omega},d}$  qui compense l'ensemble des effets de dérives des biais de mesures. Les variations des biais de mesures dans le temps sont le produit de plusieurs processus internes du gyroscope telles que la marche aléatoire des biais, de l'instabilité des biais et de la température d'opération du gyroscope (Bekkeng (2009)). Les sources d'erreurs statiques  $\mathbf{b}_{\boldsymbol{\omega},s}$  sont aisément mesurables en évaluant le décalage moyen lorsque le gyroscope est immobile ( $\boldsymbol{\omega} = \mathbf{0}$ ) sur une certaine période de temps. Les coefficients de compensation statiques qui corrigent ces erreurs, suivant l'équation 1.17, sont obtenus comme suit

$$\mathbf{b}_{\boldsymbol{\omega},s} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{\boldsymbol{\omega}}_i \quad (1.18)$$

où  $N$  correspond au nombre d'échantillons utilisés. Les valeurs obtenues pour une calibration effectuée sur une période de dix secondes ( $N = 1000$ ) sont

$$\mathbf{b}_{\boldsymbol{\omega},s} = \begin{bmatrix} 0.01899 \\ -0.04724 \\ -0.01608 \end{bmatrix}. \quad (1.19)$$

La calibration dynamique des biais de mesures s'effectue à l'aide de l'estimation de l'orientation (Section 1.2.4) qui constitue une variable plus robuste étant le produit de la fusion des

mesures des deux capteurs inertiels. L'algorithme de fusion des données de l'accéléromètre et du gyroscope permet d'évaluer les sources d'erreur qui affectent la fiabilité à long terme en comparant la variation de l'estimation de l'orientation et les mesures de vitesse angulaire. Les paramètres de compensation  $\mathbf{b}_{\omega,d}$  contribuent à réduire, en continu, l'erreur absolue produite par l'accumulation de ces écarts au cours de l'utilisation du système de suivi de l'orientation. La méthodologie de compensation en temps réel des biais de mesures du gyroscope sera détaillée à la section 1.2.5.

Pour les mêmes raisons que pour l'accéléromètre, il est aussi nécessaire de faire un changement du système de coordonnées des données du gyroscope selon le contexte d'utilisation. Donc, la rotation des axes orthogonaux des données du gyroscope s'effectue à partir de la matrice de rotation  $\mathbf{Q}_{\omega,droite}$

$$\mathbf{Q}_{\omega,droite} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (1.20)$$

telle que

$$\boldsymbol{\omega}_{droite} = \mathbf{Q}_{\omega,droite} \cdot \boldsymbol{\omega} . \quad (1.21)$$

#### 1.2.4 Méthode fusion de données inertielles et d'estimation de l'orientation

L'approche standard des filtres de Kalman est utilisée depuis longtemps dans les applications de fusion de données de capteurs inertiels. Par exemple, les filtres de Kalman sont utilisés pour l'estimation continue des paramètres d'erreurs de capteurs inertiels de tous types (Bekkeng (2009), Batista *et al.* (2011), Beravs *et al.* (2012)) ou pour estimer les paramètres d'orientation ou de positionnement incluant une ou plusieurs sources de données (Yun & Bachmann (2006), Vlastic *et al.* (2007), Tamazin *et al.* (2013)).

La complexité du filtre varie de l'estimation d'un seul paramètre jusqu'à des dizaines de paramètres inconnus (Grewal *et al.* (1991)) en fonction des niveaux de précision et de fiabilité recherchés. La fusion de données consiste donc à utiliser les données de plusieurs sources

afin d'estimer un ou des paramètres d'un système de manière plus fiable et afin d'éliminer les sources d'erreurs provoquées par certains états du système.

Les différentes variantes du filtre de Kalman proposées dans la littérature utilisent, entre autres, la fusion des données d'orientation par l'algorithme QUEST qui se base sur l'accéléromètre et des vitesses de variation de l'orientation selon les mesures du gyroscope (Yun & Bachmann (2006)). L'algorithme QUEST a l'avantage de converger vers la solution en une seule itération en comparaison avec les méthodes de résolution itératives comme la méthode de Gauss-Newton. Puisque l'algorithme QUEST performe mieux en condition quasi statique, Yun & Bachmann (2006) fusionne complémentirement les deux sources de mesures de manière à favoriser les mesures du gyroscope en situation de grandes accélérations et rotations.

De manière générale, l'estimation de l'orientation ou de l'attitude se base sur l'accélération gravitationnelle terrestre comme point de référence fixe dans l'espace. Batista *et al.* (2011) propose une méthode d'estimation dynamique basée sur un modèle simple d'accéléromètre qui ne présume pas que l'amplitude du vecteur gravitationnelle est dominante par rapport aux autres composantes d'accélération, ce qui réduit les erreurs d'estimation de l'attitude lors de grandes accélérations linéaires. Toutefois, le couplage des données de gyroscope qui est un outil essentiel à la fiabilité de l'estimation de l'orientation n'est pas intégré à sa méthodologie.

L'inconvénient des méthodes utilisant les filtres de Kalman est la lourdeur des calculs nécessaires, ce qui n'est pas optimal dans le cas d'un système embarqué où les capacités de calculs et de mémoires sont limitées. Madgwick *et al.* (2011) propose un algorithme se basant sur le gradient optimisé pour trouver une solution à l'estimation de l'orientation en fonction des mesures d'accélération et de vitesse angulaire. Les calculs rotationnels sont facilités par l'utilisation des quaternions  $\mathbf{q} = [q_1 \ q_2 \ q_3 \ q_4]^T$ , une entité mathématique simplifiant la représentation des rotations dans le plan tridimensionnel et qui n'implique pas les problèmes de singularités des fonctions trigonométriques affectant d'autres représentations (Sabatini (2006), Yun & Bachmann (2006)). Les composantes  $q_2, q_3$  et  $q_4$  constituent la partie imaginaire, ou vectorielle, du quaternion, tandis que  $q_1$  représente la partie réelle, ou scalaire. Par ailleurs le quaternion peut être

aussi représenté tel que

$$\mathbf{q} = q_1 + q_2i + q_3j + q_4k \quad (1.22)$$

et les éléments  $i$ ,  $j$  et  $k$  satisfaisant les relations quaternioniques suivantes,

$$i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1. \quad (1.23)$$

Les mesures de vitesses angulaires du gyroscope permettent de calculer directement la représentation du quaternion à l'aide de l'identité suivante,

$$\dot{\mathbf{q}}_{\boldsymbol{\omega}}(t) = \frac{1}{2}\mathbf{q}(t)\boldsymbol{\omega}(t) = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y & \omega_x \\ \omega_z & 0 & -\omega_x & \omega_y \\ -\omega_y & \omega_x & 0 & \omega_z \\ -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{bmatrix} \quad (1.24)$$

qui définit la vitesse de variation du quaternion par le produit de Hamilton entre l'orientation et les vitesses de rotation sous la forme de matrice quaternionique. L'intégration numérique de  $\dot{\mathbf{q}}_{\boldsymbol{\omega}}$  suivant la méthode implicite d'Euler donne une solution telle que

$$\mathbf{q}_{\boldsymbol{\omega}}(t) = \mathbf{q}(t - \Delta t) + \dot{\mathbf{q}}_{\boldsymbol{\omega}}(t)\Delta t. \quad (1.25)$$

La méthode du gradient proposée par Madgwick *et al.* (2011) définit l'estimation de l'orientation en fonction du vecteur directionnel déterminé par l'algorithme du gradient qui cherche à minimiser l'erreur de vitesses de rotation par rapport au vecteur d'accélération et la référence terrestre de l'orientation donnée par le vecteur gravité. La fonction d'erreur est définie telle que

$$\mathbf{f}(\mathbf{q}, \mathbf{a}) = \mathbf{q}^* \mathbf{g} \mathbf{q} - \mathbf{a} \quad \text{où} \quad \mathbf{g} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \quad (1.26)$$

$$\mathbf{a} = \begin{bmatrix} 0 & a_x & a_y & a_y \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{q}, \mathbf{a}) = \begin{bmatrix} 2q_2q_4 - 2q_1q_3 - a_x \\ 2q_1q_2 + 2q_3q_4 - a_y \\ q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 + q_4^2 - a_z \end{bmatrix} \quad (1.27)$$

dont la matrice jacobienne est

$$\mathbf{J}_f(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} -2q_3 & 2q_4 & -2q_1 & 2q_2 \\ 2q_2 & 2q_1 & 2q_4 & 2q_3 \\ 2q_1 & -2q_2 & -2q_3 & 2q_4 \end{bmatrix} \quad (1.28)$$

et la fonction du gradient à minimiser,

$$\nabla_f = \mathbf{J}_f^T(\mathbf{q})\mathbf{f}(\mathbf{q}, \mathbf{a}) \quad (1.29)$$

$$\mathbf{q}_\nabla(t) = \mathbf{q}(t - \Delta t) - \gamma \frac{\nabla_f}{\|\nabla_f\|} \quad (1.30)$$

où  $\gamma$  est le pas de l'algorithme du gradient assurant la convergence de la solution dans la direction de descente. Ensuite, l'estimation successive  $\mathbf{q}(t)$  est déterminée par la fusion des deux solutions  $\mathbf{q}_\omega(t)$  et  $\mathbf{q}_\nabla(t)$  telle que

$$\mathbf{q}(t) = (1 - \alpha)\mathbf{q}_\omega(t) + \alpha\mathbf{q}_\nabla(t), \quad 0 \leq \alpha \leq 1. \quad (1.31)$$

Alors que  $\mathbf{q}_\omega$  est très dominant ( $(1-\alpha) \gg \alpha$ ), Madgwick *et al.* (2011) simplifie l'algorithme définissant le gradient  $\nabla_f$  comme le vecteur directeur de l'erreur de la vitesse de variation de l'estimation de l'orientation défini par

$$\dot{\mathbf{q}}_\varepsilon(t) = \frac{\nabla_f}{\|\nabla_f\|} \quad (1.32)$$

qui est fusionnée à la solution obtenue à partir des vitesses angulaires

$$\dot{\mathbf{q}}(t) = \dot{\mathbf{q}}_\omega(t) - \beta\dot{\mathbf{q}}_\varepsilon(t) \quad (1.33)$$



où  $\beta$  est le gain de fusion garantissant la convergence et la précision de la solution.

$$\mathbf{q}(t) = \mathbf{q}(t - \Delta t) + \dot{\mathbf{q}}(t)\Delta t \quad (1.34)$$

L'équation 1.34 donne la nouvelle valeur de l'orientation obtenue par intégration numérique du produit de la fusion. Madgwick *et al.* (2011) estime que les performances de son algorithme sont supérieures en condition statique ( $<5^\circ/\text{s}$ ) et dynamique ( $\geq 5^\circ/\text{s}$ ) en comparaison d'une méthode par filtre de Kalman, en plus d'avoir une bonne stabilité en fonction de la fréquence d'échantillonnage et des transitoires du système. Yean *et al.* (2016) estime que les performances sont comparables entre l'algorithme de Madgwick *et al.* (2011) seul et une méthode joignant le gradient optimisé et un filtre de Kalman qu'il propose. L'étude de comparaison de Giurato & Lovera (2016) conclut différemment sur les performances de la méthode du gradient optimisé de Madgwick *et al.* (2011) en obtenant une erreur moyenne de l'estimation de l'attitude de  $1,23^\circ$  (UMI uniquement), soit 50% plus élevée par rapport à la méthode *Multiplicative Extended Kalman Filter*. Dans le cadre de ce projet, l'utilisation de cet algorithme offre néanmoins l'avantage d'être plus simple et requiert peu d'opérations arithmétiques tout en offrant de bonnes performances générales.

La représentation finale utilisée pour l'analyse de données d'orientation est la représentation des angles d'Euler qui est plus évidente à interpréter que les quaternions. Les angles d'Euler représentent les angles de rotation autour des axes X,Y et Z, soit respectivement l'angle de roulis  $\phi$ , de tangage  $\theta$  et de lacet  $\psi$  selon une des douze séquences de paramétrisation des angles possibles pour la description de rotations dans l'espace selon l'ordre de rotation autour des axes (Diebel (2006)). La présente étude utilise la séquence des angles d'Euler XYZ qui est communément utilisée en ingénierie aérospatiale dont la représentation est illustrée à la figure 1.6. Les équations 1.35,1.36 et 1.37 permettent de retrouver les valeurs d'angles à partir de la représentation par quaternions.

$$\phi = \arctan \left( \frac{2(q_1q_2 + q_3q_4)}{q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 + q_4^2} \right) \quad (1.35)$$

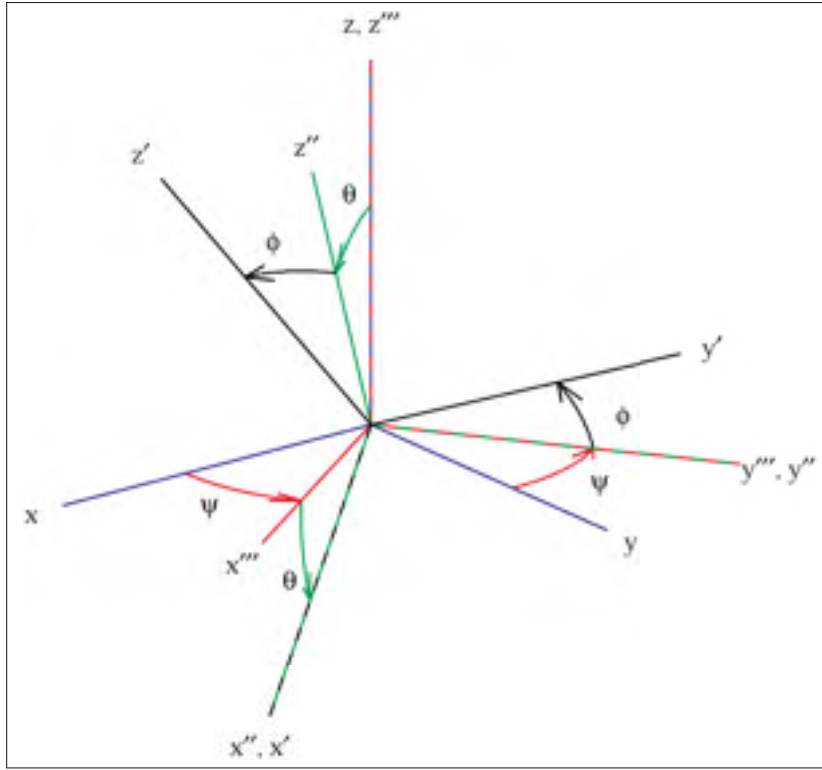


Figure 1.6 Représentation des angles d'Euler en séquence XYZ  
Tirée de Diebel (2006)

$$\theta = -\arcsin(2(q_2q_4 - q_1q_3)) \quad (1.36)$$

$$\psi = \arctan\left(\frac{2(q_1q_4 + q_2q_3)}{q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 - q_4^2}\right). \quad (1.37)$$

Puisque la plateforme inertielle utilisée ne comporte pas de magnétomètre qui permettrait d'obtenir un système de référence à neuf degrés de liberté, la mesure du lacet n'est pas considérée. Le projet s'intéresse alors seulement aux angles  $\phi$  et  $\theta$ , les deux angles permettant de déduire l'angle d'inclinaison de la plateforme inertielle par rapport à la verticale. L'équation 1.38 définit l'angle d'inclinaison  $\rho$  comme étant la valeur de l'angle entre le vecteur d'orientation  $\mathbf{v}$  et l'axe vertical représenté par le vecteur gravité  $\mathbf{g}$ . Les propriétés des quaternions unitaires facilitent le calcul par rapport à l'utilisation des angles d'Euler.

$$\rho = \arccos\left(\frac{\mathbf{g} \cdot \mathbf{v}}{\|\mathbf{g}\| \|\mathbf{v}\|}\right) = \arccos(\mathbf{g} \cdot \mathbf{v}) \text{ où } \mathbf{v} = \mathbf{q}^* \mathbf{g} \mathbf{q} \quad (1.38)$$

### 1.2.5 Évaluation dynamique des biais de mesures du gyroscope

Afin d'assurer la fiabilité durant les longues heures d'utilisation du système et compenser la dérive temporelle des biais de mesures des capteurs, une méthode de calibration dynamique est intégrée à la méthodologie d'estimation de l'orientation. L'algorithme de calibration proposé par Madgwick *et al.* (2011) estime dynamiquement les paramètres de compensation du décalage des biais de mesures  $\mathbf{b}_{\omega,d}$  du modèle de calibration du gyroscope en intégrant les erreurs de rotations mesurées par le gyroscope par rapport au produit de la fusion des deux capteurs inertiels. L'approche consiste alors à calculer l'écart de vitesse angulaire entre le conjugué de l'estimation d'orientation  $\mathbf{q}_{t-1}^*$  et l'erreur de variation de vitesse angulaire  $\dot{\mathbf{q}}_{\varepsilon}(t)$  obtenue en fonction du vecteur directeur donné par la pente du gradient, soit

$$\boldsymbol{\omega}_{\varepsilon}(t) = 2\mathbf{q}^*(t - \Delta t)\dot{\mathbf{q}}_{\varepsilon}(t) . \quad (1.39)$$

La compensation du biais dynamique est la somme temporelle de l'erreur, dans ce cas l'inverse de  $\boldsymbol{\omega}_{\varepsilon}(t)$  pour respecter le modèle de l'équation 1.17, telle que

$$\mathbf{b}_{\omega,d} = -\zeta \int \boldsymbol{\omega}_{\varepsilon}(t) dt \quad (1.40)$$

dont la valeur optimale pour le paramètre  $\zeta$  est estimée à 0,015 (Madgwick *et al.* (2011)).

### 1.2.6 Optimisation et validation

L'optimisation des paramètres de fusion de l'algorithme ainsi que la validation du fonctionnement des méthodes de calibration sont présentées et démontrées à travers cette section.

Les variations dans le temps, à courts, moyens et longs termes du bruit de mesures du gyroscope sont analysées à l'aide de la méthode stochastique proposée par El-Sheimy *et al.* (2008) utilisant la variance d'Allan. La méthode d'analyse par la variance d'Allan évalue la stabilité du système dans le domaine du temps et les tendances de variance des processus de bruits aléatoires dominants par période de temps. Les processus aléatoires qui affectent les biais de

mesures constituent un bruit blanc à large spectre entraînant une variation des sources d'erreurs dans le temps et en fonction de certains facteurs comme la température d'opération du capteur. La dynamique de ces sources d'erreurs est caractérisée par la moyenne quadratique de la déviation aléatoire de l'erreur moyenne des mesures, et ce, en fonction de différentes fenêtres de temps. Le processus d'instabilité du biais de mesure étant la principale source de variation du bruit de mesures à long terme, l'analyse de l'algorithme de compensation du biais dynamique évaluera la réduction du bruit de mesure pour les grandes fenêtres de temps  $T$ .

L'enregistrement des données pour l'étude du bruit de mesures du gyroscope représente une période de plus de huit heures dans des conditions d'immobilité, c'est-à-dire avec la plateforme inertielle au repos sans perturbations externes. Les mesures brutes du gyroscope moyennées sur une période de cinq secondes sont montrées à la figure 1.7 afin de démontrer la légère instabilité temporelle du biais de mesures au court de l'enregistrement.

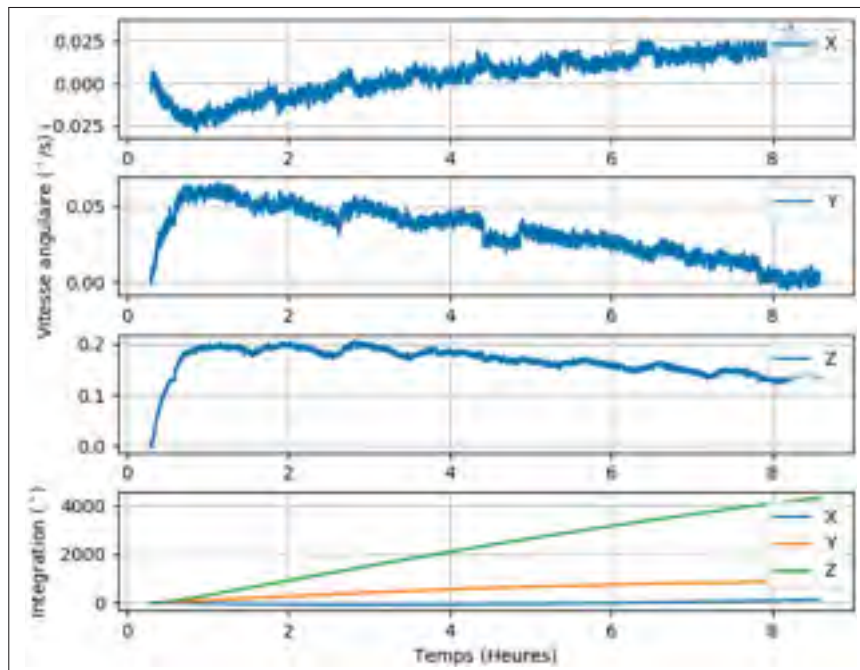


Figure 1.7 Biais de mesures des trois axes du gyroscope sans compensation

Ce décalage a un effet considérable si on considère l'accumulation de l'ensemble des erreurs de mesures de vitesses de rotation. L'intégration temporelle de l'erreur pour le signal de l'axe

Z atteint plus de  $4000^\circ$  (75 radians) à la fin de l'enregistrement de plus de huit heures (Figure 1.7), ce qui représente un taux moyen de dérive d'environ  $0,0025 \text{ rad/s}$  ( $0,14^\circ/\text{s}$ ). Le graphique de la figure 1.8 montre l'analyse du bruit de mesures du gyroscope par la méthode de la variance d'Allan sans compensation de la variation temporelle.

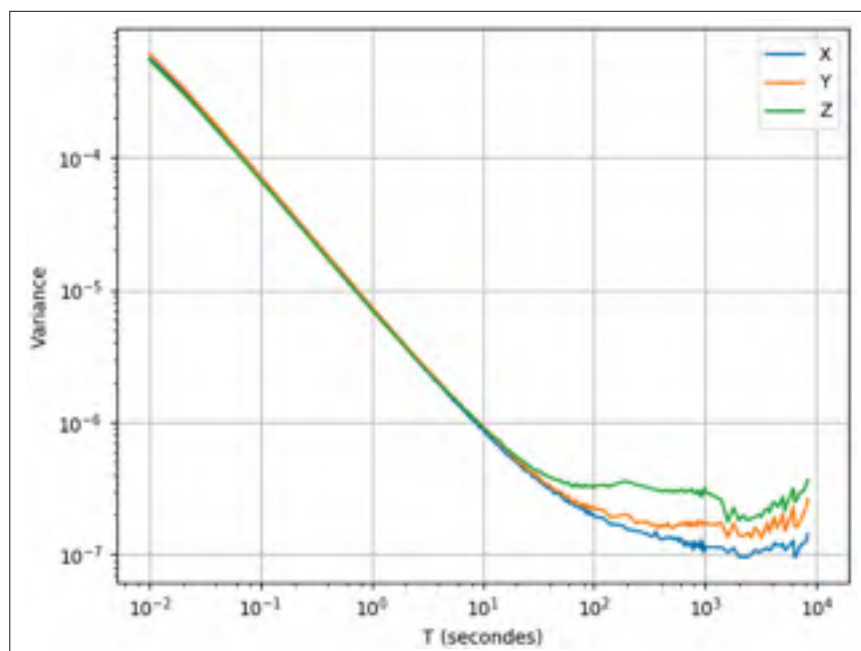


Figure 1.8 Analyse de la variance d'Allan des mesures du gyroscope sans compensation

En appliquant la compensation dynamique du biais de mesures  $\mathbf{b}_{\omega,d}$  estimée grâce à l'algorithme de fusion et des équations 1.39 et 1.40 au même ensemble de données, les mesures de bruits moyennées de la figure 1.9 sont beaucoup plus stables autour de la valeur nulle. L'intégration des signaux donne des niveaux d'erreurs de biais de mesures beaucoup plus petites que lors de l'analyse sans compensation, soit une accumulation de l'erreur qui n'atteint pas plus que  $10^\circ$  au terme des huit heures d'immobilité (Figure 1.9). En effet, les valeurs sont stables et en dessous d'un niveau d'erreur de l'ordre de  $8 \times 10^{-6} \text{ rad/s}$  ( $5 \times 10^{-4}^\circ/\text{s}$ ). L'analyse du bruit de mesures du gyroscope selon la méthode de la variance d'Allan du graphique de la figure 1.10 révèle aussi la diminution de la variation temporelle du biais de mesure par rapport aux mesures sans compensations, surtout pour les grandes valeurs de  $T$ .

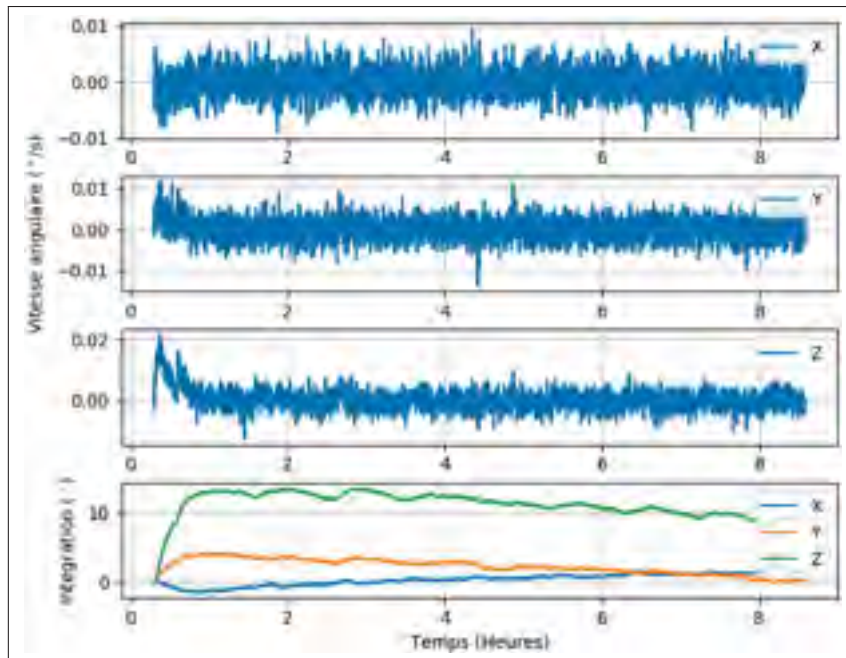


Figure 1.9 Biais de mesures des trois axes du gyroscope avec compensation

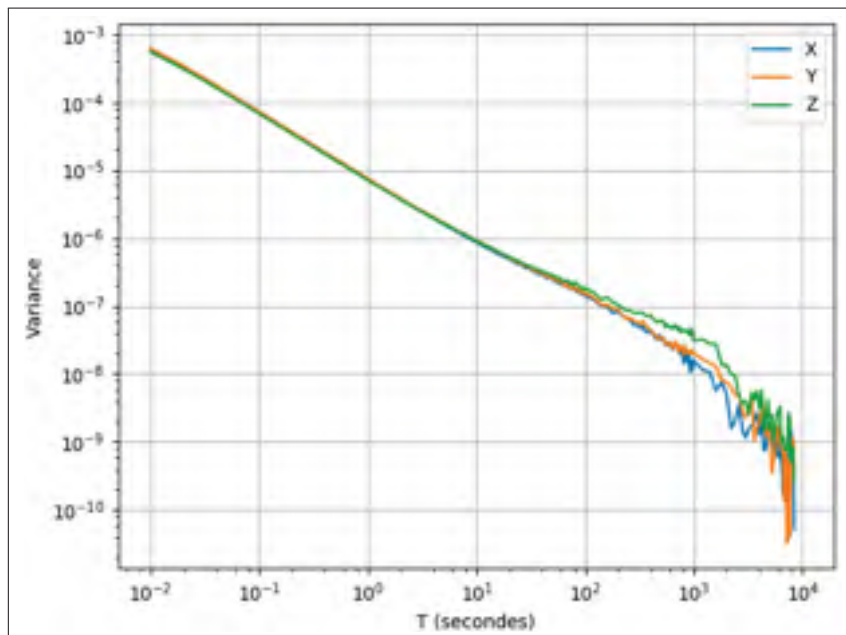


Figure 1.10 Analyse de la variance d'Allan des mesures du gyroscope avec compensation

En ce qui concerne l'optimisation de l'algorithme d'estimation de l'orientation, la valeur optimale du gain  $\beta$  de fusion de l'orientation de l'équation 1.33 est obtenue expérimentalement par des tests de paramétrisation effectués sur des données de référence. Pour ce faire, cette étude utilise les données de signaux de capteurs inertiels de la base de données ouverte *RepoIMU* de *Szczęśna et al.* (2016) utile au développement et la validation d'algorithme d'estimation de l'orientation en fournissant l'orientation de référence par un système de vision précis (Viscon). Plusieurs scénarios de mouvements et d'orientations (11 fichiers de données en condition statique et 8 en condition dynamique) sont disponibles.

Les courbes de la figure 1.11 montrent le résultat de l'étude de paramétrisation de  $\beta$  pour les données statiques et dynamiques. La valeur optimale est de 0,024 afin de limiter l'erreur RMS des angles pour l'ensemble des conditions du système.

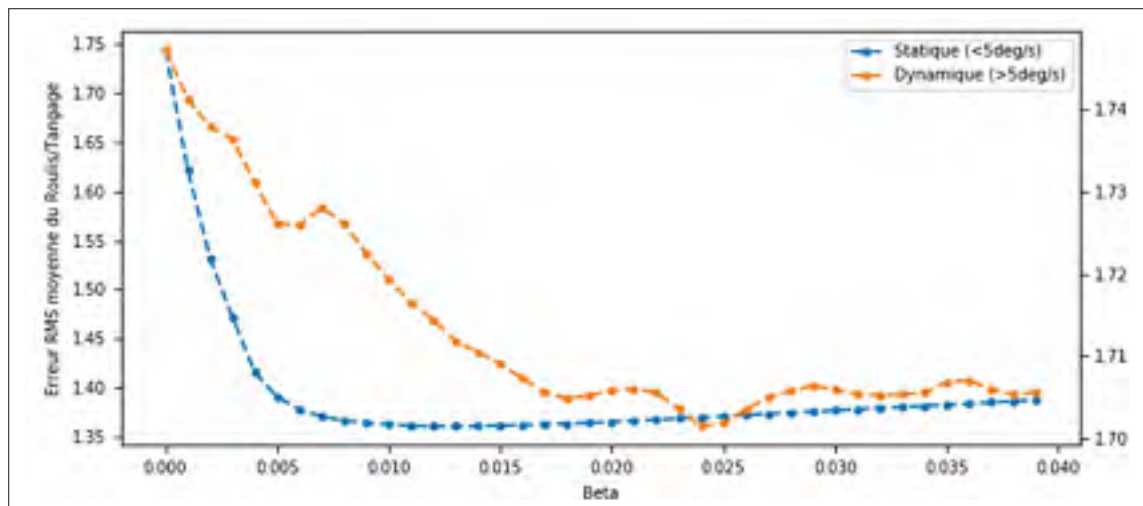


Figure 1.11 Étude de paramétrisation de  $\beta$  pour les données statiques et dynamiques

Les moyennes des erreurs RMS des deux angles d'orientation estimés, le tangage  $\phi$  et le roulis  $\theta$ , sont respectivement de  $1,36^\circ$  et de  $1,70^\circ$  pour les fichiers de référence comportant des rotations de faibles amplitudes et de fortes amplitudes telles que susmentionnés. Les tableaux I-1 et I-2 en Annexe détaillent les résultats d'erreurs RMS moyennes pour chaque fichier de la base de données. Le graphique de la figure 1.12 est un exemple d'estimation des angles



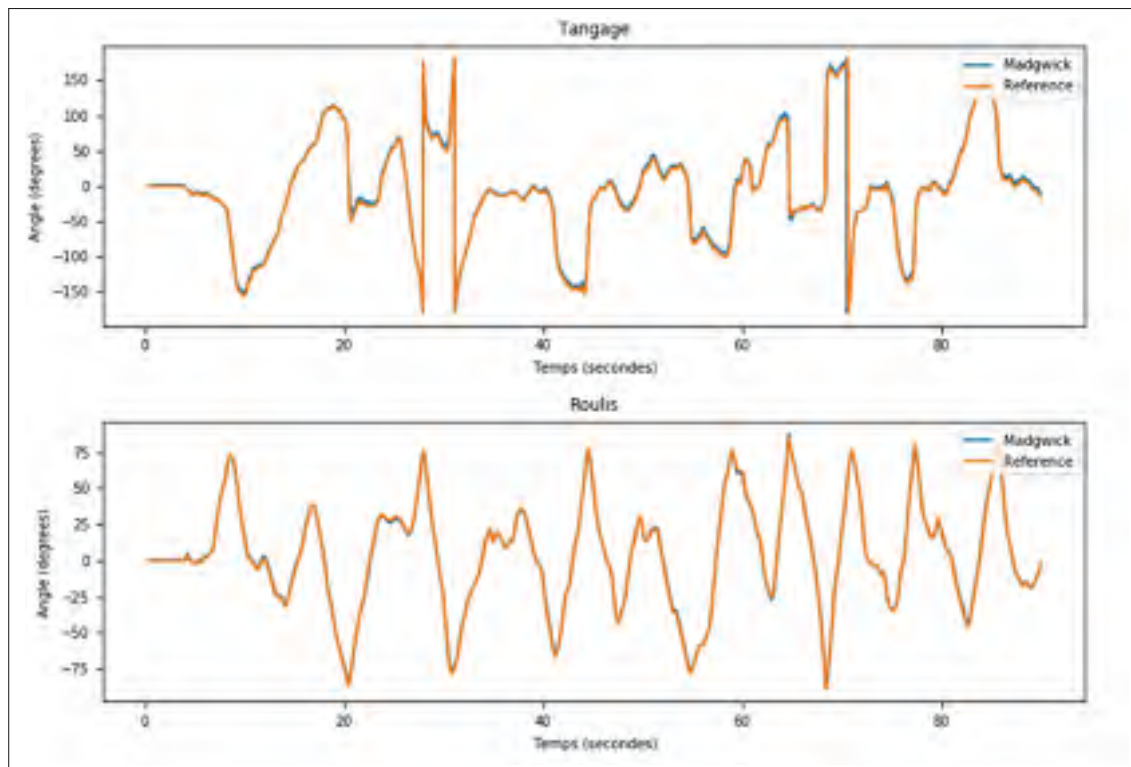


Figure 1.12 Exemple d'estimation des angles de roulis et de tangage

d'orientation utilisant les données d'UMI d'un fichier de la base de données, comparée aux valeurs de référence provenant du système optique. Cela montre que l'algorithme de Madgwick *et al.* (2011) est performant considérant la simplicité d'implémentation et d'exécution. Cette étude vise avant tout à valider la fonctionnalité et les performances générales de l'algorithme, alors une comparaison avec des méthodes alternatives n'est guère essentielle en supplément des études de la littérature. Toutefois, en validant les performances de l'algorithme avec les données de la base de données *RepoIMU*, une seule anomalie, soit une divergence significative de l'estimation d'au moins un des deux angles. En effet, une divergence de l'estimation d'un des angles d'orientation est observée (Figure 1.13) dans le contexte où seuls les deux autres angles d'orientation subissent des transitions de grandes amplitudes durant une longue période (Figure I-1 en Annexe pour les données inertielles de l'exemple). La probabilité qu'un cas extrême de ce genre se produise lors de l'application réelle est très faible puisqu'il est improbable qu'une personne soit en mesure de générer une rotation d'une grande vitesse selon un seul des



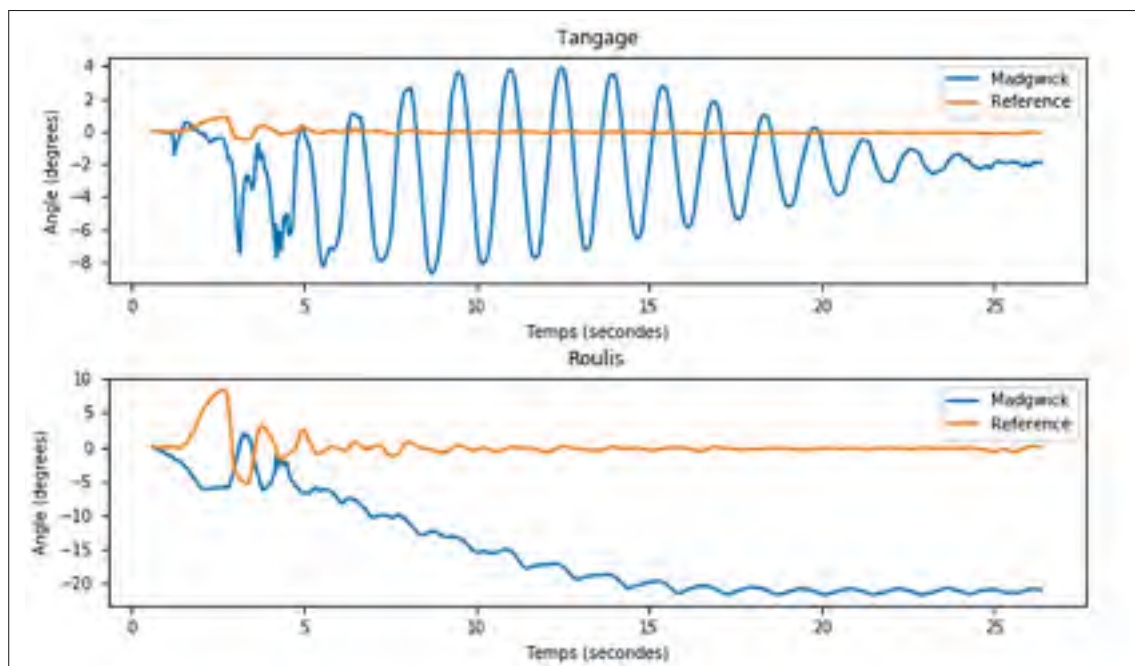


Figure 1.13 Exemple de divergence de l'estimation des angles

axes de référence de la plateforme inertielle, et ce, durant plus d'une dizaine de secondes. Ce problème est donc jugé non significatif dans le cas de ce projet.

### 1.3 Conclusion

Comme énuméré lors du présent chapitre, de nombreuses sources d'erreurs affectent les mesures des capteurs inertiels de type MEMS et, par conséquent, les données d'estimation des mouvements et de l'orientation du corps qui en découle. La fiabilité de la solution de détection des situations d'homme-à-terre est vulnérable aux erreurs de mesures qui peuvent s'accumuler dans un contexte d'utilisation sur de longues périodes de temps. Des méthodes simples de calibration ont été déterminées pour répondre à cette problématique. Premièrement, une calibration statique de l'accéléromètre ne nécessitant aucun instrument complexe a été appliquée pour corriger les phénomènes de désalignement, de couplage axial croisé et des biais de mesures. Ensuite, la méthode de fusion des données de Madgwick *et al.* (2011) a été sélectionnée à travers la littérature pour ses performances intéressantes pour le niveau de simplicité d'exécution. De plus, la méthode qui utilise une représentation des quaternions afin d'estimer les mouvements et l'orientation de l'UMI permet aussi d'estimer les coefficients de compensation des biais de mesures du gyroscope. L'efficacité de cette procédure de calibration a été démontrée à l'aide d'une étude d'impact de la dérive temporelle des valeurs de vitesses de rotation sur une période de plus de huit heures. Finalement, les performances de l'estimation de l'orientation ont été validées et optimisées à l'aide d'une base de données de référence et des études paramétriques.

## CHAPITRE 2

### ALGORITHMES DE DÉTECTION

Ce chapitre présente le cœur du projet de recherche sur la détection de situations d'homme-à-terre en milieu industriel. Dans le contexte où la fiabilité de la solution est essentielle pour la sécurité des travailleurs, il est important de définir la stratégie de détection selon des principes simples et rigoureux, assurant des performances élevées de détection et limitation des fausses alertes. La littérature n'ayant pas établi clairement les critères essentiels à la détection, une définition globale selon la combinaison de trois types d'événements, ou états critiques, distincts est proposée afin de décrire la majorité des diverses situations d'urgence pour la santé et la vie des travailleurs, et pour sur laquelle la stratégie de détection est basée. Afin de bien comprendre la relation entre les phénomènes physiques et les données inertielles de l'UMI, une grande étude statistique et analytique des signaux caractéristiques des états critiques est effectuée. L'analyse des signaux caractéristiques des états critiques utilise une grande base de données qui inclue différents scénarios incorporant des chutes, de l'immobilité, et des positions au sol. Les modèles statistiques résultant de l'étude forment alors la base des algorithmes de prises de décisions pour la détection des états critiques. Puis, de simples opérations logiques sont utilisées pour la classification des différentes situations d'homme-à-terre, démontrant un potentiel énorme pour l'optimisation des probabilités de détection ainsi que pour réduire les probabilités de fausses alertes.

#### 2.1 Introduction

La littérature comporte très peu d'études scientifiques spécifiquement sur les situations d'homme-à-terre dont la définition diffère. En effet, Bernal *et al.* (2017) distingue les événements de chutes de travailleur, d'expositions à des substances dangereuses et de situations d'homme-à-terre. Il définit les situations d'homme-à-terre en tant que problèmes de santé (accidents vasculaires cérébraux, incidents, crises cardiaques) ou pertes de consciences d'un travailleur solitaire qui ne peut demander de l'aide. Bernal *et al.* (2017) propose de lire les signes vitaux à l'aide

de biosenseurs (respiration, fréquence cardiaque et capteurs de réponse cutanée galvanique) et ainsi que plusieurs autres capteurs (gaz, produits chimiques, bruit) pour détecter les problèmes de santé et autres menaces à la santé du travailleur. Cela en fait un concept beaucoup plus complexe que le bouchon numérique intra-auriculaire, mais qui a l'avantage d'être en mesure de prévenir les situations de danger, ou du moins, les détecter plus rapidement.

La détection de chutes a fait l'objet d'un grand nombre de recherches, 327 études dénombrées jusqu'en 2013 (Igual *et al.* (2013)), dont les diverses méthodes de détection proposées tiennent compte parfois aussi de l'aspect d'invalidité du sujet ou de son incapacité à appeler des secours d'urgence dans l'optique de limiter, entre autres, les erreurs de détection. L'immobilité et la position au sol sont les principaux indices utilisés pour caractériser ces situations d'invalidité à la suite de chutes, dont la durée est un facteur direct de la sévérité de la chute, de la faiblesse, de la maladie et de l'isolement social de la victime et est associée à des taux de mortalité élevés chez les personnes âgées (Igual *et al.* (2013), Lord *et al.* (2001)). Les conséquences sont alors très graves si la détection de l'occurrence d'une chute rate, menant à considérer la situation postérieure à la chute comme un aspect très important dans l'élaboration d'un détecteur de chutes robuste (Igual *et al.* (2013)). D'une autre approche, les compagnies Teldio (2015) et CareCaller (2018) ont développé des appareils de détection de chutes et d'accidents qui se basent sur un seuil d'inclinaison du corps et sur l'absence de mouvement observé durant plusieurs dizaines de secondes, voire quelques minutes. Les deux solutions utilisent donc des méthodes indirectes de détection des événements de chutes induisant alors un délai considérable avant le déclenchement d'une alerte des secours suite à la chute ou l'accident.

Ce projet cherche une solution universelle de détection s'appliquant à tous les types de situations de dangers encourus par les travailleurs dont la nature des événements et la source des problèmes sont innombrables, diversifiées, aléatoires et difficilement prévisibles considérant la disparité des environnements et tâches de travail, d'état de santé et de physiologie des travailleurs. L'approche utilisée concerne premièrement une définition des situations d'homme-à-terre qui globalise les situations de dangers sans distinction des événements de chutes, d'accidents, de perte de conscience ou de problème de santé causant une invalidité. Une situation

d'homme-à-terre se dit alors d'une personne inconsciente, en perte de conscience ou inapte au sol ou dans toutes autres positions à la suite d'un événement menaçant l'intégrité physique ou causant un danger immédiat à sa vie ou à son état de santé requérant une intervention externe rapide.

En considérant les aspects d'ergonomie, de complexité et de performance, la chaire CRI-TIAS a opté pour la détection des situations d'homme-à-terre à l'aide d'une plateforme intra-auriculaire intégrée à un bouchon numérique développé en premier lieu pour la protection auditive en milieu industriel. Les capteurs inertiels ont prouvé grandement leur efficacité dans la littérature de détection de chutes. Leur miniaturisation ainsi que leur faible coût et consommation d'énergie en font aussi des outils de mesures idéaux dans le contexte d'application portable. Comme mentionné, il est très difficile de prévoir ou d'anticiper les différents événements mettant à risque la santé des travailleurs et d'agir en amont d'une situation d'homme-à-terre sans avoir une multitude de capteurs et des systèmes complexes de traitement de l'information. L'approche simple d'une détection en temps réel et précoce de ces situations à l'aide des données inertielles au niveau du bouchon numérique est une façon efficacement et peu coûteuse de limiter les conséquences des lésions et d'améliorer les chances de survie des travailleurs à la suite d'accidents de travail ou de malaises à la suite de problèmes de santé ou d'expositions à des substances dangereuses.

## **2.2 Situations d'homme-à-terre**

Pour les fins de détection des situations d'homme-à-terre, la présente étude propose une généralisation de la définition par l'observation de trois états distincts, soit l'état d'immobilité (I), l'état de chute (C) et l'état au sol (S). La combinaison de l'observation de l'immobilité d'un travailleur, de la chute du travailleur et de l'inclinaison du corps du travailleur par rapport au sol permet de décrire la plupart des situations d'urgence encourues par les travailleurs des domaines industriels. Dans le cas de cette étude, l'état de chute est défini par l'observation de la phase pré-impact et de la phase d'impact de la chute. La phase pré-impact se caractérise par une chute libre et une grande variation de l'inclinaison du corps. L'impact se caractérise par

une grande force générée par la collision du corps avec le sol ou autre objet. L'état d'immobilité est défini par l'observation d'un faible niveau de mouvements du corps pendant une durée significative. Finalement, l'état au sol est défini simplement par l'observation de l'inclination du corps.

L'objectif est de faire la preuve que la fusion des observations des trois états critiques permet une détection performante et fiable des situations d'homme-à-terre. L'utilisation de la base de données publique *SisFall* complète et exhaustive (Section 2.3), qui a été développée spécifiquement pour la classification de situations de chutes, permettra de modéliser empiriquement les états et d'élaborer les stratégies de détection de manière rigoureuse. La particularité de cette étude de détection de situations d'homme-à-terre par rapport aux nombreuses études de détections de chutes est la fusion des trois états critiques distincts et l'application au contexte de travailleurs. Les combinaisons des observations des états, appelées états combinatoires, décrivent des situations particulières d'homme-à-terre :

- l'état combinatoire C-I définit la situation où un événement de chute a été observé ainsi qu'un état d'immobilité, représentant concrètement une situation où une personne a chuté et est inerte par la suite, peu importe sa position finale ;
- l'état combinatoire C-S définit la situation où un événement de chute a été observé et que le sujet reste au sol par la suite ;
- l'état combinatoire I-S définit la situation où le sujet est au sol et immobile ;
- l'état combinatoire C-I-S définit la situation où un événement de chute a été observé et que le sujet est au sol et reste immobile par la suite ;

Cependant l'état C-I-S n'est pas directement utilisé dans la détection de situation d'homme-à-terre puisqu'elle est considérée comme un cas particulier des trois états combinatoires précédents qui définissent déjà l'ensemble des conditions de détections de situations d'homme-à-terre. Le diagramme de Venn suivant représente les différences situations d'homme-à-terre en fonction des observations des états, se résumant à l'ensemble  $(C \cap I) \cup (C \cap S) \cup (I \cap S)$ .

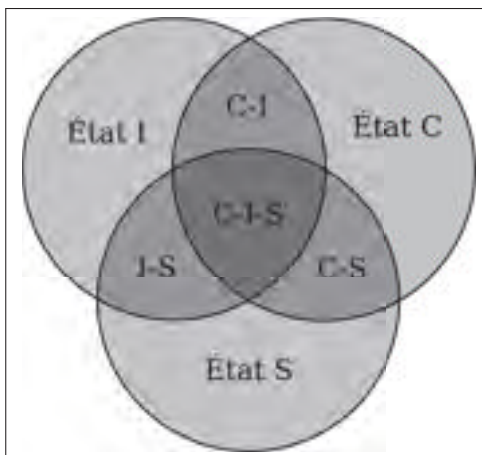


Figure 2.1 Diagramme de Venn des combinaisons des observations d'états de la détection de situations d'homme-à-terre

La stratégie de détection se compose de plusieurs étapes d'analyse et de traitement des différents signaux caractéristiques dérivés des données de mouvements et d'orientation pour la détection des chutes, des états d'immobilité ou au sol (Figure 2.2). L'étape d'estimation des données de mouvements et d'orientation consiste à calculer les normes d'accélération, les normes de vitesse angulaire ainsi que l'angle d'inclinaison et sa vitesse de variation, en fonction des données de la plateforme inertielle et de l'algorithme d'estimation de l'orientation. L'étape d'analyse des signaux caractéristiques consiste à extraire premièrement les valeurs extrêmes des grandeurs physiques observées, par exemple, les valeurs minimums de la moyenne de la norme d'accélération. Puis, les longueurs des fenêtres de temps optimales et la modélisation des distributions statistiques des valeurs extrêmes respectives sont étudiées afin de maximiser les performances de détection des signaux caractéristiques. De plus, la fusion des probabilités de détection à partir des modèles statistiques des signaux caractéristiques observés est analysée pour chaque état C, I et S dans le but de définir les longueurs des fenêtres de temps et les seuils de détection optimaux. Les états combinatoires C-S, C-I et I-S sont obtenus par la fusion des états selon une fonction logique «ET» tout en considérant les fenêtres de temps respectives.

Une fois la phase d'apprentissage des caractéristiques de situations d'homme-à-terre effectuée, les algorithmes sont en mesure d'effectuer des prédictions de la détection de ces situations en condition non contrôlée, en suivant les étapes du processus de prédiction du schéma de la

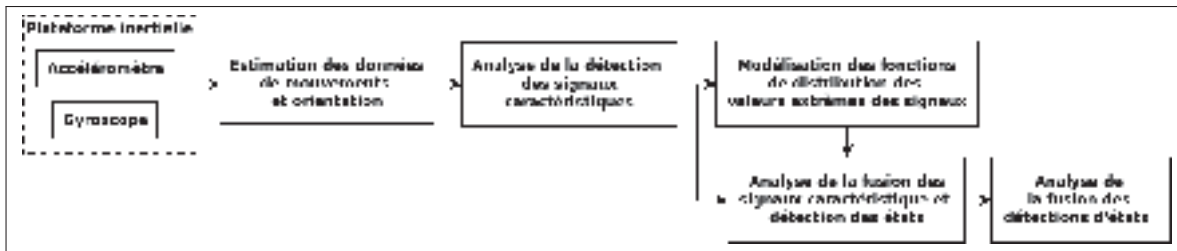


Figure 2.2 Processus d'apprentissage des algorithmes de détection de situations d'homme-à-terre

figure 2.3. À partir des mêmes données de mouvements et d'orientation, les probabilités de détection sont évaluées en fonction des valeurs extrêmes observées et des modèles de distributions statistiques. La détection des états de chutes, d'immobilité ou de personnes au sol est le produit de la fusion des probabilités de détection pour chacun des signaux caractéristiques associées et par la comparaison avec les seuils de détection des états critiques. Finalement, une situation d'homme-à-terre est obtenue lorsqu'au moins un des états combinatoires est détecté par la fusion de la détection des états uniques.

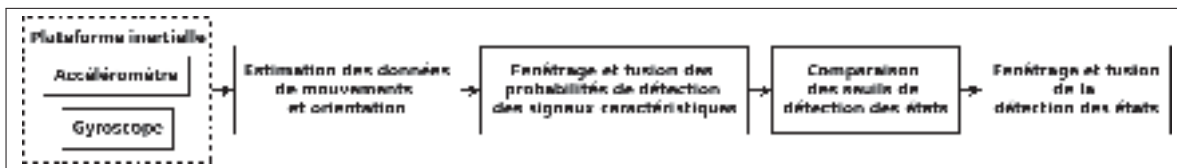


Figure 2.3 Processus de prédiction des algorithmes de détection de situations d'homme-à-terre

### 2.3 Base de données *SisFall*

Sucerquia *et al.* (2017) a bâti une large base de données publique *SisFall* qui inclut 4510 enregistrements de données inertielles représentant divers scénarios d'activités de la vie quotidienne (AVQ) et de chutes. Les tests ont été effectués par 38 sujets incluant 23 adultes de 19-30 ans et 15 personnes âgées de 60 et 75 ans. Les tableaux II-1 et II-2 à l'annexe 1 décrivent les scénarios utilisés pour les tests d'AVQ et de chutes avec le nombre de répétitions et la durée. Les



mesures des tests ont été captées à l'aide d'une plateforme inertielle positionnée à la ceinture des participants de l'étude, qui intégrait deux accéléromètres et un gyroscope de type MEMS. Les données de l'accéléromètre 3 axes MMA8451Q de Freescale Semiconductor (2014) (14 bits,  $\pm 8$  g) et du gyroscope 3 axes ITG3200 de InvenSense (2018) (16 bits,  $\pm 2000$  °/s) seront utilisés pour le développement des algorithmes de détection de ce projet. La fréquence d'échantillonnage des données des capteurs inertiels est de 200 Hz.

Le grand nombre de tests et la variété des scénarios de l'étude de Sucerquia *et al.* (2017) justifient l'utilisation de cette base de données dans le cadre de ce projet puisque l'effort nécessaire pour bâtir une telle base de données outrepassé les objectifs de ce projet. La nature de la base de données visant spécifiquement la classification des situations de chutes ne représente pas l'ensemble des situations de danger qui composent les situations d'homme-à-terre. Toutefois, les chutes sont des événements plus complexes que les deux autres états d'intérêts et cette base de données permettra de développer un algorithme de détection de chutes performante. Néanmoins, les algorithmes de détection d'état d'immobilité et d'état au sol utiliseront aussi les scénarios de chutes puisqu'ils ont été conçus de manière à ce que les participants restent immobiles et au sol après l'impact au sol. Les deux seules inquiétudes concernant l'utilisation de la base de données dans le cadre de ce projet sont la position du capteur n'est pas identique à la position utilisée par le bouchon numérique et l'absence de documentations sur la calibration des données inertielles. Malgré cela, l'élaboration des algorithmes de détections à partir de cette base de données constitue une bonne base pour le développement de la stratégie de prise de décision et la méthodologie de validation des algorithmes de détections de situations d'homme-à-terre. Les travaux présentés au chapitre 3 servent entre autres à tester la fonctionnalité des algorithmes avec la plateforme inertielle au niveau de la tête tout en utilisant les modèles statistiques développés à l'aide des données recueillies au niveau de la ceinture.

## **2.4 Signaux caractéristiques des états**

La détection d'événements consiste à utiliser les données dérivées de l'UMI afin d'évaluer la probabilité qu'un événement soit survenu. Les données inertielles sont traitées de manière

à extraire les grandeurs physiques qui sont pertinentes pour la détection des différents types d'événements d'intérêts, soit les trois états C,I et S. En d'autres mots, à partir des données de la plateforme inertielle, il est possible de caractériser ces états en se basant sur des signaux caractéristiques de grandeurs physiques, telle que la norme d'accélération,

$$A(t) = \|\mathbf{a}(t)\| = \sqrt{a_x^2(t) + a_y^2(t) + a_z^2(t)} \quad (2.1)$$

la norme de vitesse angulaire ou vitesse de rotation,

$$W(t) = \|\boldsymbol{\omega}(t)\| = \sqrt{\omega_x^2(t) + \omega_y^2(t) + \omega_z^2(t)} \quad (2.2)$$

la vitesse de variation de l'inclinaison qui est la dérivée temporelle du signal d'inclinaison  $\rho(t)$ .

$$\dot{\rho}(t) = \frac{d\rho(t)}{dt} \quad (2.3)$$

La vitesse de variation de l'inclinaison se distingue de  $W(t)$  du fait que la norme de vitesse angulaire prend en compte l'ensemble des mouvements de rotation (3 axes de rotation) observée par l'UMI tandis que  $\dot{\rho}(t)$  concerne seulement les mouvements affectant le paramètre de l'angle d'inclinaison par rapport à l'axe vertical. Puisque que la valeur de  $\rho$  est le produit de l'estimation de l'orientation fusionnant les données de l'accéléromètre et du gyroscope, il est possible de lui attribuer une meilleure robustesse par rapport à  $W(t)$ . Toutefois, la dérivation de  $\rho$  pour d'obtenir sa vitesse de variation  $\dot{\rho}(t)$  entraîne d'autres erreurs de précision.

La caractérisation des signaux caractéristiques permet d'établir des modèles statistiques optimaux qui serviront d'indices de base de probabilité de détection des différents états. En effet, les valeurs extrêmes des moyennes ou des variances des signaux caractéristiques segmentés selon différentes fenêtres de temps sont extraites afin de modéliser leur distribution et de déterminer les critères de détection optimaux pour la détection des états. Pour un certain signal caractéristique  $s(t)$  donné, la moyenne temporelle  $\bar{s}(t)$  pour un échantillonnage sur une fenêtre

de temps  $\tau$  est donnée par

$$\bar{s}(t, \tau) = \frac{1}{\tau} \int_t^{t+\tau} s(t) dt \quad (2.4)$$

puis, la variance temporelle du même signal segmenté est donnée par

$$\sigma_s^2(t, \tau) = \frac{1}{\tau} \int_t^{t+\tau} (s(t) - \bar{s}(t, \tau))^2 dt . \quad (2.5)$$

L'étude des valeurs extrêmes des signaux caractéristiques, soit les valeurs minimales ou maximales selon la nature du signal, sert de référence au développement des algorithmes de détection des états. La modélisation des différents signaux caractéristiques est représentée selon deux lois de distributions de probabilité, la loi normale et la loi de Gumbel.

La loi normale décrit une distribution de probabilité continue décrivant des événements aléatoires de phénomènes naturels. Deux paramètres permettent de décrire un phénomène qui suit la loi normale, soit la moyenne  $\mu$  et l'écart type  $\sigma$  des données. La fonction de densité de probabilité d'une variable aléatoire  $X$  selon la loi normale  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  est donnée par l'équation 2.6 et représentée à la figure 2.4 en fonction de différentes valeurs de paramètres.

$$\text{pdf}_{\text{norm}}(X) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \text{ pour } x \in \mathbb{R} \quad (2.6)$$

La loi de Gumbel, connue aussi comme la distribution de valeur extrême généralisée de type I, décrit une distribution de probabilité continue couramment utilisée pour prédire des événements rares ou des valeurs extrêmes de données de distributions initiales de type normale ou exponentielle. Les deux paramètres  $u$  et  $\beta$  correspondant respectivement aux indices de localité et d'échelle de la distribution, sont estimée par la résolution d'un système d'équations obtenue par la méthode du maximum de vraisemblance (*Maximum Likelihood Method*) selon

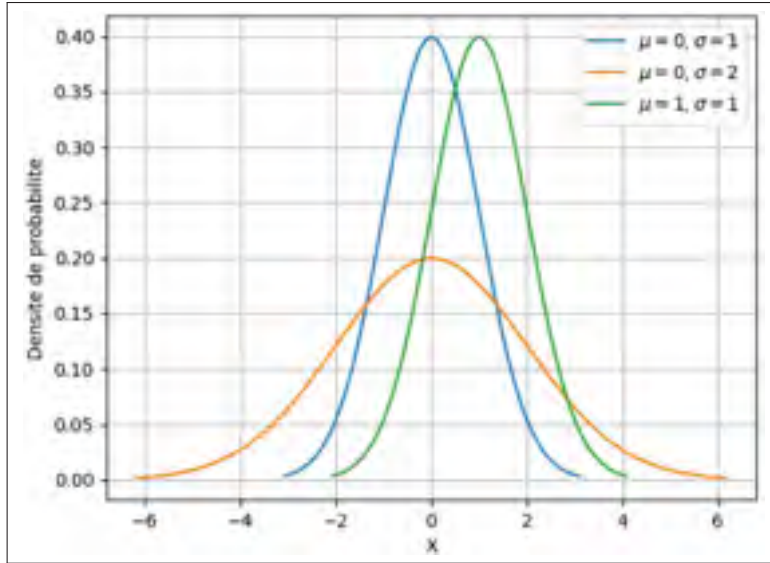


Figure 2.4 Courbe de densité de probabilité de distribution normale

les travaux de Mahdi & Cenac (2005).

$$\bar{x} = \beta + \frac{\sum_{i=1}^n x_i \exp\left(-\frac{x_i}{\beta}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{x_i}{\beta}\right)} \quad (2.7)$$

$$u = \beta \left( \ln n - \ln \sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{x_i}{\beta}\right) \right) \quad (2.8)$$

À partir des équations précédentes et l'estimation numérique de solutions d'équations de forme  $f(x) = 0$  par la méthode de la sécante (Gilat & Subramaniam (2014)), les valeurs des paramètres  $u$  et  $\beta$  de la fonction de densité de probabilité d'une variable  $X$  qui suit une distribution de Gumbel  $\mathcal{G}(u, \beta)$  sont obtenues aisément. La figure 2.5 montre les courbes des fonctions de densité de probabilité de la loi de Gumbel pour différentes valeurs de paramètres.

$$\text{pdf}_{\text{gumbel}}(X) = \frac{1}{\beta} \exp\left(-\frac{(x-u)}{\beta} \exp\left(-\frac{(x-u)}{\beta}\right)\right) \text{ pour } x \in \mathbb{R} \text{ et } \beta > 0 \quad (2.9)$$

Une valeur de départ pour l'estimation de  $\beta$  est utilisée afin d'éliminer les possibilités de convergences vers des solutions erronées ou de divergences, et ce, à partir de la propriété de

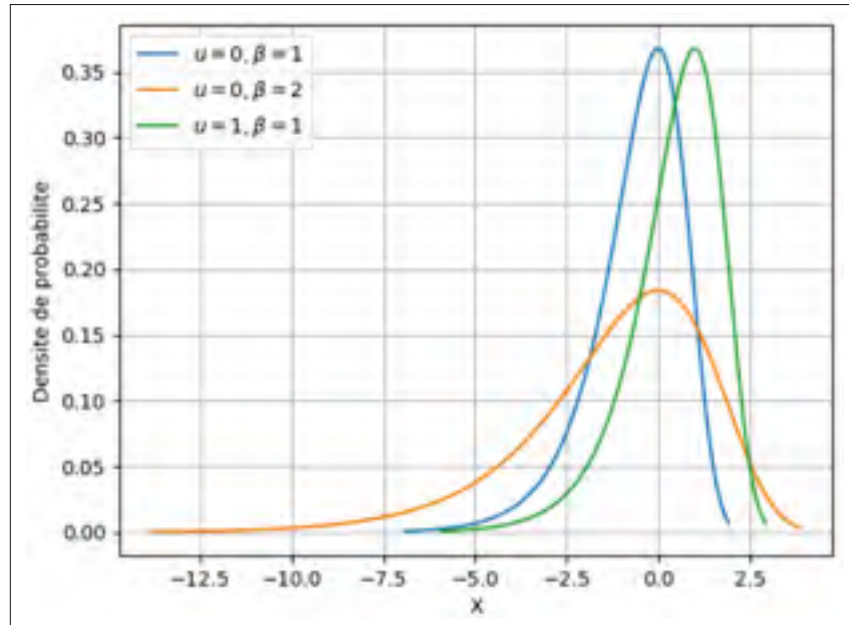


Figure 2.5 Courbes des fonctions de densité de probabilité de la loi de Gumbel

l'équation 2.10 qui établit le lien avec la variance des données extremums (Gumbel (1935)).

$$\sigma^2 = \frac{\pi^2}{6} \beta^2 \quad (2.10)$$

Une fois les paramètres des distributions des valeurs extremums des signaux caractéristiques obtenues, les modèles statistiques respectifs permettent d'estimer les probabilités de détection instantanées de chaque état donné par les équations de densité de probabilité 2.6 et 2.9. Ensuite, la prise de décision, ou prédiction de la présence des différents états est effectuée en fonction des valeurs maximales ou moyennes des indices de probabilités de détection observées des signaux caractéristiques sur des périodes de temps propres aux états. Les fonctions de fusion des probabilités de détection de plusieurs signaux temporels de variables aléatoires réelles indépendantes  $\mathbf{x}_M(t)$  ayant une densité de probabilité sont définies par les fonctions suivantes,

$$L(\mathbf{x}_M(t), \tau_L)_{\max} = \prod_{i=1}^M \frac{\max(\text{pdf}_i(\mathbf{x}_i[t, t + \tau_L]))}{\max(\text{pdf}_i)} > \gamma \quad (2.11)$$

$$L(\mathbf{x}_M(t), \tau_L)_{\text{moy}} = \prod_{i=1}^M \frac{\text{moy}(\text{pdf}_i(\mathbf{x}_i[t, t + \tau_L]))}{\max(\text{pdf}_i)} > \gamma \quad (2.12)$$

où  $M$  est le nombre de signaux caractéristiques,  $\tau_L$  est la longueur de la fenêtre de temps de l'analyse des probabilités de détection des signaux caractéristiques et puis,  $\gamma$  est le seuil de la fonction de fusion qui maximise la détection. La fonction de l'équation 2.11 prend en compte les valeurs maximales de probabilité de détection tandis que la fonction de l'équation 2.12 considère les valeurs moyennes de probabilité de détection. La première est utilisée pour la fusion d'événements ponctuels comme les transitoires des signaux caractéristiques des chutes, tandis que la suivante s'adresse mieux à la fusion d'événements constants alors que les signaux caractéristiques associés varient peu dans le temps. L'implémentation contextuelle des fonctions de fusion des indices de probabilités de détection des états de chutes et d'immobilité sera détaillée respectivement aux sections 2.6 et 2.7. Le seuil optimal est déterminé en fonction des critères de performances présentés à la section 2.5. La division par la valeur maximale des fonctions de densité de probabilité normalise les distributions sur une échelle unitaire dans le but d'uniformiser le poids des indices de densité de probabilité lors de la fusion.

## 2.5 Évaluation des performances

Les algorithmes de détection sont largement utilisés et la littérature est développée, proposant plusieurs méthodologies d'évaluation et d'optimisation des performances de détections en fonction des différentes variables analysées. Néanmoins, la présente étude se concentre sur la théorie de prise de décision en lien avec les tests statistiques, ou classifications, binaires. Un test statistique, ou classification, permet de définir mathématiquement une prise de décision formalisée en fonction de modèles statistiques connus dans le but d'effectuer une décision prédictive en se basant seulement d'un échantillonnage des données. Dans le contexte de ce projet, les valeurs extrêmes des signaux caractéristiques découlant des mesures inertielles constituent les variables de la stratégie de prise de décision quant aux événements de situations de chutes, d'immobilité et d'état au sol. De manière générale, les tests statistiques binaires définissent l'hy-

pothèse nulle  $H_0$  comme étant la décision selon laquelle l'événement ne s'est pas produit et l'hypothèse vraie  $H_1$  comme la décision selon laquelle l'événement s'est produit. La probabilité de détection d'un événement lorsqu'il se produit et la probabilité de fausse alerte se définissent telles que

$$\begin{aligned} P_D &= \Pr\{H_1|H_1\} \\ P_{FA} &= \Pr\{H_1|H_0\}. \end{aligned} \quad (2.13)$$

Dans la théorie des tests statistiques,  $P_{FA}$  est aussi définie comme l'erreur de type I. Le taux de rejet de l'hypothèse vraie lorsque l'événement s'est réellement produit ( $1 - P_D = \Pr\{H_0|H_1\}$ ) est aussi connu comme l'erreur de type II.

Considérant le signal  $E_s(t, \tau)$  des valeurs extrêmes d'un signal caractéristique  $s(t)$  quelconque analysé selon une longueur de fenêtre de temps  $\tau$ , ainsi qu'un seuil de détection  $\gamma$  associé, les valeurs de probabilité de détection pour l'ensemble des tests peuvent être trouvées comme suit

$$\begin{aligned} P_D &= \int_{E_s(t, \tau) \underset{\min}{\overset{\max}{\gtrless}} \gamma} \Pr\{E_s(t, \tau)|H_1\} dE_s(t, \tau) \\ P_{FA} &= \int_{E_s(t, \tau) \underset{\min}{\overset{\max}{\lessgtr}} \gamma} \Pr\{E_s(t, \tau)|H_0\} dE_s(t, \tau) \end{aligned} \quad (2.14)$$

où la condition de détection diffère en fonction de l'extrémum observé, soit les valeurs extrêmes minimales (min) ou maximales (max) d'un signal caractéristique. Les paramètres d'évaluation de performance des algorithmes de détection couramment utilisés sont la sensibilité, la spécificité et la précision. Ils sont obtenus en fonction des résultats de prédiction des états pour chacun des scénarios de la base de données dont la véritable classification est connue. Plus précisément, les différents paramètres d'évaluation se chiffrent en fonction du nombre de résultats «positif» (P) et «négatif» (N) de détection d'un état ainsi que par leur classification en tant que «vrai positif» (VP), «faux positif» (FP), «vrai négatif» (VN) et «faux négatif» (FN) selon la nature du scénario observé (Figure 2.1)(Noury *et al.* (2007), Abbate *et al.* (2010)). Les rapports de sensibilité et de spécificité sont des indicateurs des limites du système concernant

Tableau 2.1 Classification des résultats de détection

<b>Test</b>	<b>Décision</b>	
	$H_0$	$H_1$
<b>Positif (P)</b>	FN	VP
<b>Négatif (N)</b>	VN	FP

la détection des tests positifs et des tests négatifs respectivement.

$$\text{Sensibilité} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (2.15)$$

$$\text{Spécificité} = \frac{VN}{VN + FP} \quad (2.16)$$

Le rapport de précision indique le comportement de la détection en évaluant les résultats de prédictions qui sont exactes sans considérer la classification des tests.

$$\text{Précision} = \frac{VP + VN}{P + N} \quad (2.17)$$

Puisque la précision ne prend pas en compte directement les erreurs de prédiction, elle ne constitue pas le paramètre d'évaluation optimale comme critère de sélection des paramètres des algorithmes de détection. Le coefficient de corrélation de Matthews (MCC) est une variable couramment utilisée dans la mesure de performance de modèle de prédiction, surtout en médecine personnalisée (tests génétiques, analyses moléculaires, etc.), et qui représente une discrétisation de la corrélation de Pearson pour la classification binaire, soit de deux groupes distincts (Boughorbel *et al.* (2017)).

$$\text{MCC} = \frac{(VP)(VN) - (FP)(FN)}{\sqrt{(VP + FP)(VP + FN)(VN + FP)(VN + FN)}} \quad (2.18)$$

Ce dernier coefficient reflète mieux globalement les performances de détection par rapport à la précision. Les courbes de sensibilité/spécificité ou  $P_D/P_{FA}$  sont aussi couramment utilisés pour étudier et comparer les performances et le comportement d'un algorithme de classification



binaire sur l'ensemble de la plage de détection ( $P_D \in (0,1)$ ). Les graphiques  $P_D/P_{FA}$  et des valeurs de coefficient MCC constitueront les principaux éléments d'analyse lors des études paramétriques pour l'obtention des valeurs optimales des longueurs des différentes fenêtres de temps et des seuils de détection des états.

La fiabilité des résultats de performance et des paramètres des modèles de distribution statistique des signaux caractéristiques est évaluée par l'application de la méthode de validation croisée par k-segments. Le but recherché est d'évaluer statistiquement la généralisation des résultats de prédiction de l'algorithme de détection et de l'estimation de paramètres sur un ensemble de données indépendant. Cette méthode consiste à séparer les tests des deux classes (AVQ et chutes) en k-segments, k – 1 segments sont utilisés pour la phase d'apprentissage de l'algorithme de détection et puis la validation des paramètres estimés et des résultats de prédiction est obtenue avec le dernier segment qui n'a pas été impliqué dans l'apprentissage. L'opération est répétée de manière à utiliser tour à tour chacun des segments comme données de validation (Refaeilzadeh *et al.* (2009)). Les résultats sont ensuite regroupés sous la forme de moyennes et des écarts types des k sous-validations pouvant ainsi indiquer si la méthodologie des algorithmes de détection est fiable et si les performances sont constantes indépendamment des segments utilisés dans l'apprentissage. Les k-segments sont générés aléatoirement à partir de tests de la base de données tout en respectant leur classification. Dans les prochaines sections, les résultats ont été obtenus en utilisant la méthode de validation croisée sur dix segments ( $k = 10$ ), ce qui est standard dans le domaine des algorithmes d'apprentissage.

## 2.6 Détection de chutes

De nombreuses études ont été effectuées au sujet de la détection de chutes de personne, pour la plupart concernant des applications de détection de chute de personnes âgées considérant qu'elles sont plus à risque de chuter et de subir des séquelles Yu (2008)). La littérature couvre diverses approches quant à la position, au nombre et au type de capteurs de mouvement utilisés, ainsi qu'aux différentes classes d'algorithmes de détection ou classification employés. En effet, avec la croissance des systèmes embarqués et l'avènement des technologies portables,

il est possible de positionner les systèmes de détection à n'importe quel endroit sur le corps (tronc, bras, tête, pieds, main, bras, etc.) (Hu & Qu (2016)). Les solutions développées par Bourke & Lyons (2008), Lindemann *et al.* (2005) et Bagalà *et al.* (2012) sont des exemples de solutions employant qu'un seul type de capteur inertiel, soit un accéléromètre ou un gyroscope. Bourke & Lyons (2008) propose un algorithme de détection de chute se basant sur des seuils minimums et maximums des normes de l'accélération mesurées au niveau du tronc et des cuisses. Cette méthode a démontré son efficacité et constitue une approche couramment utilisée. Le positionnement du capteur au niveau du tronc est aussi courant comme avec le système s'attachant au tour de la poitrine développé par Hwang *et al.* (2004).

La technologie MEMS a permis la réduction significative de coût et de la taille des capteurs inertiels et il est beaucoup plus commun d'employer une plateforme inertielle intégrant les deux types capteurs inertiels augmentant la fiabilité des mesures et la performance des algorithmes de détection de chutes. Parmi les études utilisant les données d'accéléromètre et de gyroscope, Liu & Lockhart (2014) opte pour un algorithme de détection se basant sur l'angle et la vitesse angulaire du tronc à l'aide d'une UMI placée au sternum.

Les études mentionnées précédemment utilisent des méthodes de classification des mouvements par comparaison de seuils déterminés statistiquement ou autres méthodes stochastiques simples. L'utilisation d'une autre catégorie d'algorithme de détection est en pleine croissance, soit l'application de l'apprentissage machine. Les techniques d'apprentissage machine utilisant les algorithmes de classification telle que la méthode des k plus proches voisins ou des réseaux de neurones avec rétropropagation, sont en mesure d'apprendre à reconnaître des formes ou des modèles en fonction des caractéristiques extraites des données utilisées pour leur entraînement. Li *et al.* (2014) démontre l'efficacité de ces deux méthodes d'apprentissage machine. Toutefois, le nombre élevé de paramètres extrait des données inertielles ainsi que l'utilisation de méthodes de traitement de signaux complexes (26 paramètres et l'utilisation d'une décomposition en valeurs singulières dans le cas de Li *et al.* (2014)) sont des inconvénients dans le contexte d'un système embarqué avec des ressources limitées.

Dans le cas de cette étude, l'UMI est fixée à la tête puisqu'elle est intégrée à un bouchon intra-auriculaire. L'utilisation de la tête comme indicateur de chute n'est pas nouvelle, mais les études semblables telles que Lindemann *et al.* (2005) et Kangas *et al.* (2009) utilisent seulement des accéléromètres. De plus, comme définie précédemment à la section 2.2, la présente étude analysera les valeurs extrêmes de plusieurs signaux caractéristiques extraits des données de l'UMI dont la norme d'accélération, la norme de vitesses angulaires et la vitesse d'inclinaison. Toutefois, cette étude fait l'hypothèse que l'utilisation des données de la base de données publique tirées d'un protocole dont la plateforme inertielle est positionnée à la ceinture, n'est pas problématique à l'élaboration de l'algorithme de détection de chutes et de son fonctionnement et de son application dans le contexte du bouchon intra-auriculaire. Les algorithmes de détection seront testés dans le cadre d'un protocole de tests physiques proposé au chapitre 3 afin de déterminer si la méthodologie est bien transposable au cadre d'une solution optant pour un autre positionnement de la plateforme inertielle.

La méthodologie pour l'élaboration du test statistique débute par la définition de l'hypothèse  $H_0$  pour le cas où l'événement de chute ne s'est pas produit et l'hypothèse  $H_1$  lorsqu'un événement de chute s'est produit.

$$\begin{aligned} H_0 &: \text{Pas de chute} \\ H_1 &: \text{Chute} \end{aligned} \tag{2.19}$$

En partant du principe qu'une personne qui chute passe par un état de chute libre dans la phase pré-impact, la norme du vecteur d'accélération gravitationnelle observée par l'accéléromètre devrait tendre vers une valeur nulle lorsque le capteur ne subit aucune autre accélération parasite. La valeur minimale de la moyenne de la norme d'accélération constitue alors un des signaux caractéristiques étudiés pour la détection d'un événement de chute. L'observation de la norme d'accélération est aussi pertinente lors de la phase d'impact du corps avec le sol, dont les valeurs extrêmes maximales des scénarios de chutes seront également étudiées et modélisées selon les modèles de distributions détaillés à la section 2.4. Puisque le système développé estime l'orientation spatio-temporelle du corps à l'aide de l'algorithme d'estimation de Madgwick *et al.* (2011), les angles d'orientation résultant de la fusion des données des deux

capteurs inertiels constituent une source d'information complémentaire et fiable de suivi des mouvements effectués. En effet, cette méthodologie évalue les valeurs de la vitesse de variation de l'angle d'inclinaison par rapport au sol selon l'équation 2.3. Cette mesure est aussi pertinente, sinon plus, que les données de vitesses angulaires puisqu'elles indiquent la vitesse réelle avec laquelle la personne tombe, dans la phase pré-impact, excluant les rotations perçues par rapport à l'axe du corps. De ce fait, le signal caractéristique des données de vitesses de variation moyennes maximales de l'inclinaison est complémentaire et ajoute une redondance par rapport aux signaux caractéristiques basés sur les données d'accélération et de vitesses angulaires. Pour résumer, la détection de chutes se base sur l'observation de quatre signaux caractéristiques, soit, les valeurs moyennes minimales et maximales de la norme d'accélération  $A(t)$ , les valeurs moyennes maximales de la norme des vitesses angulaires  $W(t)$  et de la vitesse de variation de l'inclinaison  $\dot{\rho}(t)$ .

Les valeurs extrêmes des signaux caractéristiques  $\mathbf{E}_C$  sont analysées dans le contexte des scénarios de chutes et les signaux sont segmentés selon des fenêtres de temps permettant d'extraire de manière optimale les transitoires caractéristiques en fonction de la nature du signal. Dans le contexte des signaux discrets des données inertielles des tests de la base de données publique *SisFall*, les valeurs moyennes sont calculées sur  $n$  échantillons correspondant à la longueur de la fenêtre  $\tau$ , pour un nombre total de  $N - n + 1$  fenêtres, où  $N$  est le nombre d'échantillons composant l'ensemble des mesures d'un test. Considérant les précédentes définitions des états, les valeurs extrêmes  $\mathbf{E}_C(t, \boldsymbol{\tau}_C)$  des signaux caractéristiques étudiés dans le cadre de la détection de chutes sont données par

$$\mathbf{E}_C(t, \boldsymbol{\tau}_C) = \begin{bmatrix} E_A^{\min}(t, \tau_A^{\min}) \\ E_A^{\max}(t, \tau_A^{\max}) \\ E_W^{\max}(t, \tau_W^{\max}) \\ E_{\dot{\rho}}^{\max}(t, \tau_{\dot{\rho}}^{\max}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \min(\bar{A}[t, t + \tau_A^{\min}]) \\ \max(\bar{A}[t, t + \tau_A^{\max}]) \\ \max(\bar{W}[t, t + \tau_W^{\max}]) \\ \max(\bar{\rho}[t, t + \tau_{\dot{\rho}}^{\max}]) \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

où  $\boldsymbol{\tau}_C = [\tau_A^{\min} \ \tau_A^{\max} \ \tau_W^{\max} \ \tau_{\dot{\rho}}^{\max}]^T$  sont les fenêtres de temps utilisées pour segmenter spécifiquement chacun des signaux caractéristiques de la détection de chutes. À noter que la norme de

$\dot{\rho}(t)$  n'est pas utilisée puisque dans ce contexte le signe est important en indiquant si l'axe de verticalité du corps se rapproche du sol lorsque vitesse de variation d'inclinaison est positive, ou se redresse dans le cas contraire ce qui ne correspond en aucun point à une chute.

Les résultats de l'étude paramétrique pour caractériser les longueurs de fenêtres de temps optimales des signaux caractéristiques selon les critères de performances de détection des tests de chutes de la base de données sont présentés à travers les graphiques des figures 2.6 et 2.7. Outre le cas de la détection des valeurs moyennes minimales de la norme d'accélération, les graphes de performances de détection montrent un très grand potentiel puisque les courbes  $P_D/P_{FA}$  évoluent dans les plages de taux de détection élevés ( $P_D > 0,9$ ) et de faibles taux de fausses alertes ( $P_D < 0,1$ ).

La paramétrisation des longueurs de fenêtres de temps ont peu d'impact sur les courbes de performances, sauf encore une fois pour la détection du minimum de la moyenne des normes d'accélération dont le changement de comportement de la détection se distinguant par une diminution de la probabilité maximale de détection au profit d'un taux plus faible de fausses alertes. Ce phénomène s'explique par la présence de plusieurs transitoires caractéristiques associées à la norme d'accélération moyenne minimale, vraisemblablement un transitoire lent et un transitoire plus rapide.

L'analyse des coefficients de corrélation MCC maximaux en fonction des longueurs de fenêtres de temps démontre clairement que la détection du signal caractéristique de la moyenne minimale de la norme d'accélération est optimale en considérant un phénomène transitoire lent tandis que les trois autres sont des phénomènes beaucoup plus rapides avec des fenêtres de temps optimales significativement plus courtes. De plus, la figure 2.7 démontre que l'utilisation des fenêtres de temps, par rapport à l'utilisation des valeurs instantanées ( $n=1$ ), améliore les performances de détection dans tous les cas.

Le tableau 2.2 détaille les résultats de l'étude paramétrique en tenant compte l'ensemble des résultats de la phase d'apprentissage considérant les 10 segmentations des tests de chutes. La longueur de fenêtre de temps optimale du signal caractéristique de la moyenne maximale de la

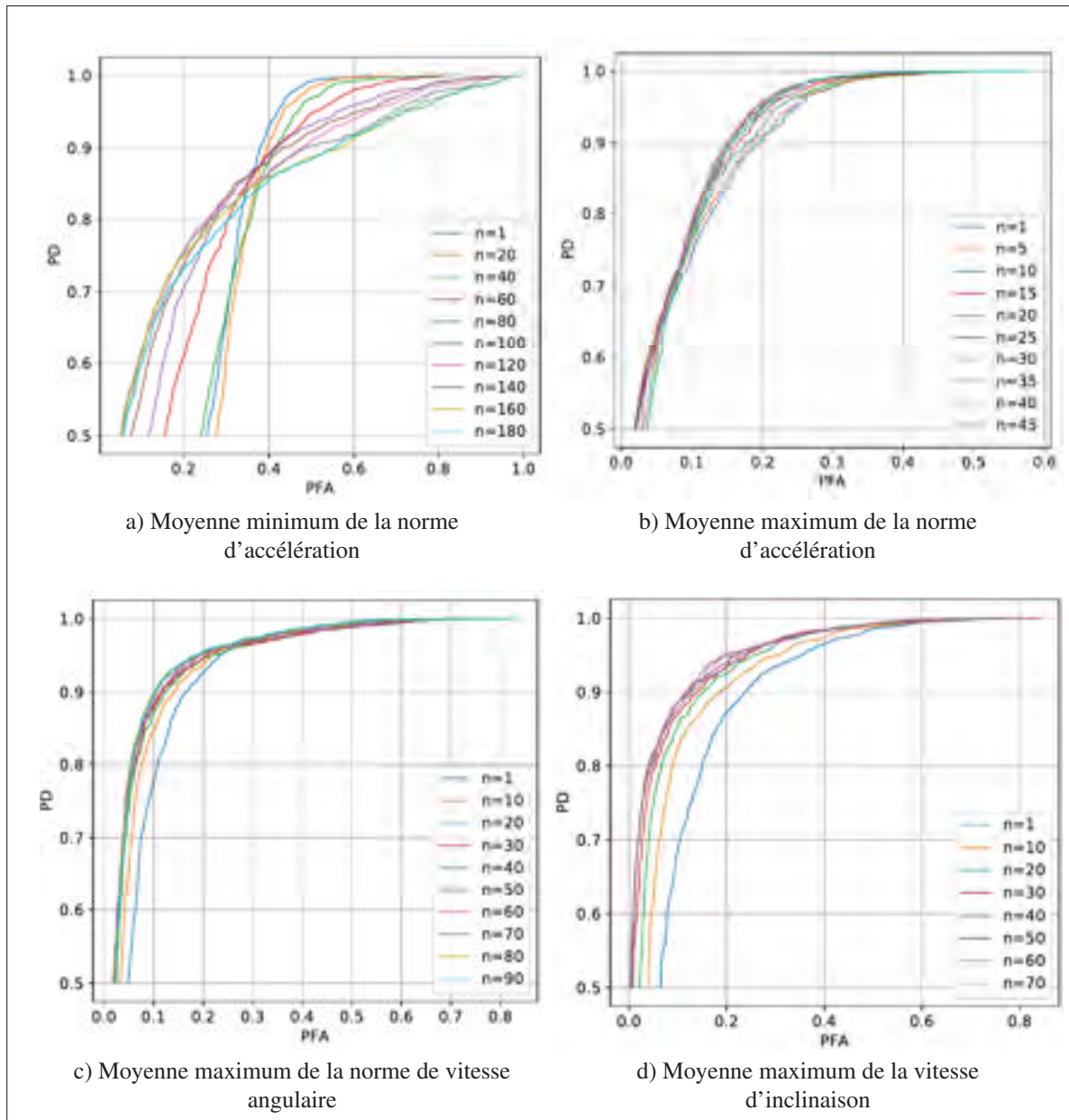


Figure 2.6 Courbes de performance  $P_D/P_{FA}$  de détection des signaux caractéristiques de la détection de chutes

norme d'accélération est de loin la plus courte avec une valeur  $25 \pm 3$  échantillons, l'équivalent d'une période de 125 ms. Cela est cohérent en considérant que les transitoires de la phase d'impact sont plus courts et momentanés que les transitoires de la phase pré-impact avec des fenêtres de temps moyennes de 300 ms, 405 ms et 730 ms respectivement pour l'analyse de

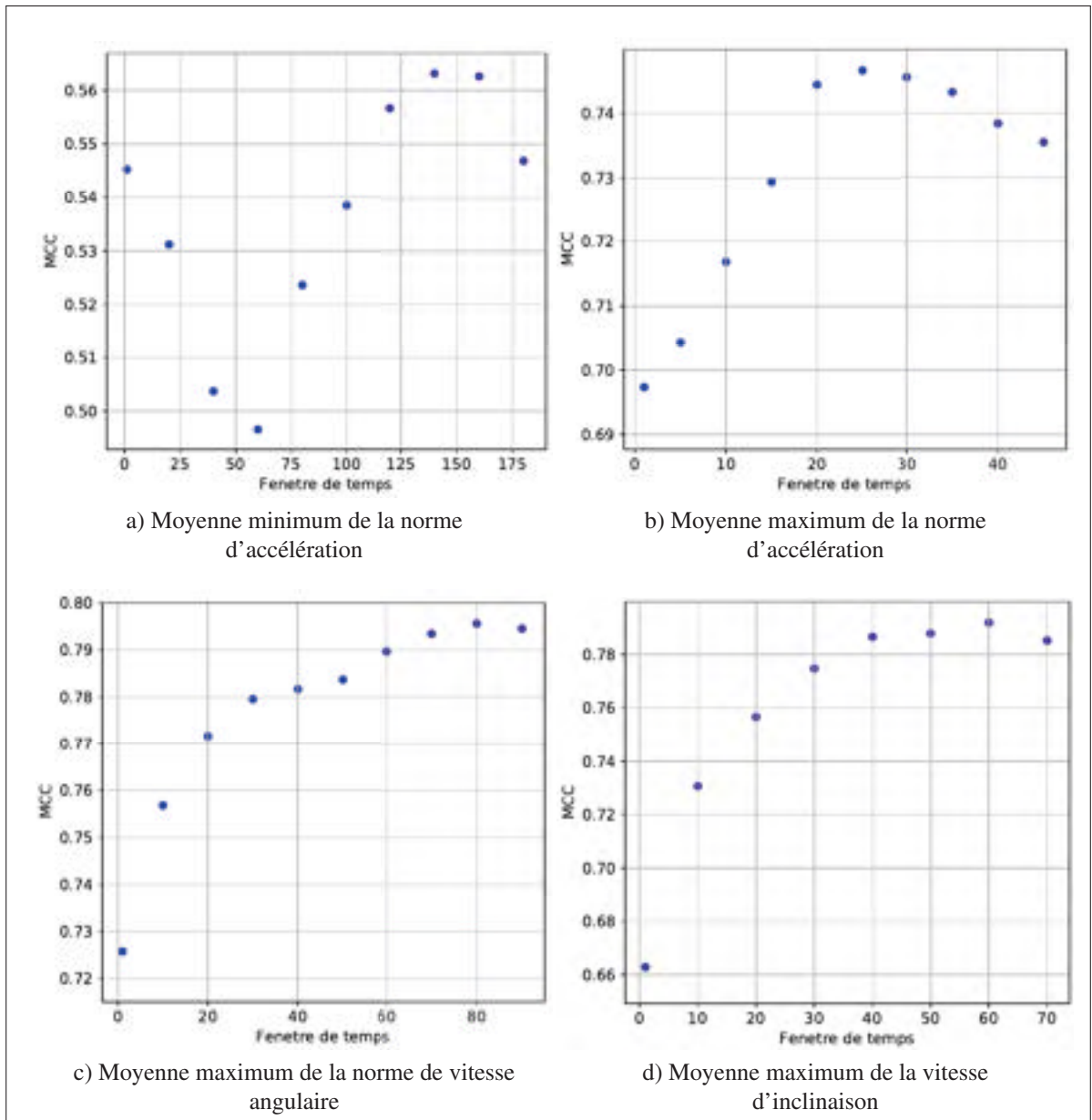


Figure 2.7 Coefficients MCC maximaux de la détection des signaux caractéristiques des chutes en fonction de la longueur des fenêtres de temps

détection des valeurs extrêmes  $E_{\rho}^{\max}$ ,  $E_W^{\max}$  et  $E_A^{\min}$ . La moyenne maximale de la norme d'accélération est le signal caractéristique qui obtient le meilleur taux de détection atteignant les 95% sans toutefois obtenir les meilleurs indices de performance que les autres signaux caractéristiques puisque la détection de  $E_A^{\max}$  obtient aussi le taux le plus élevé de classifications fausses positives. Les valeurs extrêmes des signaux caractéristiques  $E_W^{\max}$  et  $E_{\rho}^{\max}$  constituent les don-

nées les plus pertinentes pour la détection de chutes avec des indices de précision de 90%. L'hypothèse supposant que la vitesse d'inclinaison soit une mesure aussi, sinon plus pertinente que les autres, est donc confirmée selon ces résultats témoignant du meilleur coefficient MCC et du plus faible des taux de fausses alertes pour la détection du signal en question. Les résultats varient très peu en fonction des segments utilisés pour l'analyse de performance de détection des données caractéristiques de l'algorithme de détection de chutes. En effet, les faibles valeurs d'écart types des différentes longueurs de fenêtres de temps optimales obtenues lors de l'étude paramétrique et des indices de performance indiquent une persistance des phénomènes observés à travers les différents scénarios de chutes et les exécutions par les sujets. Les seuils optimaux indiqués ne sont pas directement utilisés dans l'algorithme de détection de chutes, mais sont montrés à titre indicatif des ordres de grandeur. En effet, il n'est pas possible de faire des parallèles avec d'autres travaux de la littérature puisque les longueurs des fenêtres de temps ainsi que les méthodes diffèrent, ne permettant pas de comparer les seuils de détection obtenus.

Tableau 2.2 Sommaire des résultats de l'étude paramétrique des fenêtres de temps optimales des signaux caractéristiques de la détection de chutes

Signal	$\tau_{C,i}$ (éch.)	MCC	Précision	$P_D$	$P_{FA}$	Seuil
$E_A^{\min}$	146±10	0,5643±0,0021	0,7926±0,0014	0,704±0,018	0,148±0,014	0,8590±0,0090 g
$E_A^{\max}$	25±3	0,7470±0,0011	0,8684±0,0016	0,9443±0,0074	0,1820±0,0074	2,08±0,14 g
$E_W^{\max}$	81±3	0,7956±0,0029	0,9011±0,0013	0,895±0,010	0,0950±0,0072	2,432±0,058 $\frac{\text{rad}}{\text{s}}$
$E_{\rho}^{\max}$	60	0,7972±0,0042	0,9025±0,0021	0,8835±0,0040	0,0848±0,0049	1,682±0,018 $\frac{\text{rad}}{\text{s}}$

À partir de la même étude paramétrique, mais en isolant les résultats utilisant les fenêtres de temps optimales obtenus précédemment, les différentes distributions des signaux caractéristiques sont modélisées à partir des lois statistiques et des méthodes respectives décrites à la section 2.4. Le tableau suivant donne les différents types de distribution obtenue pour les signaux caractéristiques de la détection de chutes ainsi que les paramètres de localité et d'échelle respectifs.



Tableau 2.3 Sommaire des résultats de modélisation des distributions des valeurs extrêmes des signaux caractéristiques de la détection de chutes

Signal carac.	Type de distribution	Localité	Échelle
$E_A^{\min}$	Normal	$\mu=0,821\pm 0,010$	$\sigma=0,0711\pm 0,0033$
$E_A^{\max}$	Gumbel	$u=2,81\pm 0,18$	$\beta=0,699\pm 0,076$
$E_W^{\max}$	Normal	$\mu=3,435\pm 0,045$	$\sigma=0,850\pm 0,021$
$E_{\bar{p}}^{\max}$	Normal	$\mu=2,6039\pm 0,0059$	$\sigma=0,7816\pm 0,0051$

Seule la distribution des valeurs extrêmes de  $E_W^{\max}$  suit la loi de Gumbel, tandis que les trois autres suivent des lois normales de distribution telles que montrées par les graphiques de la figure 2.8. De manière générale, les modèles de distributions statiques trouvées sont contigus avec les profils représentés par les distributions réelles des données extremums des signaux caractéristiques, ce qui valide la méthodologie utilisée. Dans ce projet, seules les distributions des tests de chutes, correspondant à l'hypothèse positive  $H_1$ , sont étudiées et utilisées pour la classification des signaux caractéristiques puisque les tests ADL peuvent difficilement être modélisés pour représenter tous les travailleurs tandis que les mouvements effectués lors de chutes peuvent être considérés comme plus universels.

Dans le cas de la détection de chutes, les transitoires des signaux caractéristiques ne coïncident pas nécessairement dans le temps et il est donc nécessaire de définir une autre fenêtre de temps pour l'observation de l'ensemble des phénomènes. La fonction de fusion des probabilités maximales de détection des signaux caractéristiques de l'équation 2.11 est implémentée afin de combiner efficacement les transitoires observés. En effet, la fenêtre de temps  $\tau_{C,L}$  définit la période optimale d'observation du signal de fusion des valeurs maximales de probabilité de détection des quatre signaux caractéristiques maximisant la détection des scénarios de chutes. L'expression du signal de détection de l'état de chutes  $y_C$  est défini telle que

$$y_C(t) = \begin{cases} 0 & \text{si } L_{\max}(\mathbf{E}_C(t, \boldsymbol{\tau}_C), \tau_{C,L}) \leq \gamma_C, \\ 1 & \text{si } L_{\max}(\mathbf{E}_C(t, \boldsymbol{\tau}_C), \tau_{C,L}) > \gamma_C. \end{cases} \quad (2.21)$$

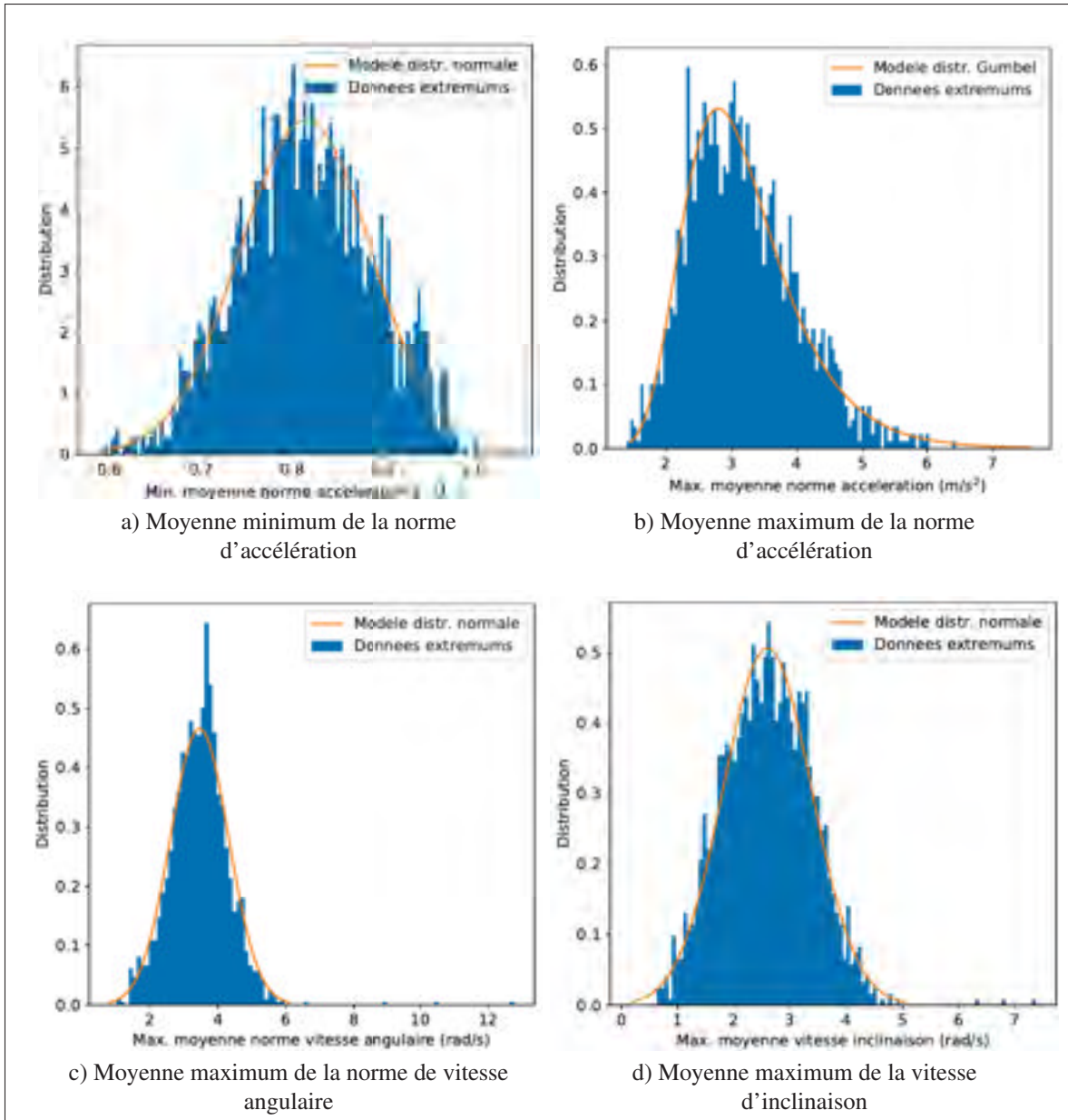


Figure 2.8 Distributions des données extremums et les courbes de modèle des signaux caractéristiques de la détection de chutes

où  $\tau_{C,L}$  est la fenêtre de temps de la segmentation temporelle des signaux de probabilité de détection des signaux caractéristiques. La méthode de l'étude paramétrique est de nouveau utilisée pour l'analyse des valeurs de fenêtres de temps dont les courbes de performance  $P_D/P_{FA}$  sont montrées à la figure 2.9 et les coefficients MCC maximaux à la figure 2.10. La fusion des valeurs sur un seul échantillon donne des performances de détection des chutes de loin

moins bonnes et confirme la pertinence de la fusion et de la fenêtre de temps associée, dont la valeur optimale est de  $295 \pm 44$  échantillons (1,475 seconde). Les valeurs de coefficients MCC maximaux montrent que les performances de détection pour le signal de fusion varient très peu pour les fenêtres de temps au-dessus de 50 échantillons (250 ms).

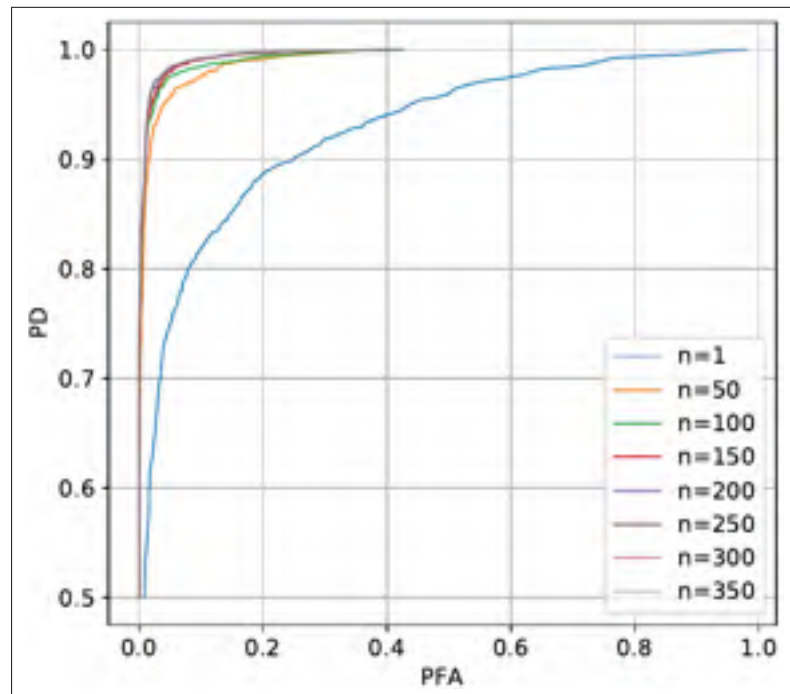


Figure 2.9 Courbes de performance  $P_D/P_{FA}$  de la détection du signal de fusion des signaux caractéristiques des chutes

L'étude paramétrique de la performance de détection des chutes en fonction de plusieurs longueurs de fenêtre de temps pour la fusion des signaux caractéristique est résumée dans le tableau 2.4. La moyenne des valeurs de  $\tau_{C,L}$  optimales, obtenue par validation croisée, est associée à un grand écart type de près de 15% de la valeur moyenne ce qui s'explique par les performances de détection très similaires, soit que les valeurs de coefficient MCC varient très peu pour des longueurs entres de 250 et 350 échantillons. Le seuil  $\gamma_C$  est utilisé pour la prise de décision finale sur l'hypothèse de l'observation d'une situation d'état de chute.

Les résultats obtenus lors de la phase d'entraînement de l'algorithme de détection de chutes

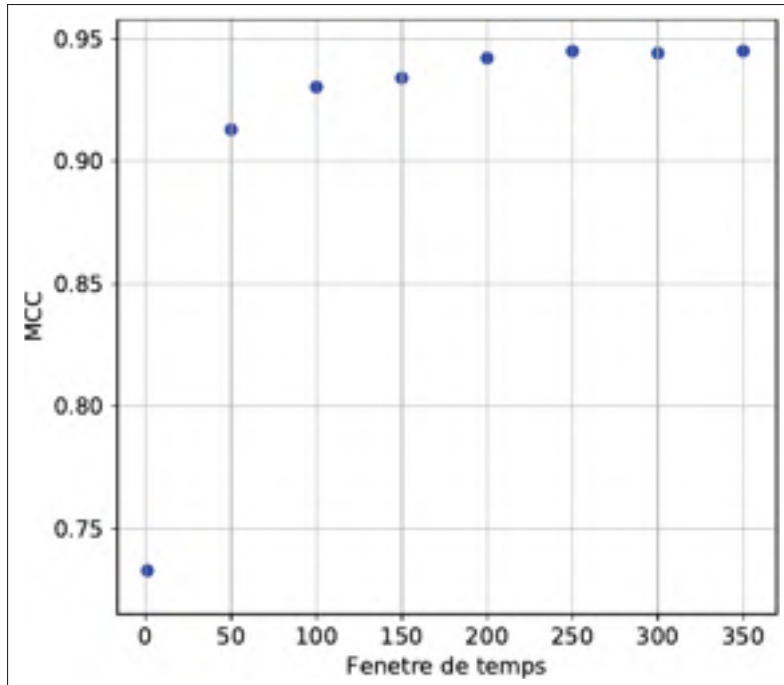


Figure 2.10 Coefficients MCC maximaux de la détection du signal de fusion des signaux caractéristiques des chutes en fonction de la longueur des fenêtres de temps

Tableau 2.4 Sommaire des résultats de l'étude paramétrique des fenêtres de temps optimales de fusion des signaux caractéristiques pour la détection de chutes

$\tau_{C,L}$ (éch.)	MCC	Précision	$P_D$	$P_{FA}$	Seuil ( $\gamma_C$ )
295±44	0,9454±0,0043	0,9738±0,0020	0,9669±0,0038	0,0215±0,0025	0,0254±0,0030

démontrent bien le potentiel de performance de la stratégie de détection développée avec des taux de détection stables et élevés ainsi que des taux de fausse alerte faibles. La figure 2.11 montre les estimations de probabilités de détection d'un événement de chute superposant les données inertielles brutes des signaux caractéristiques respectifs pour un exemple de scénario de chutes de la base de données. Ces graphiques illustrent bien l'analogie entre les valeurs extrêmes lors des transitoires des signaux caractéristiques et des probabilités de détermination par les modèles statistiques. Les résultats montrent toutefois que dans le cas des signaux de la moyenne de la norme de la vitesse angulaire et de la vitesse d'inclinaison, les transitoires distinctifs n'apparaissent pas lors de la phase pré-impact, mais bien lors de l'impact de la chute.

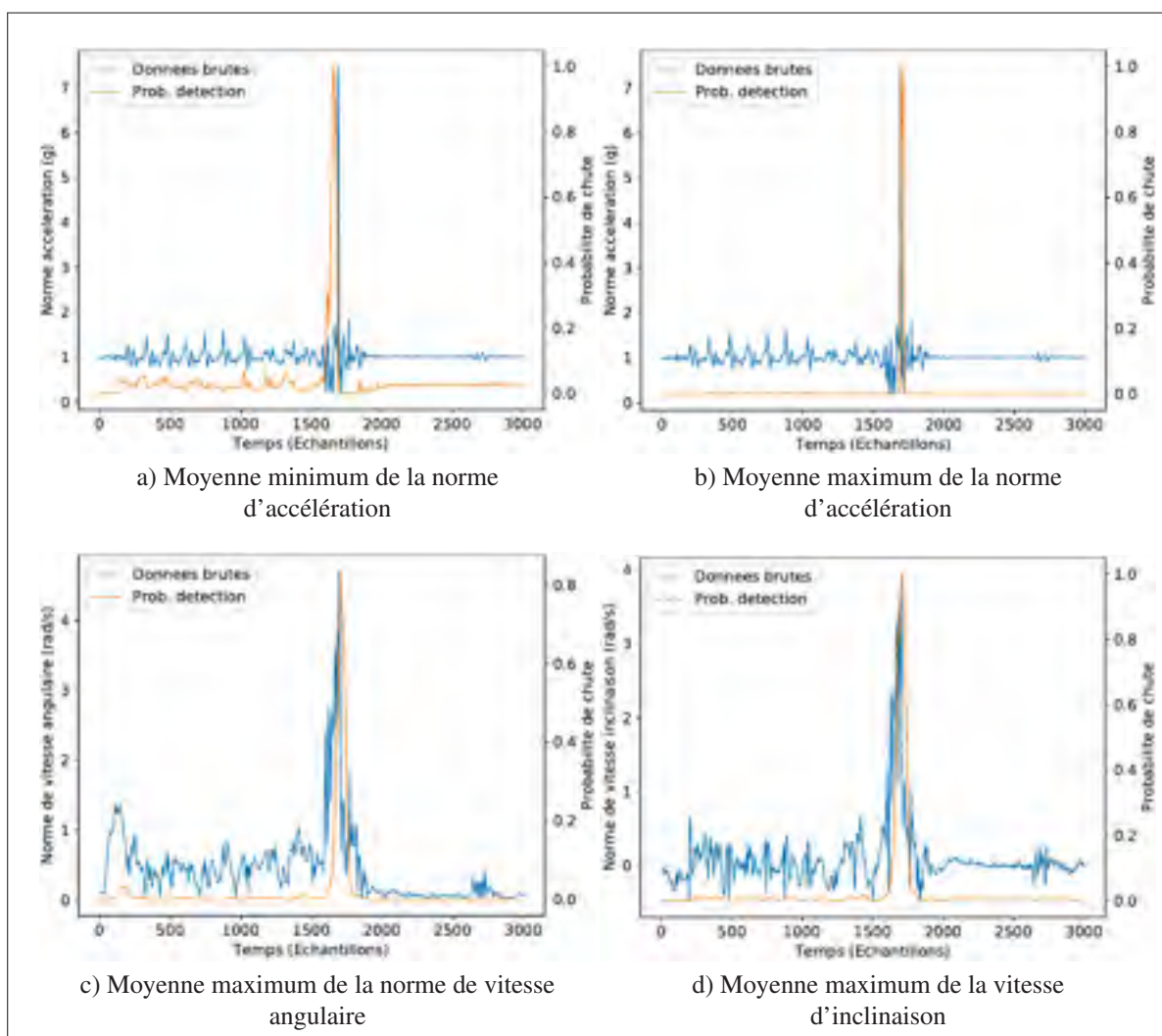


Figure 2.11 Exemple d'analyse des probabilités de détection de chutes et de la fusion des signaux caractéristiques

La figure 2.12 montre la fusion de probabilités de détection de chute des signaux caractéristiques pour ce même scénario. L'indice de fusion dépasse largement le seuil de détection pour une période d'un peu plus d'une seconde. Étant donné de la nature aléatoire et distincte des différents scénarios de chutes, les signaux caractéristiques observés peuvent démontrer des niveaux plus faibles de probabilité de chutes que d'autres, comme pour la moyenne maximale de la norme d'accélération dans l'exemple de la figure 2.12. Bien que les observations des si-

gnaux caractéristiques ne démontrent pas toutes des niveaux de certitude de détection élevés, la fonction de fusion des probabilités de détection démontre une sensibilité très élevée. De plus, la figure 2.12 illustre bien la phase pré-impact de la chute puisque la courbe de probabilité de détection de chute en fonction du signal de la moyenne minimale de la norme d'accélération précède largement les autres courbes. Le tableau 2.5 montre les résultats de la phase de prédiction consistant à valider les performances de l'algorithme de détection en utilisant les dix segments indépendants, soit les segments qui n'ont pas servi lors de la phase d'apprentissage de chaque itération de la méthode de validation croisée.

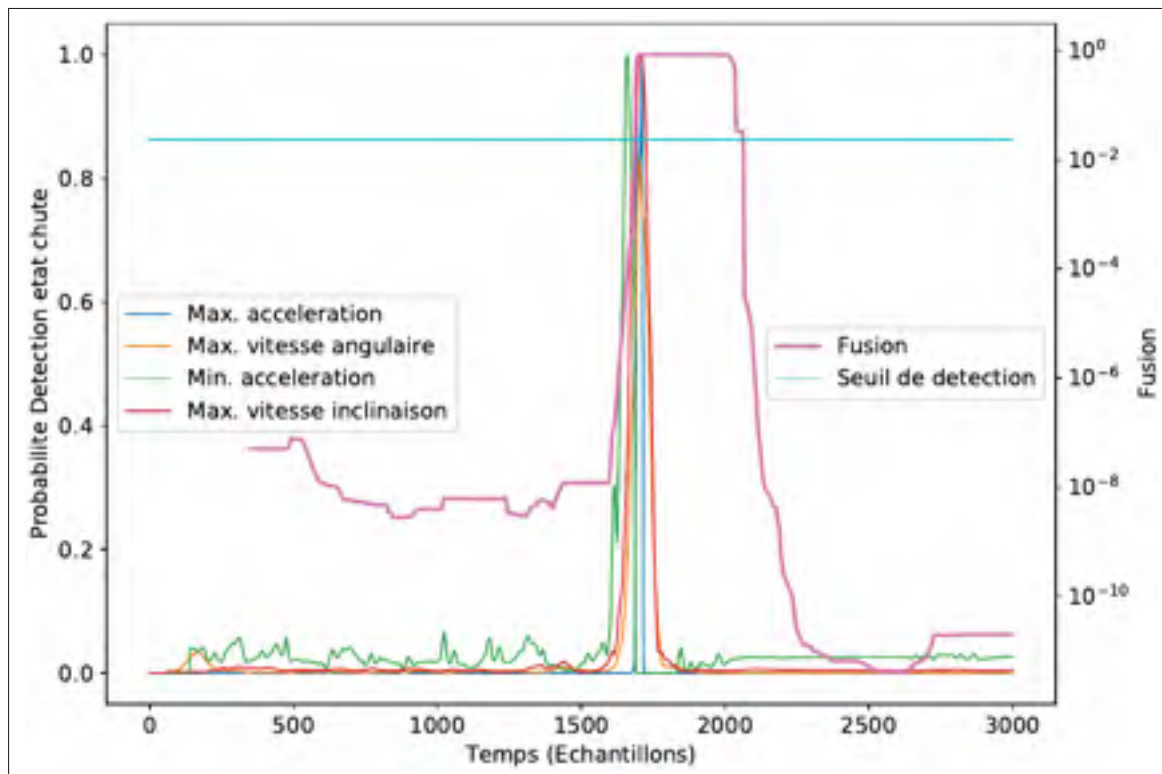


Figure 2.12 Exemple de la fusion des signaux caractéristiques

Tableau 2.5 Sommaire des résultats de prédiction de détections de chutes

MCC	Précision	$P_D$	$P_{FA}$
0,944±0,019	0,9732±0,0090	0,966±0,017	0,0222±0,0068

Les résultats démontrent la persistance des performances de détection dans le cas de la prédiction des chutes pour les scénarios appartenant aux segments indépendants de la méthode de validation croisée. La moyenne d'indice de précision atteignant 97% est au diapason avec les résultats obtenus par la méthode de détection de chute basée sur l'analyse de l'énergie proposée par Vega & Angela (2016) et testée aussi sur la base de données *SisFall*. Par contre, Vega & Angela (2016) obtient une précision de plus de 99% avec une méthode de détection de chute plus complexe basée sur un filtre de Kalman pour l'analyse d'un signal caractéristique non linéaire.

Les résultats détaillés de détection et d'estimation des paramètres suivant la méthodologie de validation croisée sur 10-segments pour la phase d'apprentissage et de prédiction de l'algorithme de détection de chutes se trouvent à l'annexe 2.

## 2.7 Détection d'immobilité

Dans le cas de la détection d'immobilité, la méthodologie proposée par Skog *et al.* (2010) permet de développer un test d'hypothèse généralisé pour la détection d'un événement de stationnarité d'un UMI par le théorème de Neyman-Pearson cherchant à maximiser le rapport de vraisemblance. Son étude cherche à suivre le mouvement des pieds à l'aide d'une plateforme inertielle et plus précisément, de détecter les moments de vitesse nulle de ceux-ci. L'algorithme proposé par Skog *et al.* (2010) émet des hypothèses pour définir des modèles des capteurs inertiels et des fonctions de densité de probabilité des signaux observés qui ne proviennent pas, de son propre aveu, de connaissances éprouvées. Les résultats de détection de Skog *et al.* (2010) sont démontrés dans le contexte d'une application de détection des pas, soit pour des moments d'immobilité de courtes durées ( $\approx 150$  ms), mais la méthodologie s'adresse mal à la situation de ce projet où l'on cherche l'immobilité d'une durée indéfinie. Toutefois, la méthode de détection d'immobilité se base sur des principes universels d'analyse de signaux de l'accéléromètre et du gyroscope. En effet, la littérature propose trois méthodes de détection de référence d'analyse de signaux dans le domaine temporel, soit l'analyse de la variance d'accélération-déplacement (éq. 2.22), de la magnitude de l'accélération (éq. 2.22) ou bien de

l'énergie nominale de vitesse angulaire (éq. 2.24) (Skog *et al.* (2010), Olivares *et al.* (2012)).

$$f_D(\mathbf{a}) = \frac{1}{\sigma_{\mathbf{a}}^2 n} \sum_{i \in N-n+1} \|\mathbf{a}_i - \bar{\mathbf{a}}_i\|^2 < \gamma \quad (2.22)$$

$$f_D(\mathbf{a}) = \frac{1}{\sigma_{\mathbf{a}}^2 n} \sum_{i \in N-n+1} (\|\mathbf{a}_i\| - g)^2 < \gamma \quad (2.23)$$

$$f_D(\boldsymbol{\omega}) = \frac{1}{n} \sum_{i \in N-n+1} \|\boldsymbol{\omega}_i\|^2 < \gamma \quad (2.24)$$

D'autres méthodes plus complexes utilisant l'analyse de signaux dans le domaine fréquentiel ou l'utilisation de mémoires ont été testées par Olivares *et al.* (2012) et qui démontre que la méthode développée par Skog *et al.* (2010) est avantageuse dans le cas des applications avec des limitations de ressources de calculs. La stratégie de détection d'immobilité de ce projet cherche à adapter les principes universels de la littérature au contexte de ce projet et d'adopter une approche innovante réutilisant les mêmes principes qu'avec la stratégie de détection de chutes.

La méthodologie débute par la définition de l'hypothèse  $H_0$  pour la situation où une personne est mobile et l'hypothèse  $H_1$  pour la situation d'immobilité dans le contexte d'une situation d'homme-à-terre.

$$\begin{aligned} H_0 &: \text{Mobile} \\ H_1 &: \text{Immobile} \end{aligned} \quad (2.25)$$

La définition d'un état d'immobilité à la section 2.2 implique l'observation d'un faible niveau de mouvements du corps se traduisant, dans le cas d'un système de mesures inertielles, par l'observation de l'activité des signaux de mesures d'accélération, de vitesses angulaires ainsi que de la vitesse d'inclinaison. Ces signaux caractéristiques ne seront toutefois pas étudiés en matière d'amplitude puisque ces mesures peuvent dériver au cours du temps et alors compromettre la détection des faibles niveaux de mouvement. La variance des normes de l'accélération et de vitesse angulaire ainsi que de la variance de la vitesse de variation de l'inclinaison constitue une solution appropriée au contexte d'application de ce projet en assurant que les proprié-



tés de détection persistent dans le temps. Selon la même méthodologie que pour la détection de chutes, l'extraction des valeurs extrêmes  $\mathbf{E}_I(t, \boldsymbol{\tau}_I)$  des signaux caractéristiques servira à la modélisation des probabilités de détection d'immobilité. Les valeurs extrêmes  $\mathbf{E}_I(t, \boldsymbol{\tau}_I)$  des signaux caractéristiques sont définies telle que

$$\mathbf{E}_I(t, \boldsymbol{\tau}_I) = \begin{bmatrix} E_{\sigma_A^2}^{\min}(t, \tau_{\sigma_A^2}^{\min}) \\ E_{\sigma_W^2}^{\min}(t, \tau_{\sigma_W^2}^{\min}) \\ E_{\sigma_{\rho}^2}^{\min}(t, \tau_{\sigma_{\rho}^2}^{\min}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \min(\log_{10} \sigma_A^2[t, t + \tau_{\sigma_A^2}^{\min}]) \\ \min(\log_{10} \sigma_W^2[t, t + \tau_{\sigma_W^2}^{\min}]) \\ \min(\log_{10} \sigma_{\rho}^2[t, t + \tau_{\sigma_{\rho}^2}^{\min}]) \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

où  $\boldsymbol{\tau}_I = \begin{bmatrix} \tau_{\sigma_A^2}^{\min} & \tau_{\sigma_W^2}^{\min} & \tau_{\sigma_{\rho}^2}^{\min} \end{bmatrix}^T$  est le vecteur de longueurs de fenêtres de temps spécifiquement utilisées pour les signaux caractéristiques.

L'analyse paramétrique des fenêtres de temps de la variance minimale des signaux caractéristiques de la détection d'immobilité démontre que les performances de détection augmentent en fonction de la longueur de la fenêtre de temps utilisée. Les résultats de performances et de l'étude paramétrique sur la base de données *SisFall*, par la méthode de validation croisée à 10-segments, sont présentés aux figures 2.13 et 2.14. Le résumé du tableau 2.6 démontre que les fenêtres de temps optimales sont toutes de 900 échantillons (4,5 secondes), soit la plus longue des fenêtres étudiées. Puisque l'état d'immobilité est l'observation de l'absence de mouvement, la certitude de détection croît lorsque la période d'observation tend vers l'infini. Toutefois, dans le cas de l'utilisation d'une base de données composée d'enregistrements de mesures inertielles de longueurs finies, une valeur limite de 900 échantillons a été sélectionnée arbitrairement. Les coefficients de corrélation MCC de la détection des signaux caractéristiques de l'immobilité augmentent largement en allongeant les fenêtres de temps, établissant clairement les valeurs optimales à 900 échantillons. Les résultats de détection de trois signaux caractéristiques de l'immobilité pour la phase d'apprentissage démontrent des performances semblables bien que  $E_{\sigma_{\rho}^2}^{\min}$  obtient un léger avantage par des indices de précision et MCC légèrement supérieurs.

La prochaine étape de la méthodologie consiste à estimer les paramètres des modèles statistiques représentant les distributions des valeurs extrêmes des signaux caractéristiques de la

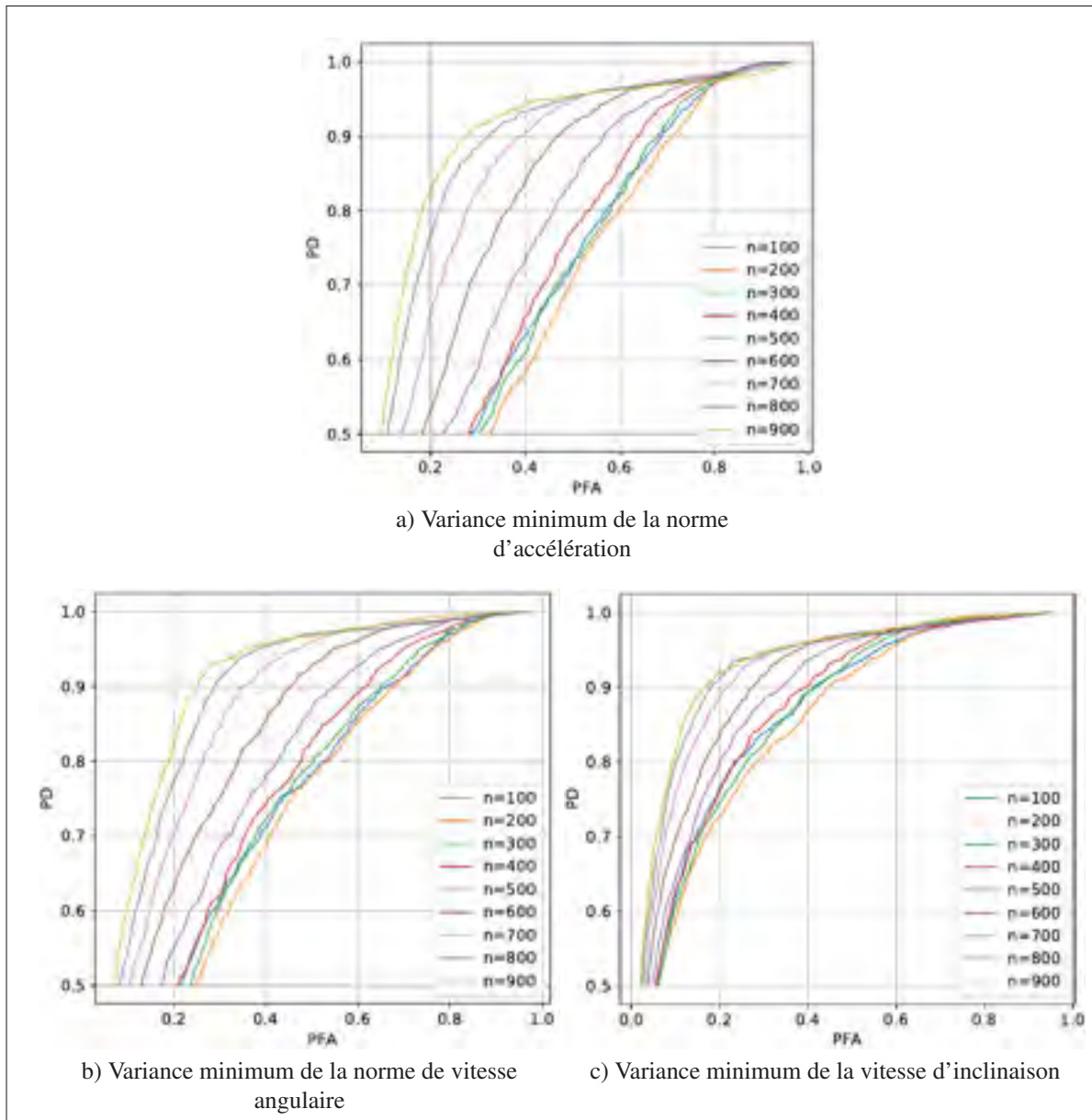


Figure 2.13 Courbes  $P_D/P_{FA}$  de performance de détection des signaux caractéristiques de l'immobilité

détection d'immobilité en utilisant les longueurs de fenêtres de temps optimales obtenues précédemment. Le tableau 2.7 montre les valeurs moyennes et l'écart type de chacun des paramètres des modèles statistiques des valeurs extrêmes des signaux caractéristiques pour les dix itérations de la phase d'apprentissage.

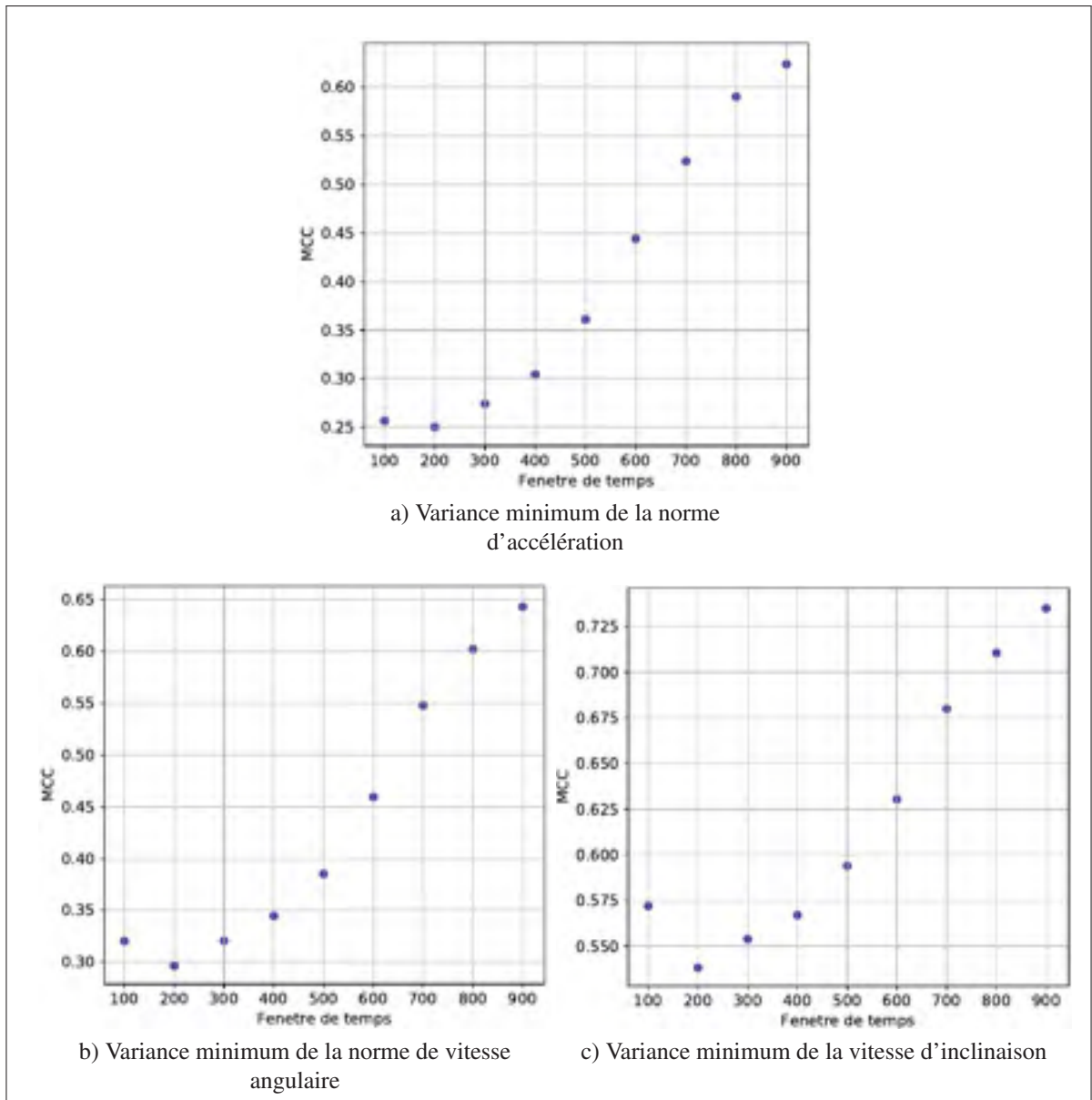


Figure 2.14 Coefficients MCC maximaux de la détection des signaux caractéristiques de l'immobilité en fonction de la longueur des fenêtres de temps

Les modèles statistiques trouvés et les distributions réelles des données extrêmes sont illustrés à la figure 2.15, où seules les valeurs minimales de la variance de la norme d'accélération suit la loi de Gumbel tandis que la loi normale s'applique dans le cas des deux autres distributions. Le fait que les distributions des données extrêmes de la base de données ne suivent pas exactement les modèles statistiques estimés se justifie par la variation du temps d'immobilisa-

Tableau 2.6 Sommaire des résultats de l'étude paramétrique des fenêtres de temps optimales de la détection des signaux caractéristiques de l'immobilité

Signal	$\tau_{I,i}$ (éch.)	MCC	Précision	$P_D$	$P_{FA}$	Seuil
$E_{\sigma_A^2}^{\min}$	900	0,6239±0,0039	0,8108±0,0019	0,853±0,014	0,217±0,011	$10^{-4,427 \pm 0,039} \text{ g}^2$
$E_{\sigma_W^2}^{\min}$	900	0,6435±0,0033	0,8127±0,0025	0,906±0,013	0,249±0,012	$10^{-2,920 \pm 0,074} \frac{\text{rad}^2}{\text{s}^2}$
$E_{\sigma_\rho^2}^{\min}$	900	0,7347±0,0031	0,8716±0,0015	0,8607±0,0032	0,1212±0,0026	$10^{-3,1509 \pm 0,0023} \frac{\text{rad}^2}{\text{s}^2}$

Tableau 2.7 Sommaire des résultats de modélisation des distributions des valeurs extrêmes des signaux caractéristiques de la détection d'immobilité

Signal carac.	Type de distribution	Localité	Échelle
$E_{\sigma_A^2}^{\min}$	Gumbel	$\mu=-4,8790 \pm 0,0032$	$\beta=0,2751 \pm 0,0046$
$E_{\sigma_W^2}^{\min}$	Normale	$\mu=-3,8673 \pm 0,0088$	$\sigma=0,8483 \pm 0,0084$
$E_{\sigma_\rho^2}^{\min}$	Normale	$\mu=-3,8721 \pm 0,0072$	$\sigma=0,7719 \pm 0,0060$

tion post-impact des participants lors des scénarios de chutes de la base de données. Une durée moins de 900 échantillons entre la fin de la chute et la fin du fichier induit une augmentation parasite des valeurs minimales de la variance des données.

La fonction de fusion des probabilités moyennes de détection des signaux caractéristiques de l'équation 2.12 est implémentée afin de combiner efficacement l'observation des différentes valeurs extrêmes moyennes des niveaux de mouvements. L'expression du signal de détection de l'état de l'immobilité est défini telle que

$$y_I(t) = \begin{cases} 0 & \text{si } L_{\text{moy}}(\mathbf{E}_I(t, \boldsymbol{\tau}_I), \tau_{I,L}) \leq \gamma, \\ 1 & \text{si } L_{\text{moy}}(\mathbf{E}_I(t, \boldsymbol{\tau}_I), \tau_{I,L}) > \gamma. \end{cases} \quad (2.27)$$

où  $\tau_{I,L}$  est la fenêtre de temps de la segmentation temporelle des signaux de probabilité de détection des signaux caractéristiques. L'utilisation de la valeur moyenne de probabilité de détection des signaux caractéristiques améliore les performances de détection par rapport à la fusion des valeurs maximales de probabilité puisque l'état d'immobilité est de nature constante

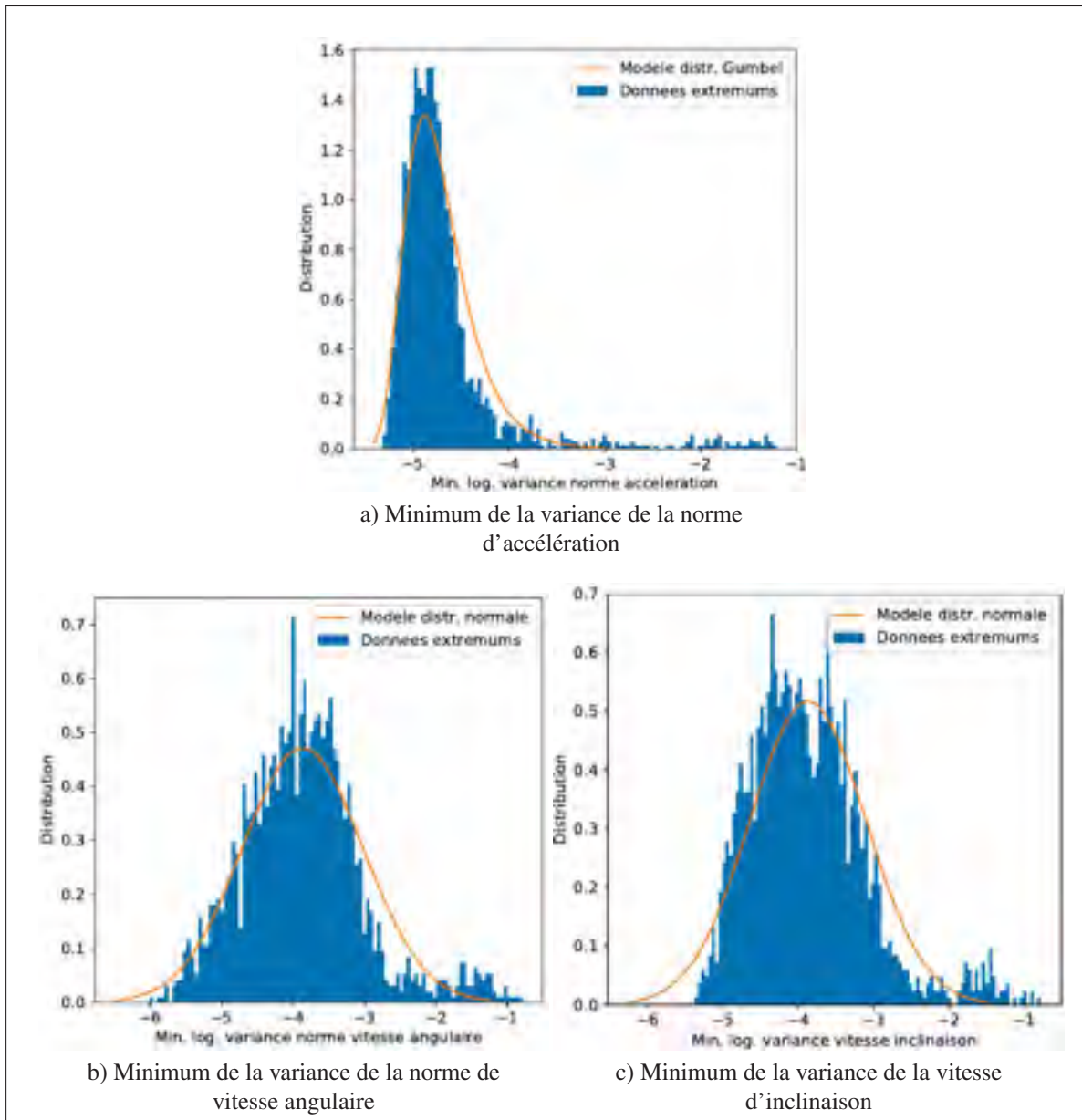


Figure 2.15 Distributions des données extrêmes et les courbes de modèle des signaux caractéristiques de la détection d'immobilité

et non transitoire. Une étude paramétrique est effectuée pour déterminer la longueur optimale de la fenêtre de temps de la fusion des probabilités de détection d'immobilité. Les résultats de cette analyse sont illustrés aux figures 2.16 et 2.17.

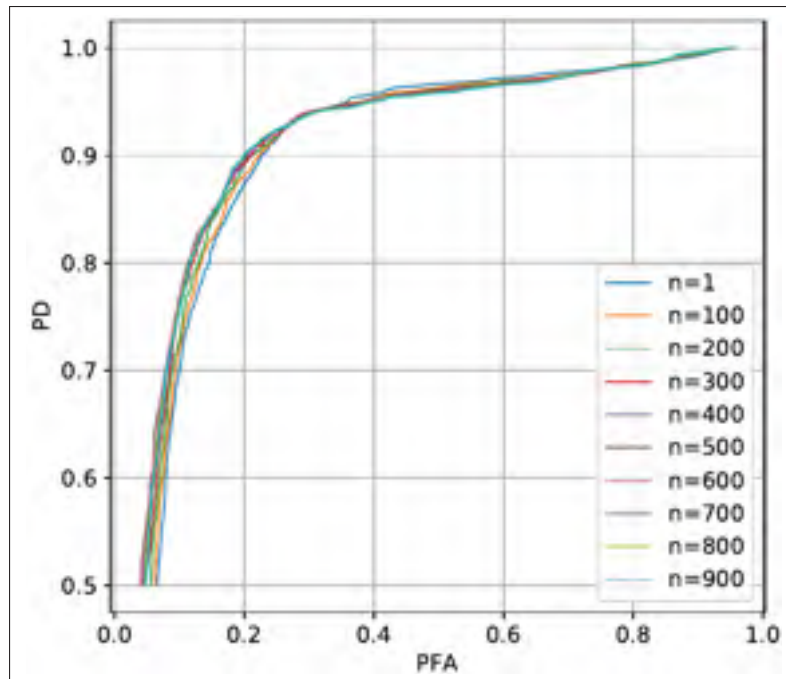


Figure 2.16 Courbes de performance de détection du signal de fusion des signaux caractéristiques de la détection de l'immobilité

Le tableau 2.8 rassemble les résultats de performances et la valeur optimale moyenne de la fenêtre de temps de fusion des probabilités de détections des signaux caractéristiques obtenues lors de la phase d'apprentissage. L'étude paramétrique des performances de détection de la fusion en fonction de différentes pour  $\tau_{1,L}$  démontre aucun gain de performance par rapport aux indices de précision et MCC obtenues uniquement avec la détection à l'aide du signal  $E_{\sigma_p}^{\min}$ . Cela s'explique soit par une fonction de fusion qui n'est pas appropriée au phénomène d'immobilité ou que les scénarios de la base de données publique *Sisfall* ne permettent pas de classifier correctement les états d'immobilité. Toutefois, la fusion reste pertinente pour assurer une robustesse de la détection en se basant sur des informations provenant de trois sources indépendantes et pour simplifier l'algorithme à un seul seuil de détection.

Les figures 2.18 et 2.19 montrent des exemples d'évaluation des probabilités de détection de l'immobilité par rapport aux signaux de données brutes de mouvements et d'orientation ainsi que le résultat de la méthode de fusion.

Le sommaire des résultats de la phase de prédiction de la méthode de validation croisée du

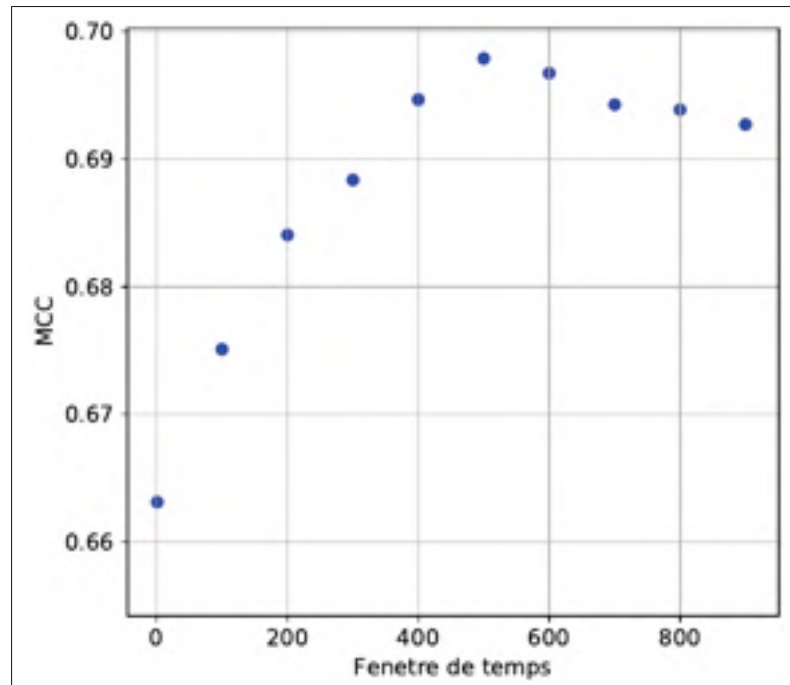


Figure 2.17 Coefficients MCC maximaux de la détection du signal de fusion des signaux caractéristiques de l'immobilité en fonction de la longueur des fenêtres de temps

Tableau 2.8 Sommaire des résultats de l'étude paramétrique des longueurs de fenêtres de temps optimales de fusion des signaux caractéristiques pour la détection d'immobilité

$\tau_{1,i}$ (éch.)	MCC	Précision	$P_D$	$P_{FA}$	Seuil optimal( $\gamma_1$ )
$530 \pm 67$	$0,6979 \pm 0,0034$	$0,8541 \pm 0,0029$	$0,832 \pm 0,020$	$0,131 \pm 0,017$	$0,038 \pm 0,014$

tableau 2.9 indique une forte concordance des résultats de détection sur les segments indépendants par rapport aux résultats de la phase d'apprentissage du tableau 2.8. Aucune comparaison n'a été effectuée par rapport aux études issues de la littérature étant donné la nature distincte du contexte de ce projet et de la base de données utilisée. Les résultats détaillés des performances

Tableau 2.9 Sommaire des résultats de prédiction de détections d'immobilité

MCC	Précision	$P_D$	$P_{FA}$
$0,690 \pm 0,026$	$0,850 \pm 0,013$	$0,828 \pm 0,033$	$0,135 \pm 0,023$

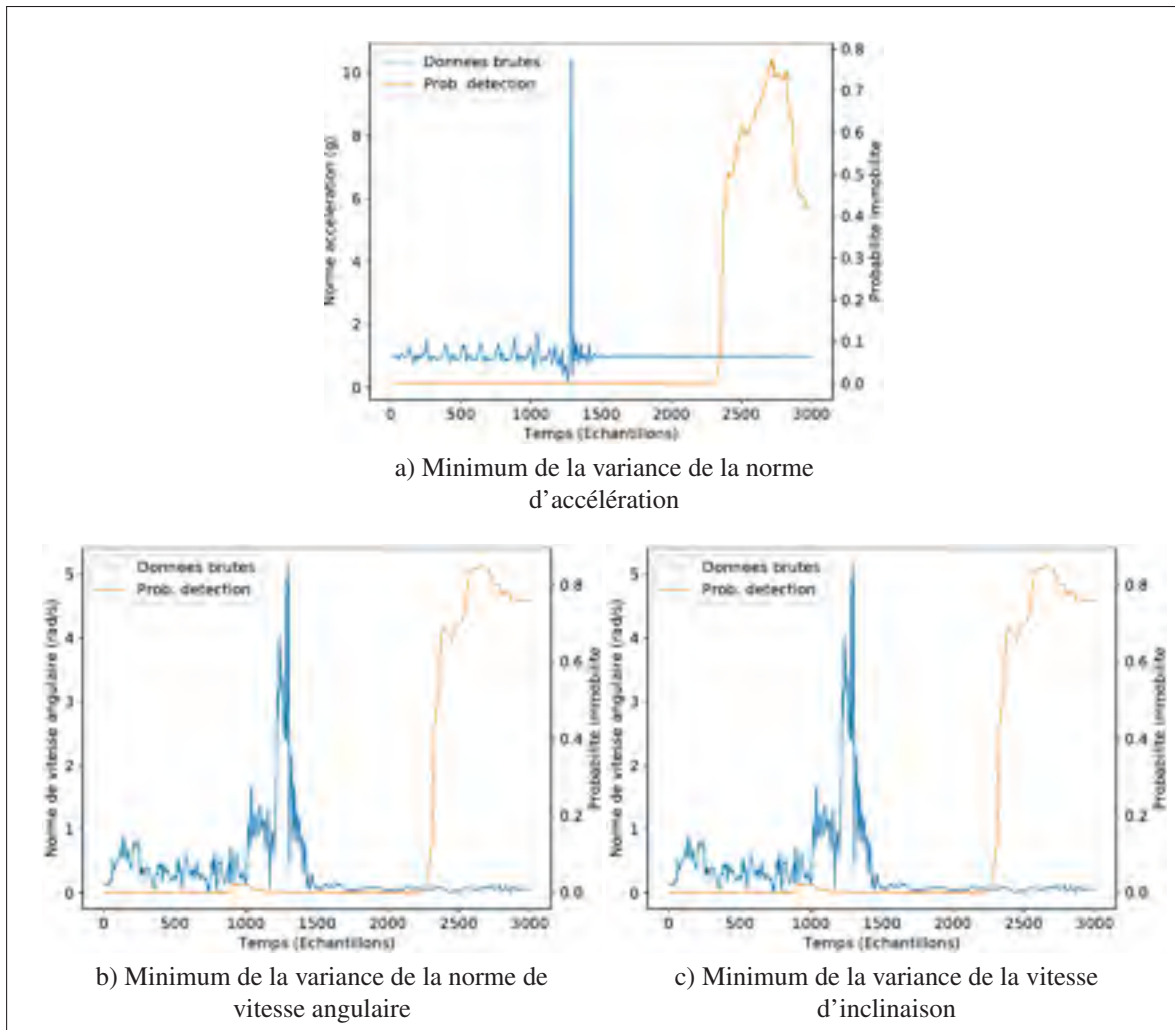


Figure 2.18 Exemple d'analyse des probabilités de détection des signaux caractéristiques de l'immobilité

et de l'estimation des paramètres de l'algorithme de détection suivant la méthodologie de validation croisée sur 10-segments pour la phase d'apprentissage et de prédiction se trouvent à l'annexe 3.



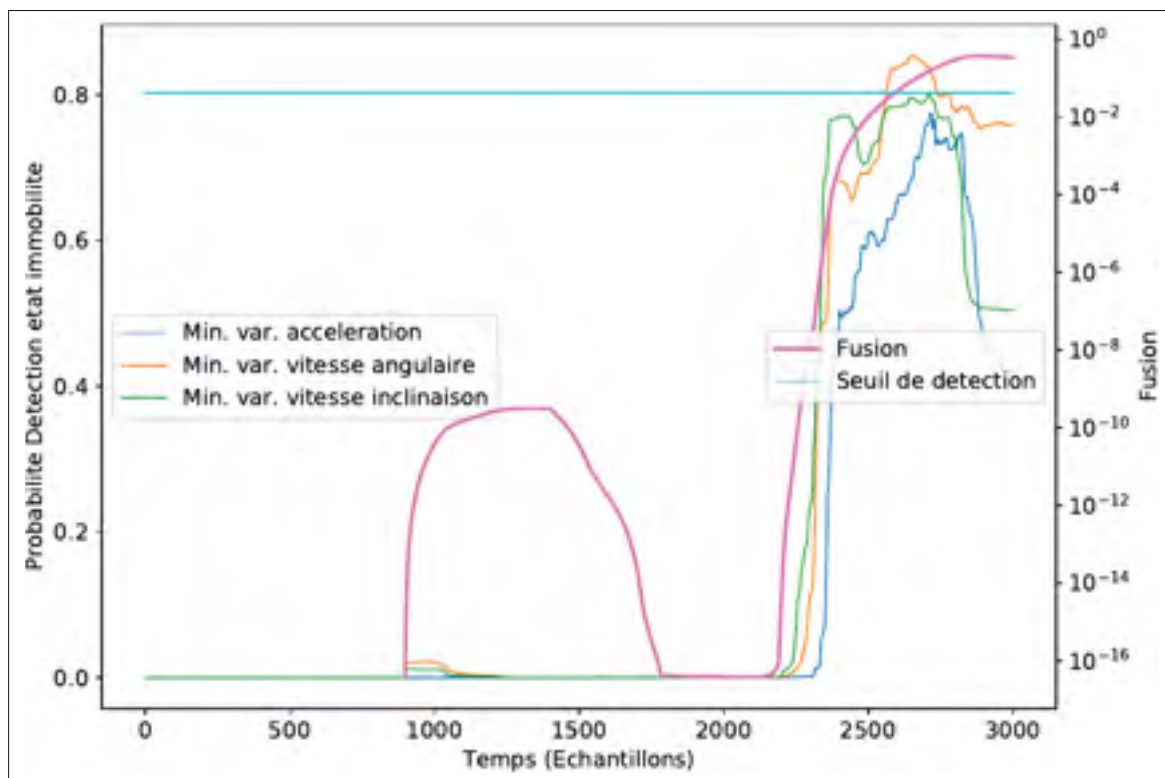


Figure 2.19 Exemple de détection du signal de fusion des signaux caractéristiques de l'immobilité

## 2.8 Détection de personnes au sol

Les données d'angle d'inclinaison du corps ont déjà été proposées dans la littérature des algorithmes de détection de chutes pour déterminer l'état final d'une chute à l'aide d'une valeur limite d'angle (Wu *et al.* (2015)). Nyan *et al.* (2008) propose aussi une méthode de détection qui prend en compte les mesures d'inclinaison du corps dans le but d'éliminer les résultats faux positifs de chutes en observant un mouvement passant de la verticale à l'horizontale ( $0^\circ$  à  $90^\circ$ ). Dans le cadre du présent projet, l'objectif diffère considérant que les situations d'homme-à-terre n'impliquent pas nécessairement de chutes. Toutefois, le principe reste semblable, soit de détecter une valeur d'angle qui définit une situation où une personne est au sol, c'est-à-dire dans une position horizontale. Certains appareils de détection de chutes ou de situations d'homme-à-terre sur le marché actuel comme le FA205S-FA de CareCaller (2018) utilisent ce principe en déclenchant une alerte lorsque l'inclinaison dépasse  $60^\circ$  durant plus de 36 secondes. Sur le

même principe, la stratégie de la détection d'état au sol proposé dans cette section consiste à observer l'inclinaison du corps obtenue par l'algorithme d'estimation de l'orientation se basant sur les mesures inertielles de l'UMI. Le développement se base aussi sur la base de données *SisFall* qui intègre des états au sol à la suite de l'exécution des scénarios de chutes par les participants. La méthodologie de détection s'inspire des sections 2.6 et 2.7, mais n'intègre ni de fusion ni de modélisation de la distribution des mesures extrêmes de signaux caractéristiques puisque la détection se base sur un seul paramètre.

L'hypothèse  $H_1$  définit le cas où une personne est au sol et l'hypothèse  $H_0$  pour toutes autres positions du corps observées.

$$\begin{aligned} H_0 &: \text{Pas au sol} \\ H_1 &: \text{Au sol} \end{aligned} \quad (2.28)$$

Les valeurs extrêmes  $\mathbf{E}_S(t, \boldsymbol{\tau}_S)$  étudiées pour la détection de l'état au sol sont constituées par un unique signal caractéristique, soit la moyenne maximale de l'angle d'inclinaison

$$\mathbf{E}_S(t, \boldsymbol{\tau}_S) = \left[ E_{\bar{\rho}}^{\max}(t, \tau_{\bar{\rho}}^{\max}) \right] = \left[ \max(\bar{\rho}[t, t + \tau_{\bar{\rho}}^{\max}]) \right] \quad (2.29)$$

où  $\boldsymbol{\tau}_S = [\tau_{\bar{\rho}}^{\max}]$  est l'unique fenêtre de temps. Les difficultés de la détection de l'état au sol se composent de la nature de possibilité de position du corps au sol à la suite d'une chute ou d'un malaise (ou autres types d'accidents) ainsi que l'effet des formes du terrain sur laquelle la personne s'étend (exemples : déniveler, infrastructures, etc.). La valeur maximale de l'angle d'inclinaison caractéristique de l'état au sol dépend de plusieurs facteurs inconnus qui peuvent altérer l'interprétation des données comme le déniveler du terrain, les infrastructures présentes, etc. La détermination du seuil de détection utilise une méthodologie allouant plus de flexibilité et de marge de manœuvre. La fonction du signal de détection de l'état au sol  $y_S(t)$  est définie simplement par

$$y_S(t) = \begin{cases} 0 & \text{si } E_{\bar{\rho}}^{\max}(t, \tau_{\bar{\rho}}^{\max}) \leq \gamma_S, \\ 1 & \text{si } E_{\bar{\rho}}^{\max}(t, \tau_{\bar{\rho}}^{\max}) > \gamma_S. \end{cases} \quad (2.30)$$

où le seuil de détection  $\gamma_S$  prends la valeur qui fixe le taux d'erreur de type II à 1% soit lorsque

$P_D=0,99$ . Les courbes de performance de la détection à la figure 2.20 montrent que les valeurs maximales de la moyenne de l'angle d'inclinaison sont plus distinctives pour les plus longues fenêtres de temps. La distribution des données maximales de l'inclinaison moyenne illustrée à la figure 2.22 à une loi de probabilité normale, mais les paramètres de la distribution ne sont pas utiles dans le cas de la stratégie de détection des personnes au sol employée. La moyenne de la distribution se situe à  $1,451\pm 0,003$  radian ( $\approx 83$  degrés) correspondant à un peu moins que la valeur espérée dans le cas d'une personne à l'horizontale (au sol), soit 90 degrés.

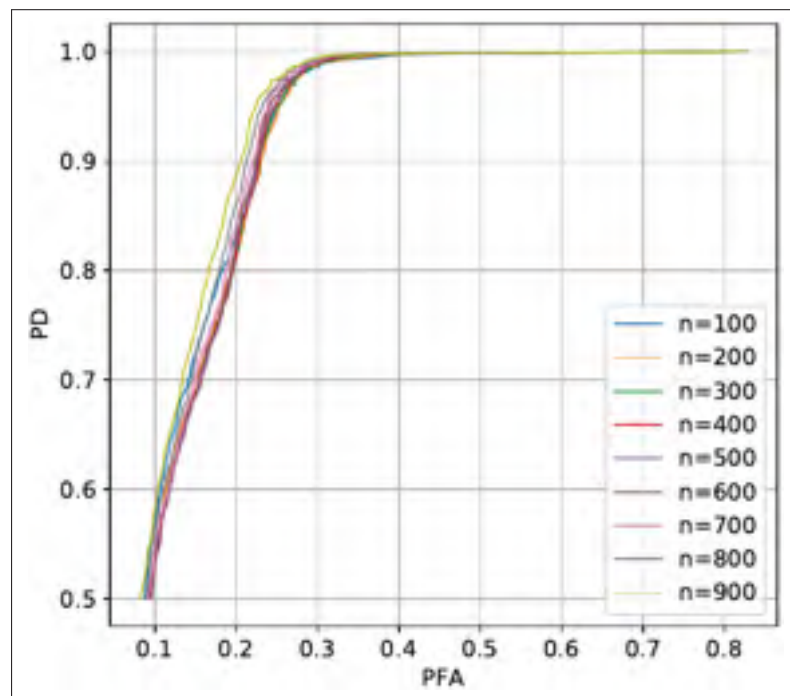


Figure 2.20 Courbes de performance de détection du maximum de la moyenne de l'angle d'inclinaison

Tableau 2.10 Sommaire des résultats de l'étude paramétrique des fenêtres de temps de détection du maximum de la moyenne de l'angle d'inclinaison

$\tau_{S,i}$ (éch.)	MCC	Précision	$P_D$	$P_{FA}$	Seuil ( $\gamma_S$ )
900	$0,6989\pm 0,0013$	$0,82646\pm 0,00089$	0,99	$0,2818\pm 0,0015$	$0,8706\pm 0,0038$ rad

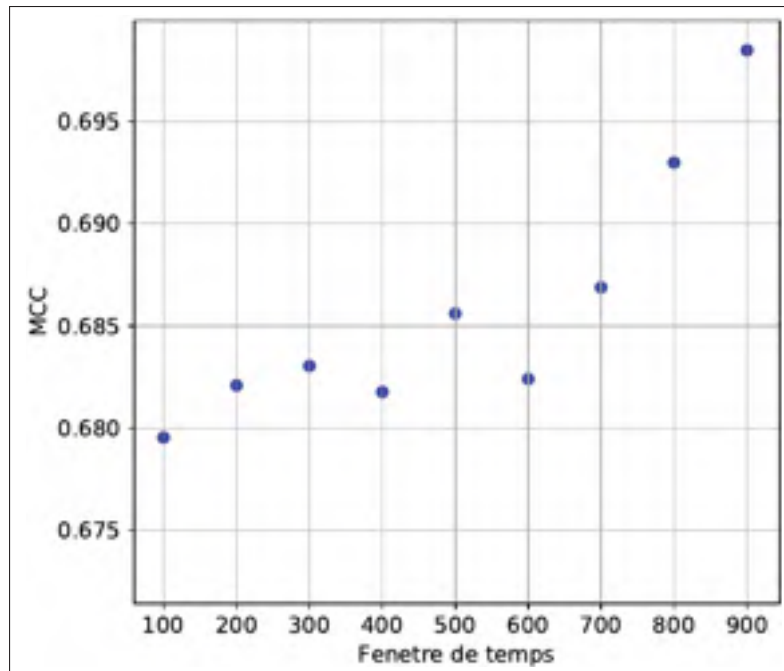


Figure 2.21 Coefficients MCC maximaux de détection du maximum de la moyenne de l'angle d'inclinaison en fonction de la longueur de la fenêtre de temps

Le seuil d'inclinaison est fixé à 0,87 radian ou environ 50 degrés qui fixe le taux de détection à 99% des cas d'état au sol à la suite des scénarios de chute de la base de données. Cette valeur de seuil est légèrement plus petite les valeurs utilisées par les méthodes de détection et par les dispositifs susmentionnés. Le tableau 2.10 montre les résultats de performance relevés lors de l'étude paramétrique qui sont prometteurs avec un coefficient MCC moyen plus élevé que pour la détection de l'immobilité. Les résultats de prédiction obtenus par la méthode de validation croisée du tableau 2.11 confirment la généralisation des performances de la méthode de détection de l'état de personnes au sol à des ensembles de données indépendants.

Le taux élevé d'erreur de détection des scénarios AVQ est normal puisque plusieurs de ces scénarios incluent des moments avec de fortes inclinaisons des participants. Ceci est un inconvénient de la stratégie visant à maximiser à un très haut niveau le taux de détection de l'état de personne au sol. Néanmoins, l'état de personne au sol est un indice essentiel de situation de

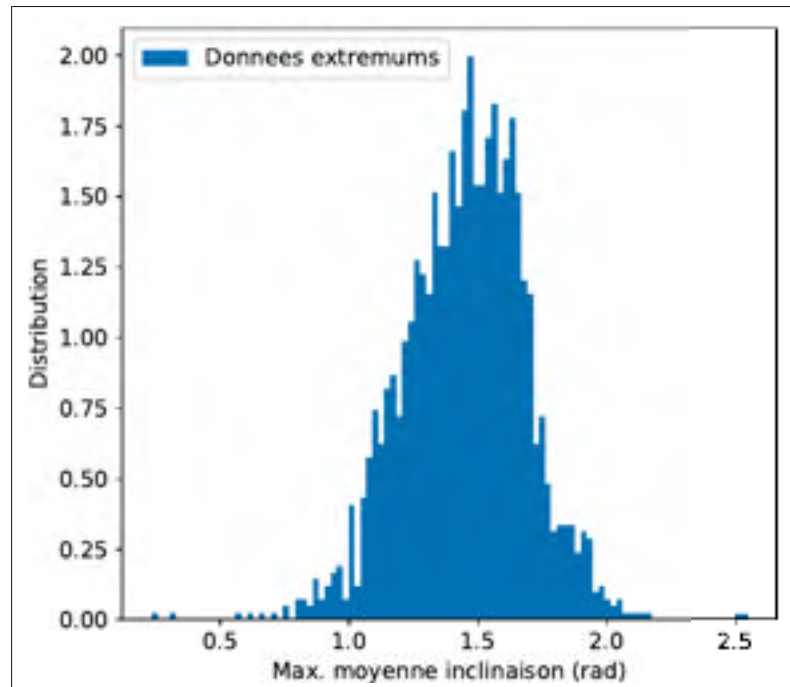


Figure 2.22 Distribution du maximum de la moyenne de l'angle d'inclinaison

danger pour un travailleur et la fusion avec les autres états critiques réduira sans doute le taux de fausses alertes.

Tableau 2.11 Sommaire des résultats de prédiction de détections d'état au sol

MCC	Précision	$P_D$	$P_{FA}$
0,6979±0,0091	0,8260±0,0051	0,9889±0,0059	0,2822±0,0074

Les résultats détaillés de détection et d'estimation de paramètres suivant la méthodologie de validation croisée sur 10-segments pour la phase d'apprentissage et de prédiction de l'algorithme de détection de personnes au sol se trouvent à l'annexe 4.

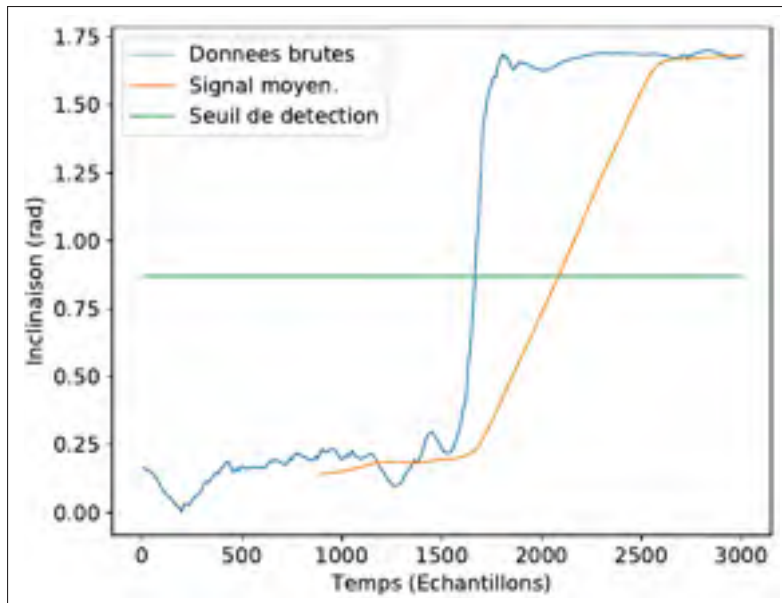


Figure 2.23 Exemple de détection du maximum de la moyenne de l'angle d'inclinaison

## 2.9 Détection de situations d'homme-à-terre

Le principal défi des méthodes et algorithmes de la littérature de détection de chutes est de limiter les sources de faux positifs, soit les mouvements de la vie quotidienne qui s'apparentent à des chutes. Abbate *et al.* (2011) regroupe ces sources principales de faux positifs en trois catégories :

- s'asseoir/se coucher rapidement sur des surfaces souples/élastiques (comme un lit ou un canapé) ;
- s'asseoir rapidement sur des surfaces moyennes/dures (comme une chaise) ;
- sauter sur le sol ;

Ces mouvements sont couramment classifiés en tant que chute et les chercheurs ont développé des stratégies de détection qui s'apparentent à la détection d'homme-à-terre. En effet, l'observation de propriétés, autres que l'événement de chute lui-même, pouvant indiquer la gravité de la situation est proposée selon différentes approches. Par exemple, Abbate *et al.* (2011) propose de vérifier le contexte d'identifier spécifiquement ces cas critiques par l'observation de patrons

particuliers des données d'accélération. Shi *et al.* (2012) propose plutôt une méthode basée sur un processus de segmentation des événements de chutes en cinq phases distinctes : normale, instable, chute libre, ajustement et immobile. Dans le contexte de ce projet, ces approches sont pertinentes, mais ne s'appliquent seulement aux situations qui impliquent une chute, ce qui discrimine certaines situations d'urgence selon la définition des situations d'homme-à-terre proposée à la section 2.2.

L'étude des situations d'homme-à-terre aborde le problème en généralisant les situations en fonction des états simples dont l'observation est indépendante. En effet, la stratégie de détection des situations d'homme-à-terre de ce projet se base sur la combinaison des signaux de détection des états critiques individuels C, I et S suivant les algorithmes précédemment démontrés aux sections 2.6, 2.7 et 2.8. La solution de généralisation de l'ensemble des situations d'homme-à-terre encourues par les travailleurs est élaborée selon la définition des états combinatoires C-I, C-S et I-S proposés à la section 2.2. La définition simple de cet ensemble se résume à l'observation d'au moins deux états pour conclure à la détection d'une situation d'homme-à-terre.

L'analyse des états est segmentée par des fenêtres de temps propres à chaque état combinatoire, optimisées par paramétrisation. L'utilisation des états combinatoires sera étudiée dans le but de démontrer que la méthodologie assure une robustesse et des performances élevées de la détection des situations d'homme-à-terre par rapport à la détection individuelle des états critiques. Les fonctions de détection des états combinatoires de l'équation 2.31 sont définies par l'opération logique «ET» des pairs de signaux de détection des états critiques individuels  $y_C(t)$ ,  $y_I(t)$  et  $y_S(t)$  obtenus à partir des algorithmes de détection respectifs.

$$\begin{aligned}
 y_{C-S}(t) &= \bigvee \{y_C[t, t + \tau_{C-S}]\} \wedge \bigvee \{y_S[t, t + \tau_{C-S}]\} \\
 y_{C-I}(t) &= \bigvee \{y_C[t, t + \tau_{C-I}]\} \wedge \bigvee \{y_I[t, t + \tau_{C-I}]\} \\
 y_{I-S}(t) &= \bigvee \{y_I[t, t + \tau_{I-S}]\} \wedge \bigvee \{y_S[t, t + \tau_{I-S}]\}
 \end{aligned}
 \tag{2.31}$$

Les variables  $\tau_{C-S}$ ,  $\tau_{C-I}$  et  $\tau_{I-S}$  représentent les longueurs de fenêtres de temps utilisées pour la

segmentation des signaux de détection des états C, I et S respective à chaque état combinatoire. Le statut de détection des états individuels est déterminé selon l'observation d'au moins une détection de l'état observé sur la plage de temps concernée. La figure 2.24 montre les résultats de l'étude paramétrique déterminant les longueurs fenêtrées de temps optimales pour la détection des différents états combinatoires. Le coefficient MCC de la détection de l'état C-S stagne à partir de 600 échantillons, tandis que la détection de l'état C-I augmente drastiquement à partir d'une longueur de 900-1000 échantillons. L'état I-S qui est le seul état combinatoire a fusionné deux états qui coïncident dans le temps, tire moins profit de l'utilisation d'une fenêtre de temps pour la détection par rapport aux états C-I et C-S qui fusionnent des états individuels qui se produisent séquentiellement.

Les valeurs optimales moyennes des fenêtrées de temps et les résultats de performances obtenues lors de la phase d'apprentissage de la détection des états combinatoires sont présentés au tableau 2.12. L'état C-S a de loin le meilleur potentiel de détection des situations d'homme-à-terre avec une précision dépassant 98% lors de la phase d'apprentissage. Les taux de détection des états combinatoires sont légèrement moindres que pour la détection individuelle des états critiques concernés. Toutefois, les taux de fausses alertes sont réduits à de très faibles niveaux, soit tous largement en dessous des 1% d'erreurs. Cette caractéristique de la fusion est primordiale pour la réduction des effets néfastes (pertes de temps, pertes de confiance et les coûts) engendrés par les fausses alertes des systèmes de détection, dont le nombre élevé est la principale cause du déploiement peu significatif des appareils de détection dans la pratique gériatrique et les domaines industriels (Iguar *et al.* (2013)).

Tableau 2.12 Sommaire des résultats de l'étude paramétrique des fenêtrées de temps optimales des détections d'états combinatoires

États	$\tau_i$ (éch.)	MCC	Précision	$P_D$	$P_{FA}$
C-S	960±232	0,9627±0,0030	0,9819±0,0014	0,9565±0,0038	0,00115±0,00054
C-I	1500	0,833±0,016	0,9171±0,0084	0,798±0,021	0,00394±0,00065
I-S	770±48	0,848±0,014	0,9249±0,0074	0,821±0,020	0,0062±0,0012



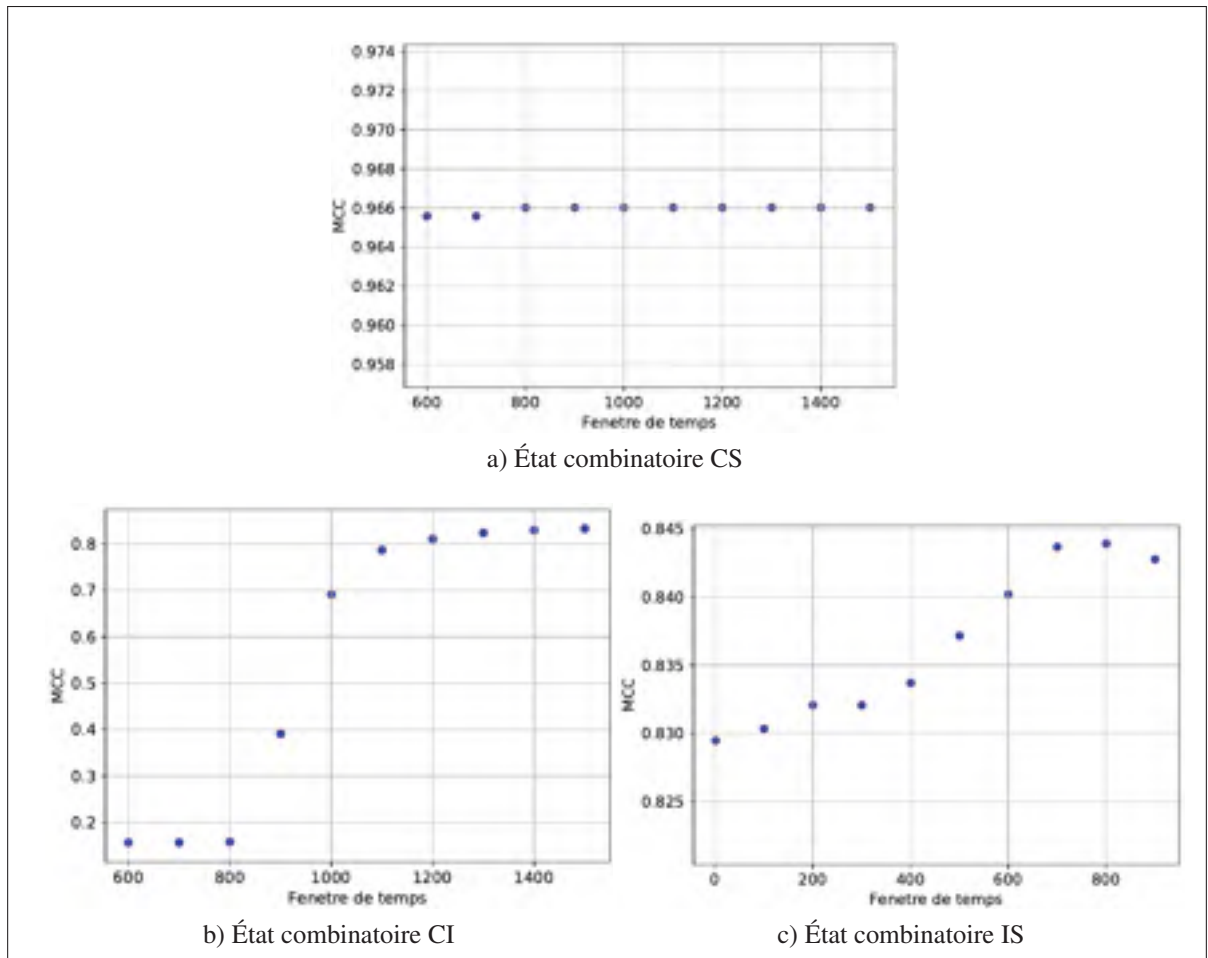


Figure 2.24 Coefficients MCC maximaux des détections d'états combinatoires en fonction des fenêtres de temps

Une fois les méthodes de détection des états combinatoires optimisées, il est possible de tester la prédiction des situations d'homme-à-terre en considérant sa définition en tant que disjonction inclusive des états combinatoires, soit la région de l'ensemble  $(C \cap I) \cup (C \cap S) \cup (I \cap S)$ . L'expression de l'équation 2.32 exprime la logique de prise de décision de cette définition en fonction des signaux de détection des états combinatoires.

$$y_{\text{HaT}}(t) = y_{C-S}(t) \vee y_{C-I}(t) \vee y_{I-S}(t) \quad (2.32)$$

Le tableau 2.13 rassemble les résultats de prédiction des algorithmes de détection des états combinatoires et de la solution finale de détection de situation d'homme-à-terre. Premièrement,

les résultats de prédiction des états C-S, C-I et I-S sur dix segments indépendants de la base de données confirment la généralisation de la méthodologie avec des performances analogues en tous points à la phase d'apprentissage. Deuxièmement, les résultats de prédiction des situations d'homme-à-terre sont impressionnants avec un indice précision et un taux de détection à plus de 99% ainsi qu'un taux de fausses alertes de 1,1%.

Tableau 2.13 Sommaire des résultats de prédiction des détections d'états combinatoires et de situations d'homme-à-terre

États	MCC	Précision	$P_D$	$P_{FA}$
C-S	0,962±0,012	0,9814±0,0060	0,955±0,016	0,0011±0,0018
C-I	0,830±0,026	0,915±0,013	0,794±0,031	0,0037±0,0042
I-S	0,843±0,029	0,922±0,015	0,815±0,034	0,0066±0,0059
Homme-à-terre	0,9825±0,0080	0,9909±0,0037	0,9944±0,0037	0,0107±0,0053

La méthodologie de détection des états combinatoires permet alors effectivement de restreindre le taux de fausses alertes, tandis que la méthodologie de fusion des situations d'homme-à-terre maximise le taux de détection. En effet, la quasi-totalité des situations d'homme-à-terre des scénarios de la base de données a été détectée par l'un ou l'autre des états combinatoires, confirmant les fondements de la stratégie de détection proposée lors de ce projet. De plus, les résultats confirment que le taux de fausses alertes de situations d'homme-à-terre est la somme des faibles taux de fausses alertes générés par la détection des états combinatoires.

Les résultats détaillés de la détection et de l'estimation de paramètres suivant la méthodologie de validation croisée par 10-segments de la phase d'apprentissage et de prédiction des algorithmes de détection des états combinatoires et des situations d'homme-à-terre se trouvent à l'annexe 5.

## 2.10 Conclusion

Le présent chapitre a premièrement énoncé une définition globale des situations d'homme-à-terre et des propriétés essentielles qui ont été retenues lors pour cette étude. Ces propriétés sont trois états distincts, soit l'état de chute, l'état d'immobilité et l'état de personne au sol, et permettent de décrire l'ensemble des situations d'urgences d'un travailleur qui nécessitent une assistance immédiate. En effet, la stratégie de détection établie en fonction de cette définition se base sur le principe que les situations d'homme-à-terre se décrivent selon l'observation d'une combinaison d'au moins deux des trois états critiques. Pour ce faire, des algorithmes de détection pour chacun des états critiques ont été développés selon une caractérisation des phénomènes observés à l'aide des mesures de mouvement et d'orientation. La stratégie de détection a été validée à l'aide d'une base de données de scénarios de chutes et d'activité de la vie quotidienne. Les résultats révèlent que la simple stratégie des états combinatoires permet de réduire grandement le taux de fausses alertes (1,1%) dans le cas des AVQ et d'améliorer grandement le taux de détection des situations d'homme-à-terre (99%) par rapport à la détection des états individuels.



## CHAPITRE 3

### MISE EN APPLICATION DE LA PLATEFORME INERTIELLE INTRA-AURICULAIRE

Ce chapitre vise principalement à appliquer les algorithmes de détection avec la plateforme intra-auriculaire du CRITIAS en milieu contrôlé. Un protocole de tests physiques sera proposé spécifiquement pour simuler les manœuvres des travailleurs ciblés par ce projet de détection de situations d'homme-à-terre. Les résultats permettront ainsi de valider le comportement de détection des états critiques avec le prototype de bouchon intra-auriculaire. Étant donné la nature de la base de données *SisFall* qui cible plus particulièrement les scénarios de chutes, les tests physiques du protocole permettront de reconfirmer les mérites de la stratégie de détection dans un cadre différent.

#### 3.1 Introduction

Les algorithmes de détection menant à la prédiction des situations d'homme-à-terre à l'aide des mesures inertielles et d'orientation ont été développés et validés à partir d'un grand nombre de scénarios de chutes et d'AVQ de la base de données *SisFall*. Deux inconvénients à l'utilisation de la base de données de Sucerquia *et al.* (2017) sont retenus par rapport au contexte d'application de ce projet. Premièrement, la position de la plateforme inertielle au niveau de la taille alors que la plateforme inertielle intégrée au bouchon numérique du CRITIAS mesure les mouvements de la tête. La détection utilisant les mesures au niveau de la tête constitue un plus grand défi puisque les mouvements de la tête sont plus complexes que les mouvements de la taille. Deuxièmement, le protocole cible plus spécifiquement les chutes et les scénarios AVQ réalisés ne représentent pas les activités typiques des travailleurs des domaines susceptibles de subir des accidents en milieu de travail comme les pompiers ou les travailleurs de chantier. Étant donné l'absence de définition claire et d'études concernant les situations d'homme-à-terre en milieu de travail dans la littérature, il est nécessaire de mettre au point une méthodologie de validation spécifique à ces champs d'applications.

### 3.2 Protocole de tests physique

Un protocole de tests physiques formalisé est proposé afin de valider la stratégie de détection des situations d'homme-à-terre d'après la composition des trois états critiques : l'immobilité du travailleur (I), le travailleur au sol (S) et le travailleur chute (C). Les tests sont conçus dans le but d'impliquer ces états uniquement ou en combinaison tout en s'inspirant des mouvements exécutés par les travailleurs des domaines visés. Les tests impliquent aussi des scénarios qui mettent en évidence des cas extrêmes pouvant causer de fausses alertes. Le protocole de tests s'attarde davantage sur quelques mouvements d'activités de la vie quotidienne des travailleurs ainsi que sur des chutes en milieu contrôlé.

Voici la liste du matériel nécessaire à l'exécution des tests physiques :

- chaise;
- volée de marches d'escalier;
- matelas ( $\geq 0,75$  m d'épaisseur)(visible à la figure 3.3);
- bâton (1,5 m);
- ballon (diamètre de 0,30m, 10 kg)(visible à la figure 3.1);
- traîneau à poids (20 kg)(visible à la figure 3.2);



Figure 3.1 Ballon



Figure 3.2 Traîneau à poids

La figure 3.4 montre comment le prototype de bouchon numérique, incorporant l'UMI et un module *Bluetooth* pour la transmission sans-fil des données vers un ordinateur, était porté par les participants. Le bouchon intra-auriculaire a été positionné du côté droit de la tête pour tous



Figure 3.3 Matelas

les participants. Pour maintenir le bouchon en place, un ruban adhésif a été ajouté pour coller le dispositif à l'oreille. La fréquence d'échantillonnage des données inertielles de l'UMI est de 100Hz, ce qui est la moitié de la fréquence utilisée lors de l'échantillonnage de la base de données de référence *SisFall*.

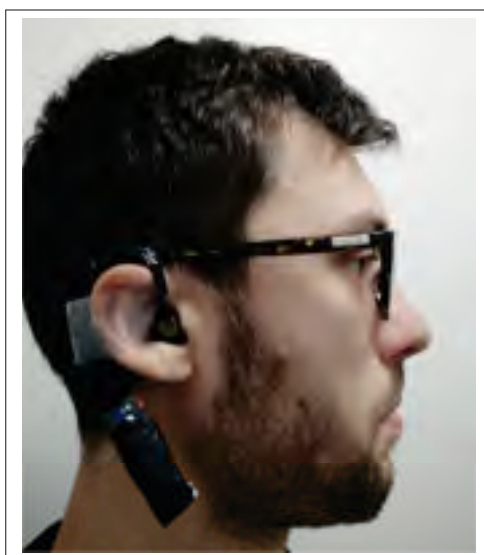


Figure 3.4 Prototype de bouchon numérique intra-auriculaire avec UMI et module Bluetooth

Le tableau 3.1 énumère et détaille les tests physiques du protocole exécutés par les participants incluant aussi une évaluation de la durée et du matériel requis. Les tests physiques reprennent des éléments ou mouvements employés par les études sur la détection de chutes de Kansiz *et al.*

Tableau 3.1 Énumération et description des tests d'évaluation

N°	Description	Durée (sec)	Chaise	Escalier	Matelas	Bâton	Ballon	Traîneau
1	Prendre un objet au sol	5					■	
2	Se pencher longuement (1 reprise)	10						
3	Se pencher à répétition (5 reprises)	10						
4	S'étendre au sol sur le dos	10			■			
5	S'étendre au sol sur le ventre	10			■			
6	S'étendre au sol sur le côté droit	10			■			
7	S'étendre au sol sur le côté gauche	10			■			
8	S'asseoir sur une chaise	10	■					
9	Rester debout	10						
10	Chuter vers l'avant	10			■			
11	Chuter vers arrière	10			■			
12	Marcher (20 mètres)	10						
13	Courir (20 mètres)	10						
14	Alternance marcher-courir (40 mètres)	20						
15	Tousser fortement	5						
16	Monter, descendre un escalier (10 marches)	10		■				
17	Sauter sur place	5						
18	Sauter du haut d'une chaise	5	■					
19	Sauter une longueur sans élan	5						
20	Sauter une longueur avec élan	5						
21	Rouler au sol	10			■			
22	Ramper au sol	10			■			
23	Rouler un ballon en avançant	10					■	
24	Rouler un ballon en reculant	10					■	
25	Pousser un traîneau à poids	10						■
26	Bûcher à deux mains	5			■	■		
27	Chuter sur le côté	10			■	■		

(2013), Liu & Lockhart (2014) et Noury *et al.* (2007). De plus, puisque la solution développée est destinée aux travailleurs exécutant couramment des tâches physiques, certains tests sont inspirés de manœuvres incluses dans le test d'évaluation de la condition physique des pompiers (Service de sécurité incendie de Montréal (2016)). Toutefois, les tests ne requièrent pas de force physique particulière. Les participants volontaires, hommes ou femmes, sont admis seulement s'ils ne sont pas concernés par les trois critères d'exclusions suivants :





Figure 3.5 Exemple de chute avant



Figure 3.6 Exemple de chute arrière

- être hypersensibles au niveau du conduit auditif externe (certaines personnes supportent mal les dispositifs insérés dans le conduit de l'oreille et peuvent avoir un réflexe nauséux);
- avoir une maladie cardiovasculaire ou avoir des problèmes de motricité ou physique empêchant le participant d'exécuter les mouvements du protocole;
- avoir des troubles musculo-squelettiques ou avoir subi des blessures (à l'épaule, au poignet, au cou, etc.);

L'utilisation du matelas assure une protection adéquate aux participants lors de l'exécution des chutes et des mouvements ou positions inconfortables à faire sur une surface dure. Toutefois, les chutes comportent quand même un risque lors de l'impact, principalement pour la tête et le cou du participant. Afin de réduire les impacts et les mouvements à risques pour les parties supérieures du corps, la méthode utilisée pour amortir la chute avant consiste à taper au sol lors de l'impact, inspirée des techniques au judo (Figure 3.5). La tête ne rentre donc pas fortement en contact avec le matelas, ce qui protège le visage et le cou de blessures potentielles. Seul le

test no.27 consistant à chuter sur le côté a été retiré du protocole au cours du projet puisque les mesures de sécurité pour assurer l'intégrité physique des volontaires ont été jugées insuffisantes par le comité éthique de l'École de technologie supérieure (CÉR).

Le protocole de tests et les procédures entourant la participation des volontaires ont été révisés et acceptés sans condition par le CÉR (Figure III-1 de l'Annexe 1). Des photos seront prises du montage expérimental ainsi que des vidéos de l'exécution des tests par le participant afin de documenter le protocole de tests et l'environnement. L'utilisation du contenu, de manière anonyme, est entreprise seulement à la suite de l'obtention de l'autorisation des participants dans un formulaire d'information et de consentement.

### 3.3 Résultats du protocole

Trois participants volontaires (trois hommes entre 21 et 25 ans) ont exécuté les scénarios du protocole de tests physiques pour un total de 129 enregistrements. Lors de l'exécution des tests du protocole, certains problèmes mécaniques du prototype de bouchon numérique intra-auriculaire ont fait avorter la participation de quelques participants d'où le nombre peu élevé de participants ayant complété le protocole. Malgré l'assemblage d'un nouveau prototype, mieux adapté aux mouvements des tests physiques, un problème de transmission entre le dispositif et l'ordinateur utilisé pour l'enregistrement des données a créé des complications. En effet, une perte de connexion se produisant après quelques secondes du début de la transmission de données limitait le temps disponible pour exécuter les scénarios du protocole. L'impact majeur de cet inconvénient fut la courte période d'enregistrement disponible affectant, entre autres, les tests de chutes où la phase post-impact (au sol et immobile) n'a pu être enregistrée correctement, les réduisant à de très courtes périodes en comparaison aux enregistrements de la base de données publique *SisFall*. Ce problème empêche la détection adéquate des états d'immobilité, de personne au sol ainsi que la fusion des états considérant les longues fenêtres de temps utilisées pour la segmentation des données (au maximum 7,5 secondes). En conséquence, les longueurs de fenêtres de temps ont été redéfinies arbitrairement à des valeurs réduites qui assurent un fonctionnement minimal des algorithmes de détection. Puisque la fréquence d'échan-

tillonnage des données inertielles est différente dans le cas de la plateforme intra-auriculaire, soit la moitié de la fréquence d'échantillonnage des données que lors du développement des algorithmes au Chapitre 2, l'ordre de grandeur des longueurs de fenêtre de temps est divisée par deux (200Hz/100Hz). Le tableau 3.2 regroupe l'ensemble des nouvelles définitions de longueurs de fenêtres de temps employées par les algorithmes de prédiction des états. Les résultats

Tableau 3.2 Longueurs de fenêtres de temps utilisés pour les algorithmes de détection dans le contexte du protocole (Nombre d'échantillons)

$\tau_A^{min}$	$\tau_A^{max}$	$\tau_W^{max}$	$\tau_{\rho}^{max}$	$\tau_{C,L}$	$\tau_{\sigma_A^2}^{min}$	$\tau_{\sigma_W^2}^{min}$	$\tau_{\sigma_{\rho}^2}^{min}$	$\tau_{I,L}$	$\tau_{\bar{\rho}}^{max}$	$\tau_{C-S}$	$\tau_{C-I}$	$\tau_{I-S}$
70	12	40	20	100	100	100	100	100	100	400	400	400

exhaustifs de détection des différents états de chute (C), d'immobilité (I), de personne au sol (S) ainsi que les états combinatoires C-S, C-I, I-S et de situations d'homme-à-terre (HàT), sont présentés au tableau 3.3.

Le premier constat concernant les résultats des tests préliminaires de détection est qu'il y a eu de nombreux états d'immobilité détectés lors de tests qui n'en prévoyaient pas. Cela se justifie premièrement par les fenêtres de temps plus courtes utilisées dans ce contexte et qui allouent la détection des moments d'immobilité des participants lors de la phase initiale des tests. La démonstration qu'une taille minimale des fenêtres de temps est nécessaire pour limiter la détection de faux positifs est corroborée par ces tests préliminaires. Puis, le recadrage des enregistrements de données sur les données d'intérêts des tests respectifs aurait peut-être aussi résolu cette situation, mais les enregistrements auraient été raccourcis une fois de plus. Toutefois, une meilleure stratégie en ce sens devra être mise en place pour les études futures. De plus, le développement d'un prototype mieux adapté aux conditions des tests physiques et employant une technologie de transmission fiable constituerait un gain majeur pour la qualité et le processus d'enregistrement des données de ce protocole.

Les résultats de détection des tests physiques simulant des situations d'homme-à-terre en intégrant deux ou trois états critiques sont résumés à la travers la figure 3.7.

Tableau 3.3 Énumération et description des tests d'évaluation

N°	Description	Nbr. exécution	C	I	S	C-S	C-I	I-S	HàT
1	Prendre un objet au sol	3	0	1	0	0	0	0	0
2	Se pencher longuement (1 reprise)	5	0	2	5	0	0	2	2
3	Se pencher à répétition (5 reprises)	3	0	1	3	0	0	0	0
4	S'étendre au sol sur le dos	3	0	3	3	0	0	3	3
5	S'étendre au sol sur le ventre	4	0	4	2	0	0	2	2
6	S'étendre au sol sur le côté droit	2	0	1	2	0	0	1	1
7	S'étendre au sol sur le côté gauche	4	0	4	4	0	0	4	4
8	S'asseoir sur une chaise	5	0	3	0	0	0	0	0
9	Rester debout	3	0	2	0	0	0	0	0
10	Chuter vers l'avant	12	9	10	8	7	9	7	9
11	Chuter sur les fesses	12	11	9	10	10	9	8	11
12	Marcher (20 mètres)	5	0	0	0	0	0	0	0
13	Courir (20 mètres)	6	0	1	0	0	0	0	0
14	Alternance marcher-courir (40 mètres)	2	0	1	0	0	0	0	0
15	Tousser fortement	5	0	0	0	0	0	0	0
16	Monter, descendre un escalier (10 marches)	6	0	1	0	0	0	0	0
17	Sauter sur place	6	1	3	0	0	0	0	0
18	Sauter du haut d'une chaise	6	0	1	0	0	0	0	0
19	Sauter une longueur sans élan	5	2	2	0	0	0	0	0
20	Sauter une longueur avec élan	6	1	0	0	0	0	0	0
21	Rouler au sol	4	0	0	4	0	0	0	0
22	Ramper au sol	4	0	1	1	0	0	0	0
23	Rouler un ballon en avançant	4	0	0	2	0	0	0	0
24	Rouler un ballon en reculant	3	0	0	2	0	0	0	0
25	Pousser un traîneau à poids	5	0	2	0	0	0	0	0
26	Bûcher à deux mains	6	2	2	0	0	0	0	0

En ce qui concerne les résultats de détection de chutes, même si la plateforme inertielle était disposée différemment par rapport à la phase d'apprentissage avec la base de données *SisFall*, 20 scénarios de chutes sur un total de 24 ont été correctement détectés par l'algorithme. Ces résultats confirment que la flexibilité de la méthodologie de détection utilisée pour la détection de chute quant à la position de la plateforme inertielle.

Les six mauvaises prédictions de chutes relevées lors des tests physiques concernent des tests qui intègrent des sauts (no.17-20) ou des mouvements à haute vitesse (no.26). La détection d'états au sol a été affectée principalement par la longueur de la fenêtre de temps pour l'analyse de l'angle d'inclinaison ou des erreurs de direction aux participants à propos du protocole.

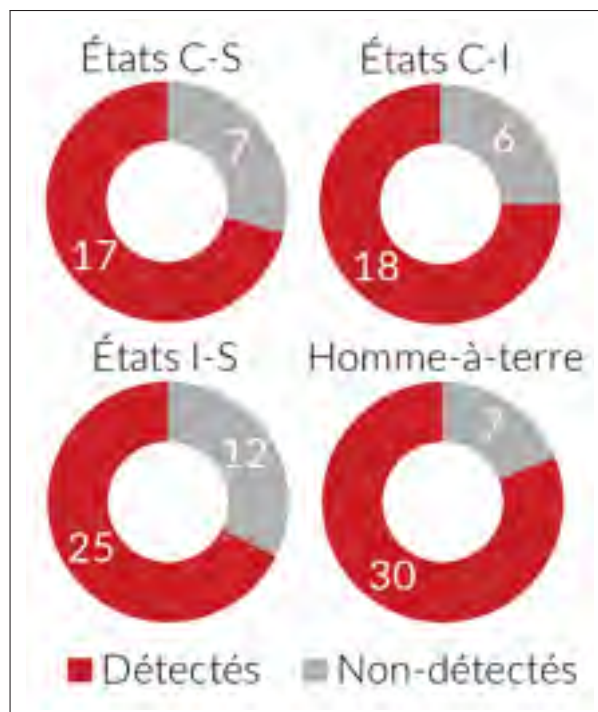


Figure 3.7 Résultats de détection pour les tests de situations d'homme-à-terre

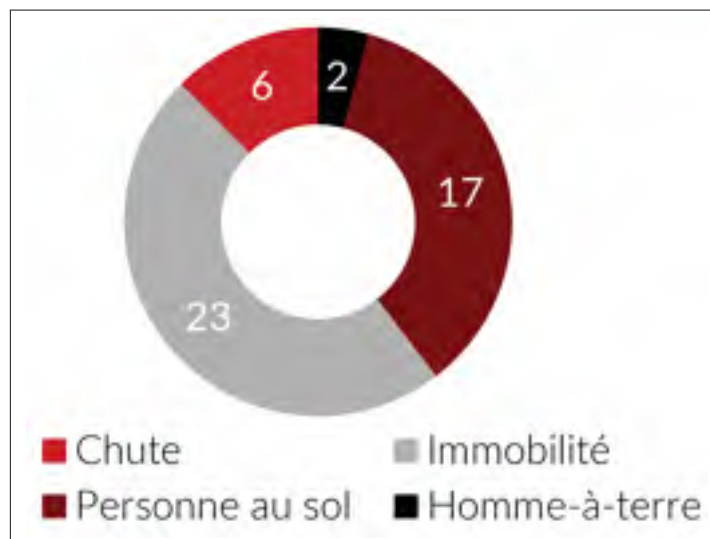


Figure 3.8 Résultats de détection pour les tests d'activités normales de travailleurs

En effet, certains tests de chutes n'intégraient pas assez de données à la suite de l'impact pour permettre à l'algorithme de détecter correctement les situations de personnes au sol. Puis, quatre scénarios de chutes (no.10-11) n'incluaient pas de positions au sol selon la définition de ce projet à cause du redressement instantané du participant à la suite de la chute. Ce constat impacte aussi la détection d'immobilité dans le cas de ces scénarios de chutes. Les autres détections de personnes au sol se sont produites dans le cas de tests incluant des positions horizontales (no.4-7,21) ou des mouvements au niveau du sol (no.2-3,24).

L'état d'immobilité est l'état critique qui a été le plus détecté lors des 92 tests physiques qui s'inspirent des activités normales des travailleurs, pour un total de 23 détections. Dans la plupart des cas, cela n'a eu aucun effet sur les performances de la détection de situations d'homme-à-terre. Toutefois, il est important de noter que ces détections ont été causées par les pauses des participants en attente de commencer le test en question. Cette erreur méthodologique aurait pu facilement être réglée par un recadrage des enregistrements pour garder seulement la phase du test physique. Néanmoins, une période d'observation de l'immobilité plus grande comme proposée au précédent chapitre aurait probablement éliminé ce phénomène en majorité.

L'analyse de la détection des états combinatoires et des situations d'homme-à-terre indique une bonne performance globale en les classifiant correctement à 81,1%. Plus précisément, les scénarios incluant les trois états critiques (no.10-11) ont été classifiés à 83,3% (20 sur 24) en tant que situation d'homme-à-terre même si les conditions ne permettaient pas une détection optimale de l'immobilité et de l'état au sol. Tandis que la proportion de scénarios d'immobilité au sol (no.4-7) détecté correctement en tant que situations d'homme-à-terre est de 76,9% (10 sur 13). Au total, seulement deux erreurs de détection de situations d'homme-à-terre ont été constatées pour des scénarios qui ne le sont pas, soit deux scénarios no.2 sur les cinq exécutions. La nature de ces scénarios porte en effet à confusion avec un état I-S puisque les participants se penchent vers le sol durant quelques secondes. En considérant l'ensemble des scénarios n'étant pas de la classe des situations d'homme-à-terre, soit des 92 tests physiques représentant des activités normales des travailleurs ne simulant pas une situation dangereuse, ces deux erreurs de détection de situations d'homme-à-terre constituent un faible taux de fausses

alertes de 2,2%. En effet, les résultats résumés à la figure 3.8) démontrent que la logique de détection permet de réduire les conditions de fausses alertes de situations d'homme-à-terre par rapport à la détection individuelle des états critiques.

Ces résultats de tests préliminaires de la stratégie de détection de situations d'homme-à-terre confirment alors l'efficacité de la stratégie de détection à classer correctement les situations d'homme-à-terre ainsi qu'éliminer les fausses alertes. De plus, la détection des états de chutes, d'immobilité et de personne au sol a été validée par la mise en application des algorithmes avec la plateforme inertielle intra-auriculaire.





## CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

### 3.4 Conclusion

Le projet de détection de situations d'homme-à-terre à l'aide d'un prototype de bouchon numérique ARP2 du CRITIAS intégrant une plateforme inertielle constitue une étape supplémentaire dans la longue liste de recherche en santé et sécurité au travail qui cible la réduction des lésions professionnelles qui est un des enjeux de l'industrie et de la société. L'avancement des technologies d'unité de mesure inertielle de type MEMS à bas coût, très compacte et peu énergivore a créé une nouvelle ère pour les applications nécessitant le suivi du mouvement et de l'orientation d'objet, comme pour les drones ou les technologies portables. La solution proposée dans ce projet cherche à mettre à profit les avantages de cette technologie pour le suivi des situations d'urgences des travailleurs industriels qui sont à risques de subir des chutes, des problèmes de santé ou des accidents de travail dans des contextes où l'appel automatique des secours par l'entremise d'un dispositif est essentiel à la prévention des décès et de la prise en charge rapide de blessés. Ce type de système est essentiel pour la santé et sécurité au travail de ces travailleurs, la fiabilité, la performance et l'ergonomie offertes le sont toutes autant. Le concept de détecteur de situations d'homme-à-terre développé au cours de ce projet a répondu à tous ces critères en plus d'avoir un potentiel d'application complémentaire intéressant pour le domaine de la sécurité et santé au travail.

Premièrement, l'objectif de l'implémentation d'une méthode de suivi des mouvements et de l'orientation de la plateforme inertielle fiable et versatile a été concluant. La robustesse et fiabilité des mesures inertielles ont été assurées par des méthodes de calibration des capteurs et de l'estimation des sources d'erreurs nécessitant très peu d'équipements tout en étant très efficaces. Un algorithme d'estimation de l'orientation par la méthode du gradient optimisé basé sur une représentation par quaternions a été testé en profondeur lors de ce projet afin d'évaluer ces performances et les paramètres optimaux. Les tests effectués sur une base de données de

référence montrent des erreurs moyennes d'estimation de l'angle de tangage  $\phi$  de  $1,36^\circ$  et de  $1,70^\circ$  pour le roulis  $\theta$ , en plus de fournir une compensation dynamique des biais de mesures du gyroscope en cours d'utilisation de la solution.

Ensuite, l'objectif de développer les connaissances quant à la caractérisation et la méthodologie de détection des situations d'homme-à-terre était au cœur de ce projet. La simplicité de l'approche proposée provient de la généralisation des événements variés à la source des situations de dangers encourues par les travailleurs selon l'observation de trois états distincts, soit l'état d'immobilité (I), l'état de chute (C) et l'état au sol (S). La pertinence de cette définition et de la fusion de la détection de ces trois observations a été démontrée à l'aide d'une vaste base de données publique *SisFall* de scénario de chutes et d'AVQ. La performance individuelle des algorithmes de détection des états a été validée en atteignant une précision de 97% pour la détection de chutes, de 85% pour l'immobilité et de 82% pour les personnes au sol. L'algorithme de fusion de la détection des états critiques, qui constitue la principale contribution à la stratégie de décision de la détection de situations d'homme-à-terre, atteint un taux de détection élevé de 99,4% ainsi qu'un faible taux de fausses alertes de 1,1%.

Finalement, la mise en application de la méthodologie de détection à l'aide de la plateforme inertielle intra-auriculaire a été validée à partir d'un protocole de tests physiques proposé spécifiquement pour représenter certaines activités des travailleurs des domaines industriels à risques d'accidents de travail ainsi que des scénarios de situations d'homme-à-terre en milieu contrôlé et sécuritaire. Les résultats de tests préliminaires avec trois sujets volontaires à permis de conclure au bien-fondé de la stratégie de détection et de l'utilisation du suivi des mouvements et de l'orientation de la tête à l'aide d'un bouchon numérique intra-auriculaire. L'analyse de la détection des états critiques individuels et des états combinatoires décrivant les situations d'homme-à-terre indique une bonne performance globale et une capacité à éliminer les conditions de fausses alertes. Les résultats préliminaires de l'exécution du protocole

de tests physique montrent que malgré des problèmes techniques qui a dégradé la qualité des enregistrements de données inertielles, les algorithmes de détection sont efficaces, flexibles et présentent un faible taux de fausses alertes de 2,2% de détection de situations d'homme-à-terre.

Bien que le projet vise spécifiquement l'application de détection de situations d'homme-à-terre en milieu industriel, le concept de détection des situations d'homme-à-terre définies selon les trois critères combinatoires des états de chutes, d'immobilité et de personnes au sol peut très bien s'appliquer à d'autres applications telles que la détection d'état de détresse des personnes âgées en situation d'isolement. Comme mentionné en introduction, ce projet s'inspire entre autres des nombreuses études de chutes de personnes âgées, qui est une problématique à plus grandes échelles puisque la population âgée a une plus grande propension à vivre de manière solitaire et est plus vulnérable. Cela engendre des risques élevés pour la santé et la vie de ces personnes en cas de chutes ou de malaises. Considérant le déploiement à grande échelle des prothèses auditives pour compenser la surdité des personnes âgées, il serait possible d'y intégrer directement la solution de détection de situation d'homme-à-terre à l'aide d'une plateforme intra-auriculaire développée lors de ce projet.

### **3.5 Recommandations**

Un plus grand échantillonnage et un protocole de tests physiques bonifié incluant plusieurs scénarios de chutes et diverses situations d'homme-à-terres supplémentaires permettraient d'améliorer les performances et la qualité des algorithmes de détection spécifiquement pour le bouchon numérique intra-auriculaire. Ce protocole de tests constitue une première étape prometteuse dans l'approfondissement de la recherche dans le domaine de la détection de situations d'urgence en milieux de travail à l'aide d'une plateforme inertielle intra-auriculaire. De plus, à des fins d'optimisation, des méthodes plus complexes d'apprentissage machine telle que les réseaux de neurones pourront être appliqués au concept de la stratégie de détection proposé dans ce projet. Toutefois, tel que mentionné par Igual *et al.* (2013), un des problèmes majeurs dans

la recherche de détection de chutes, et dans ce cas-ci les situations d'hommes-à-terre, est l'utilisation de base de données se basant sur des simulations de scénarios et le peu d'information disponible quant à l'application en contexte réel.

L'utilisation d'une unité de mesure inertielle intégrant en plus un magnétomètre 3 axes permettrait d'avoir des informations nécessaires à l'estimation adéquate de l'orientation dans l'espace, soit la mesure fiable des trois angles d'Euler. L'intégration au présent projet serait sans grand défi puisque l'implémentation des données de flux magnétique à l'algorithme d'estimation de l'orientation est déjà proposée par Madgwick *et al.* (2011). Toutefois, quelques difficultés sont quand même à prévoir avec l'utilisation d'un magnétomètre en milieu industriel puisque les données peuvent être altérées par des flux magnétiques parasites qui faussent les données d'orientation (Singh *et al.* (2013)). Néanmoins, il existe des techniques pour compenser les perturbations du champ magnétique, comme la méthode proposée par Roetenberg *et al.* (2005) qui a été seulement testée selon des conditions contrôlées et limitées, et peut néanmoins être sensible à plusieurs facteurs environnementaux. Malgré les défis liés à l'utilisation des magnétomètres, l'effort d'un tel ajout ouvrirait la porte à plusieurs applications supplémentaires pour la plateforme inertielle intra-auriculaire du CRITIAS.

Le concept de bouchon numérique intégrant une plateforme inertielle pourrait aussi être bonifié par l'utilisation d'un deuxième appareil pour l'autre oreille afin d'ajouter une redondance des données. Le suivi des signes vitaux des travailleurs est aussi une option qui a été proposée dans la littérature pour l'évaluation précoce des problèmes de santé des travailleurs et la chaire CRITIAS est, dans ce sens, déjà en développement de méthodes acoustiques de lecture des signes vitaux s'intégrant aux bouchons numériques intra-auriculaires.

Finalement, le bouchon numérique intégrant une plateforme inertielle est un atout majeur pour la recherche en santé et sécurité au travail en constituant un outil métrologique idéal à l'acquisition de données en milieu de travail réel et ainsi collecter des informations variées (chutes,

mouvements répétitifs, accélérations, vibrations, etc.). Cela bonifie les capacités de diagnostic des problèmes courants dans les environnements de travail et d'améliorer certaines solutions de prévention dans l'optique de réduction des risques mécaniques et physiques encourus par les travailleurs. Les bouchons numériques instrumentalisés pourraient constituer une sorte de «boite noire» enregistrant les informations pertinentes à la compréhension des causes d'un accident ou autres événements, sur le même principe que les dispositifs à bord des avions.



## ANNEXE I

### ESTIMATION DE L'ORIENTATION ET DES MESURES DE MOUVEMENTS

#### 1. Optimisation et validation

Tableau-A I-1 Erreurs RMS d'estimation des angles pour les fichiers de référence avec mouvements et rotations de faibles intensités

Nom de fichier	Erreur RMS $\phi$	Erreur RMS $\theta$
RepoIMU/TStick/TStick_Test02_Trial1.csv	1,37°	0,81°
RepoIMU/TStick/TStick_Test02_Trial2.csv	1,43°	0,84°
RepoIMU/TStick/TStick_Test03_Trial1.csv	1,37°	0,85°
RepoIMU/TStick/TStick_Test03_Trial2.csv	1,32°	0,95°
RepoIMU/TStick/TStick_Test03_Trial3.csv	1,43°	0,76°
RepoIMU/TStick/TStick_Test04_Trial1.csv	2,10°	1,21°
RepoIMU/TStick/TStick_Test04_Trial2.csv	1,96°	1,26°
RepoIMU/TStick/TStick_Test04_Trial3.csv	2,07°	1,22°
RepoIMU/TStick/TStick_Test11_Trial1.csv	1,91°	1,25°
RepoIMU/TStick/TStick_Test11_Trial2.csv	1,82°	1,15°
RepoIMU/TStick/TStick_Test11_Trial3.csv	1,86°	1,17°

Tableau-A I-2 Erreurs RMS d'estimation des angles pour les fichiers de référence avec mouvements et rotations de hautes intensités

Nom de fichier	Erreur RMS $\phi$	Erreur RMS $\theta$
RepoIMU/TStick/TStick_Test05_Trial1.csv	1,79°	1,81°
RepoIMU/TStick/TStick_Test05_Trial2.csv	1,76°	1,95°
RepoIMU/TStick/TStick_Test05_Trial3.csv	1,75°	1,63°
RepoIMU/TStick/TStick_Test06_Trial1.csv	1,67°	1,66°
RepoIMU/TStick/TStick_Test06_Trial2.csv	1,92°	1,79°
RepoIMU/TStick/TStick_Test07_Trial1.csv	2,07°	1,23°
RepoIMU/TStick/TStick_Test07_Trial2.csv	1,72°	1,47°
RepoIMU/TStick/TStick_Test07_Trial3.csv	2,09°	0,90°

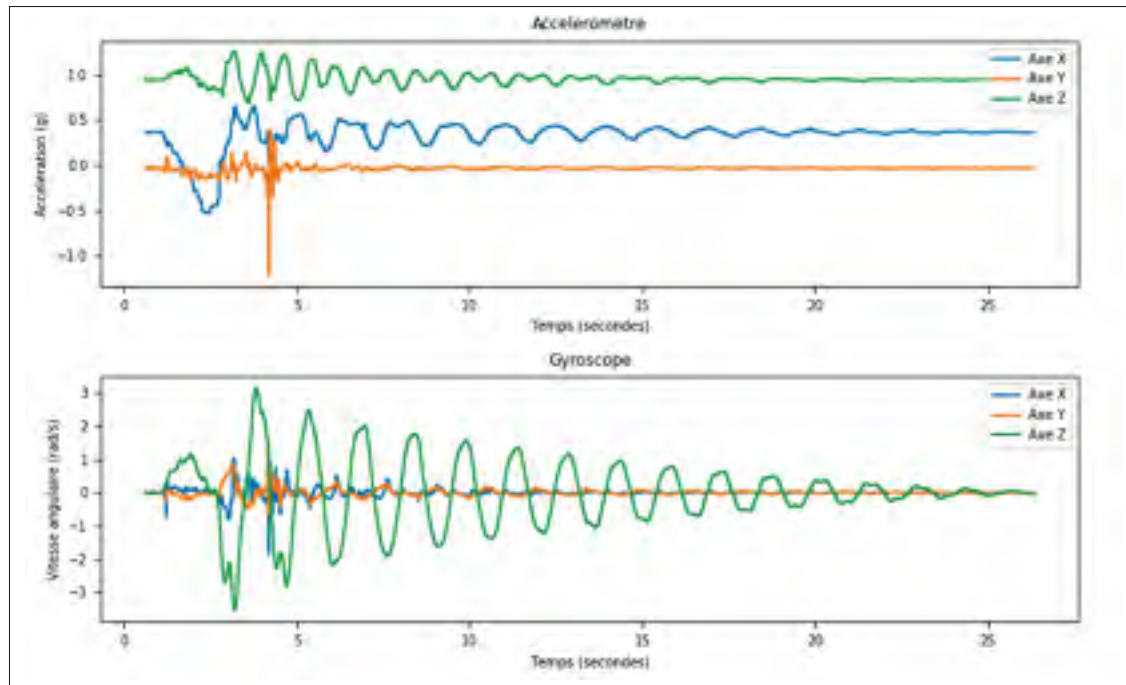


Figure-A I-1 Donnée de l'UMI pour l'exemple de divergence de l'estimation des angles<sup>1</sup>

1. Fichier source utilisé de la base de données *RepoIMU* :RepoIMU/Pendulum/Pendulum\_Test03\_Trial1\_Segment\_2.csv



## ANNEXE II

### ALGORITHMES DE DÉTECTION

#### 1. Base de données *SisFall*

Tableau-A II-1 Énumération et description des tests d'activités de vie quotidienne

Code	Description	Répétitions	Durée (sec)
D01	Marcher lentement	1	100
D02	Marcher rapidement	1	100
D03	Courir lentement	1	100
D04	Courir rapidement	1	100
D05	Monter et descendre des escaliers lentement	5	25
D06	Monter et descendre des escaliers rapidement	5	25
D07	Sur une chaise de moyenne hauteur, s'asseoir lentement, attendre un moment et se relever lentement	5	12
D08	Sur une chaise de moyenne hauteur, s'asseoir rapidement, attendre un moment et se relever rapidement	5	12
D09	Sur une chaise de basse hauteur, s'asseoir lentement, attendre un moment et se relever lentement	5	12
D10	Sur une chaise de basse hauteur, s'asseoir rapidement, attendre un moment et se relever rapidement	5	12
D11	Rester assis, essayer de se lever, mais retomber sur la chaise	5	12
D12	Rester assis, s'allonger lentement sur le côté, attendre un moment et se rasseoir	5	12
D13	Rester assis, s'allonger rapidement sur le côté, attendre un moment et se rasseoir	5	12
D14	Sur le dos, se tourner sur un côté, attendre un moment et se remettre sur le dos	5	12
D15	Debout, se pencher lentement en pliant les genoux et se relever	5	12
D16	Debout, se pencher lentement sans plier les genoux et se relever	5	12
D17	Debout, entrer dans une voiture, rester assis puis sortir	5	25
D18	Trébucher en marchant	5	12
D19	Sauter doucement sans tomber (en essayant d'atteindre un objet haut)	5	12

Tableau-A II-2 Énumération et description des tests de chutes

Code	Description	Répétitions	Durée (sec)
F01	Marcher et tomber vers l'avant en glissant	5	15
F02	Marcher et tomber vers l'arrière en glissant	5	15
F03	Marcher et tomber sur le côté en glissant	5	15
F04	Marcher et tomber vers l'avant en trébuchant	5	15
F05	Courir et tomber vers l'avant en trébuchant	5	15
F06	Marcher et tomber sur le côté par évanouissement	5	15
F07	Marcher et tomber par évanouissement avec amortissement par l'utilisation des mains sur une table	5	15
F08	Tomber vers l'avant en essayant de se lever	5	15
F09	Tomber sur le côté en essayant de se lever	5	15
F10	Tomber vers l'avant en essayant de s'asseoir	5	15
F11	Tomber vers l'arrière en essayant de s'asseoir	5	15
F12	Tomber sur le côté en essayant de s'asseoir	5	15
F13	D'une position assise, tomber vers l'avant par évanouissement	5	15
F14	D'une position assise, tomber vers l'arrière par évanouissement	5	15
F15	D'une position assise, tomber sur le côté par évanouissement	5	15

2. Détection de chutes

Tableau-A II-3 Résultats d'apprentissage de la détection de la moyenne minimale de la norme d'accélération selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	n	seuil	roc	précision	pd	pla	a	b
1	150	0.66513	0.58595	0.79148	0.87674	0.12854	0.83679	0.06815
2	150	0.87326	0.56136	0.79121	0.71187	0.15571	0.88678	0.06934
3	140	0.86646	0.56204	0.79148	0.71323	0.15653	0.81617	0.07291
4	140	0.86576	0.56305	0.79219	0.71508	0.15489	0.81369	0.07309
5	140	0.86576	0.56344	0.79223	0.71201	0.15489	0.81407	0.07309
6	140	0.86070	0.56514	0.79230	0.72021	0.16379	0.81401	0.07342
7	150	0.87326	0.56536	0.79330	0.71508	0.15511	0.88966	0.06851
8	140	0.84811	0.56836	0.79581	0.58232	0.12885	0.81468	0.07256
9	140	0.84789	0.56337	0.79363	0.57034	0.12934	0.81003	0.07280
10	140	0.86576	0.56256	0.79192	0.71165	0.15479	0.81489	0.07343
moyenne	145	0.85802	0.56403	0.79283	0.70088	0.14797	0.82088	0.07109
écart-type	10	0.00897	0.00218	0.00138	0.01832	0.01405	0.01045	0.00330

Tableau-A II-4 Résultats d'apprentissage de la détection de la moyenne maximale de la norme d'accélération selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	n	seuil	roc	précision	pd	pla	a	b
1	30	1.66402	0.74477	0.80300	0.95950	0.13615	2.95726	0.09050
2	30	1.69400	0.74061	0.80723	0.96303	0.10980	2.94258	0.09030
3	20	2.20140	0.73758	0.80042	0.93440	0.17214	3.09400	0.09117
4	25	2.69000	0.74642	0.80005	0.93943	0.17730	2.79480	0.09047
5	25	2.00000	0.74855	0.80950	0.94252	0.17972	2.79875	0.09040
6	25	2.04751	0.74779	0.80900	0.94232	0.17658	2.79945	0.09036
7	20	2.29000	0.74603	0.80654	0.93444	0.17957	3.09230	0.09155
8	25	2.00000	0.74602	0.80856	0.94252	0.18065	2.81220	0.09070
9	25	2.04751	0.73778	0.80746	0.95060	0.18780	2.80480	0.09075
10	25	2.09000	0.74740	0.80624	0.94132	0.17954	2.79701	0.09022
moyenne	25	2.07046	0.74702	0.80642	0.94452	0.18000	2.80733	0.09054
écart-type	3	0.13698	0.00107	0.00156	0.00744	0.00739	0.17903	0.00454

Tableau-A II-5 Résultats d'apprentissage de la détection de la moyenne maximale de la norme de vitesse angulaire selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	n	seuil	roc	précision	pd	pla	a	b
1	80	2.48000	0.79854	0.90104	0.93028	0.09940	3.44898	0.02062
2	80	2.46000	0.80156	0.90474	0.89431	0.09915	3.45725	0.02054
3	80	2.46000	0.79888	0.90153	0.89122	0.09162	3.45095	0.02019
4	80	2.46000	0.79955	0.90354	0.89628	0.09976	3.43709	0.02034
5	80	2.48000	0.79900	0.90300	0.91038	0.10723	3.43038	0.02043
6	80	2.48000	0.79920	0.90259	0.88813	0.09113	3.44033	0.02087
7	80	2.46000	0.79925	0.90085	0.90111	0.10094	3.30694	0.02161
8	80	2.46000	0.80000	0.90210	0.91533	0.10889	3.45084	0.02084
9	80	2.46000	0.79982	0.90392	0.89129	0.09280	3.45702	0.02075
10	80	2.46000	0.79900	0.90027	0.88758	0.09132	3.45371	0.02036
moyenne	81	2.46004	0.79951	0.90110	0.89519	0.09948	3.43581	0.02037
écart-type	3	0.05800	0.00081	0.00135	0.01028	0.00716	0.04400	0.00287

Tableau-A II-6 Résultats d'apprentissage de la détection de la moyenne maximale de la vitesse d'inclinaison selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	n	seuil	rcc	précision	pd	p'a	u	t
1	50	1.70700	0.75930	0.90325	0.97824	0.06012	2.60169	0.77561
2	50	1.66703	0.75792	0.90275	0.99323	0.06020	2.60077	0.70777
3	50	1.66923	0.80100	0.90424	0.99913	0.06005	2.69523	0.78140
4	50	1.69409	0.80159	0.90474	0.99319	0.06054	2.61100	0.77014
5	50	1.70405	0.80194	0.90499	0.97940	0.07000	2.60506	0.77203
6	50	1.66703	0.75187	0.89965	0.99257	0.06067	2.59528	0.78899
7	50	1.66703	0.76993	0.89969	0.99257	0.06067	2.59070	0.78001
8	50	1.66703	0.75335	0.89937	0.99313	0.06051	2.60371	0.78477
9	50	1.67038	0.75743	0.89218	0.99920	0.06006	2.60898	0.78289
10	50	1.68165	0.75813	0.89372	0.97967	0.06044	2.60873	0.78679
moyenne	50	1.68181	0.75723	0.89253	0.99351	0.06064	2.60389	0.78158
écart-type	0	0.01823	0.00418	0.00213	0.00402	0.00487	0.00595	0.00513

Tableau-A II-7 Résultats d'apprentissage de la détection de la fusion des probabilités de détection de chutes selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	n	seuil	rcc	précision	pd	p'a
1	300	0.02424	0.94906	0.97557	0.95048	0.01972
2	300	0.02770	0.94646	0.97433	0.95539	0.01972
3	250	0.02474	0.94928	0.97537	0.95003	0.01906
4	250	0.02906	0.94970	0.96540	0.95106	0.02506
5	350	0.02196	0.94774	0.97456	0.97342	0.02465
6	350	0.02898	0.94700	0.97459	0.95801	0.01970
7	300	0.02576	0.95006	0.97606	0.95601	0.01723
8	350	0.02655	0.94708	0.97566	0.95750	0.02063
9	250	0.02481	0.94065	0.97167	0.95541	0.02253
10	250	0.01969	0.94563	0.97390	0.97035	0.02075
moyenne	245	0.02527	0.94540	0.97337	0.95928	0.02147
écart-type	44	0.00307	0.00176	0.00094	0.00380	0.00051

Tableau-A II-8 Résultats de la prédiction de chutes selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	précision	rcc	pd	p'a
1	0.99026	0.818975	0.99389	0.02564
2	0.97572	0.819215	0.95111	0.01465
3	0.99247	0.92151	0.94444	0.02564
4	0.98234	0.96310	0.97222	0.01089
5	0.99689	0.93125	0.99667	0.02257
6	0.97783	0.95350	0.97778	0.02214
7	0.97556	0.94504	0.99667	0.01552
8	0.98999	0.96526	0.98889	0.02599
9	0.98427	0.96747	0.98333	0.01880
10	0.96396	0.92122	0.96331	0.06019
moyenne	0.97315	0.94407	0.98008	0.02218
écart-type	0.00900	0.01006	0.01687	0.00676

### 3. Détection d'immobilité

Tableau-A II-9 Résultats d'apprentissage de la détection de la variance minimale de la norme d'accélération selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	n	seuil	mrc	precision	pd	pta	u	b
1	900	-4.47172	0.62431	0.81343	0.83745	0.20756	-4.87648	0.27500
2	900	-4.42953	0.62593	0.81120	0.85105	0.21528	-4.87629	0.27485
3	900	-4.42705	0.62729	0.81219	0.86723	0.21779	-4.88287	0.28893
4	900	-4.46527	0.61528	0.81023	0.83560	0.20565	-4.87632	0.28029
5	900	-4.36188	0.62551	0.80800	0.87515	0.23603	-4.88078	0.27236
6	900	-4.42765	0.62945	0.81327	0.86847	0.21673	-4.88205	0.27153
7	900	-4.30188	0.62399	0.80800	0.87494	0.23507	-4.88235	0.27035
8	900	-4.42884	0.61951	0.80854	0.85105	0.21953	-4.87887	0.27732
9	900	-4.46776	0.62360	0.81207	0.83632	0.20401	-4.87711	0.28127
10	900	-4.42953	0.62080	0.80981	0.85114	0.21828	-4.87595	0.28014
moyenne	900	-4.42705	0.62391	0.81093	0.85280	0.21705	-4.87902	0.27531
écart-type	0	0.05991	0.06282	0.00150	0.01428	0.01126	0.06022	0.00457

Tableau-A II-10 Résultats d'apprentissage de la détection de la variance minimale de la norme de vitesse angulaire selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	n	seuil	mrc	precision	pd	pta	u	b
1	900	-3.05895	0.84933	0.81713	0.88123	0.25555	-3.86019	0.58271
2	900	-3.06522	0.84958	0.81023	0.88915	0.25555	-3.85478	0.58140
3	900	-3.06843	0.84884	0.81318	0.91347	0.26349	-3.87779	0.58840
4	900	-3.06429	0.84954	0.81023	0.88953	0.25514	-3.85709	0.58748
5	900	-3.06429	0.84850	0.81219	0.91409	0.26555	-3.88018	0.58730
6	900	-3.06522	0.84874	0.81278	0.91224	0.25328	-3.86928	0.58641
7	900	-3.06429	0.84868	0.81438	0.91523	0.25298	-3.86747	0.58506
8	900	-3.06429	0.84858	0.81011	0.91180	0.25687	-3.86537	0.58543
9	900	-3.06522	0.84854	0.81158	0.90820	0.25598	-3.86134	0.58557
10	900	-3.06948	0.84834	0.81501	0.88141	0.25758	-3.86897	0.58570
moyenne	900	-3.06197	0.84885	0.81273	0.90528	0.25895	-3.86729	0.58588
écart-type	0	0.01371	0.00227	0.00247	0.01295	0.01185	0.00883	0.00942

Tableau-A II-11 Résultats d'apprentissage de la détection de la variance minimale de la vitesse d'inclinaison selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	n	seuil	mrc	precision	pd	pta	u	b
1	900	-3.14979	0.73895	0.87266	0.88158	0.11997	-3.88047	0.78713
2	900	-3.15231	0.73535	0.87167	0.88218	0.12202	-3.88888	0.77913
3	900	-3.14979	0.73288	0.87068	0.88047	0.12129	-3.88009	0.77445
4	900	-3.15231	0.73441	0.87167	0.88723	0.11979	-3.88392	0.77177
5	900	-3.14979	0.73309	0.87068	0.88158	0.12325	-3.87082	0.77341
6	900	-3.15231	0.74008	0.87420	0.88403	0.11905	-3.88595	0.75787
7	900	-3.15231	0.73394	0.87127	0.88909	0.12084	-3.88648	0.77435
8	400	-3.15018	0.73842	0.88288	0.88723	0.12342	-3.88780	0.78039
9	900	-3.15231	0.73733	0.87335	0.88055	0.11717	-3.88495	0.77498
10	900	-3.14743	0.73528	0.87140	0.88729	0.12572	-3.87405	0.77187
moyenne	900	-3.15036	0.73479	0.87160	0.88071	0.12117	-3.87206	0.77199
écart-type	0	0.00227	0.00913	0.00154	0.00322	0.00281	0.00729	0.00599

Tableau-A II-12 Résultats d'apprentissage de la détection de la fusion des probabilités de détection d'immobilité selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	n	seuil	rcc	précision	pd	pta
1	500	0.04233	0.69824	0.85489	0.82509	0.12531
2	500	0.04256	0.69905	0.85513	0.82633	0.12572
3	700	0.04433	0.69515	0.84724	0.88628	0.17872
4	500	0.04782	0.69029	0.85539	0.81644	0.11973
5	500	0.04594	0.69525	0.85415	0.82015	0.12325
6	500	0.03873	0.70457	0.85792	0.82842	0.12315
7	500	0.04270	0.70102	0.85569	0.82027	0.12782
8	500	0.04812	0.69154	0.85172	0.81853	0.12880
9	500	0.04281	0.69611	0.85483	0.82828	0.12782
10	600	0.02927	0.69715	0.85373	0.82808	0.13341
moyenne	550	0.03788	0.69792	0.85439	0.82178	0.13110
écart-type	67	0.01380	0.03344	0.00287	0.01888	0.01718

Tableau-A II-13 Résultats de la prédiction d'immobilité selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	précision	rcc	pc	pta
1	0.85210	0.69437	0.83008	0.13819
2	0.84760	0.69440	0.82776	0.13819
3	0.84106	0.69494	0.83066	0.13046
4	0.84547	0.69198	0.83066	0.15016
5	0.85972	0.70501	0.82222	0.11722
6	0.82149	0.64694	0.77222	0.12915
7	0.84000	0.69600	0.79444	0.12966
8	0.87770	0.74674	0.86111	0.11111
9	0.85169	0.69217	0.82122	0.12762
10	0.85360	0.69502	0.81000	0.11096
moyenne	0.84996	0.68977	0.82757	0.13610
écart-type	0.01265	0.02691	0.06279	0.02278

#### 4. Détection de personnes au sol

Tableau-A II-14 Résultats d'apprentissage de la détection de personne au sol selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	n	seuil	rcc	précision	pd	pta	rccy
1	300	0.87445	0.70005	0.82725	0.8994932	0.28061	1.45312
2	300	0.86359	0.69062	0.82020	0.8994932	0.28225	1.45253
3	300	0.86059	0.69719	0.82527	0.8994932	0.28389	1.44953
4	300	0.87114	0.69790	0.82577	0.8994932	0.28507	1.44042
5	300	0.87114	0.69028	0.82001	0.8994932	0.28200	1.45023
6	300	0.87445	0.70018	0.82733	0.8994932	0.28066	1.45838
7	300	0.87114	0.69909	0.82713	0.8994932	0.28067	1.45043
8	300	0.87445	0.69852	0.82666	0.8994932	0.28106	1.44822
9	300	0.87445	0.70055	0.82758	0.8994932	0.27960	1.44875
10	400	0.86668	0.69701	0.82517	0.8994932	0.28376	1.44752
moyenne	300	0.87062	0.69882	0.82646	0.8994932	0.28182	1.45073
écart-type	0	0.00588	0.01129	0.00098	0.0000027	0.00140	0.00260

Tableau-A II-15 Résultats de la prédiction de personne au sol selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	précision	roc	pd	pfk
1	0.82340	0.59146	0.98883	0.28205
2	0.82661	0.70276	1.00000	0.28639
3	0.83223	0.70904	0.99444	0.27473
4	0.83002	0.70379	0.99009	0.27473
5	0.82791	0.70005	0.98889	0.27839
6	0.82262	0.69006	0.98333	0.26413
7	0.81779	0.69002	0.98009	0.26030
8	0.82087	0.69533	0.98333	0.27770
9	0.82022	0.69506	0.98334	0.26947
10	0.83333	0.71142	0.99441	0.27647
moyenne	0.82597	0.69792	0.98608	0.26224
écart-type	0.00508	0.00913	0.00686	0.00741

## 5. Détection de situations d'homme-à-terre

Tableau-A II-16 Résultats d'apprentissage de la détection des états combinatoires CS selon la méthode de validation croisée par 10-segments

segment	n	précision	roc	pd	pfk
1	1300	0.98249	0.96375	0.96859	0.00164
2	900	0.98139	0.96072	0.96488	0.00164
3	900	0.98346	0.96382	0.96983	0.00082
4	900	0.98001	0.96379	0.96058	0.00041
5	900	0.98470	0.96826	0.96292	0.00082
6	900	0.88175	0.96230	0.96550	0.00082
7	900	0.98126	0.96124	0.96550	0.00164
8	1200	0.88027	0.96820	0.96178	0.00082
9	1300	0.98177	0.96234	0.96853	0.00082
10	900	0.98276	0.96429	0.96885	0.00205
moyenne	900	0.98195	0.96209	0.96649	0.00115
écart-type	232	0.00145	0.00295	0.00081	0.00054

Tableau-A II-17 Résultats de la prédiction des états combinatoires CS selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	précision	roc	pd	pfk
1	0.96909	0.83881	0.92222	0.00000
2	0.96455	0.88803	0.88111	0.00000
3	0.97572	0.85001	0.93009	0.00000
4	0.96455	0.88803	0.88111	0.00000
5	0.96023	0.85075	0.85558	0.00288
6	0.96004	0.85063	0.85558	0.00288
7	0.96222	0.86338	0.85558	0.00000
8	0.96999	0.87888	0.87778	0.00000
9	0.96376	0.87889	0.87207	0.00000
10	0.97973	0.85849	0.84972	0.00000
moyenne	0.96237	0.86155	0.85496	0.00111
écart-type	0.00697	0.01219	0.01500	0.00170



Tableau-A II-18 Résultats d'apprentissage de la détection des états combinatoires CI selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	n	precision	roc	pd	pla
1	1500	0.91510	0.82943	0.79295	0.00370
2	1500	0.91412	0.82740	0.79110	0.00411
3	1500	0.93904	0.87599	0.85475	0.00498
4	1500	0.90696	0.81227	0.77441	0.00498
5	1500	0.91584	0.83097	0.79491	0.00370
6	1500	0.91737	0.83403	0.79729	0.00297
7	1500	0.91714	0.83345	0.79729	0.00320
8	1500	0.91147	0.82220	0.78490	0.00410
9	1500	0.91453	0.82922	0.79123	0.00399
10	1500	0.91923	0.83722	0.80358	0.00410
moyenne	1500	0.91700	0.83321	0.79917	0.00394
écart-type	0	0.00844	0.01809	0.02144	0.00065

Tableau-A II-19 Résultats de la prédiction des états combinatoires CS selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	precision	roc	pd	pla
1	0.93949	0.91702	0.79333	0.00733
2	0.91932	0.90844	0.79444	0.00000
3	0.92715	0.95188	0.92778	0.00733
4	0.92484	0.94920	0.91111	0.00000
5	0.93728	0.91195	0.79333	0.01099
6	0.99579	0.79079	0.75000	0.00733
7	0.93337	0.91433	0.78667	0.00000
8	0.94000	0.97905	0.95000	0.00000
9	0.91910	0.93772	0.93447	0.00375
10	0.93541	0.91291	0.78535	0.00000
moyenne	0.91542	0.93010	0.79365	0.00368
écart-type	0.01299	0.02593	0.03057	0.00424

Tableau-A II-20 Résultats d'apprentissage de la détection des états combinatoires IS selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	n	precision	roc	pd	pla
1	900	0.92351	0.84329	0.81459	0.00575
2	900	0.92900	0.84425	0.81502	0.00575
3	700	0.94497	0.88096	0.87639	0.00945
4	900	0.91930	0.83701	0.80655	0.00575
5	900	0.92103	0.84050	0.81026	0.00534
6	900	0.92378	0.84553	0.81891	0.00557
7	700	0.92908	0.84829	0.82015	0.00538
8	900	0.91901	0.83734	0.80842	0.00557
9	900	0.92389	0.84590	0.81779	0.00574
10	700	0.92637	0.85065	0.82458	0.00614
moyenne	770	0.9246	0.8480	0.8215	0.0062
écart-type	48	0.0074	0.0144	0.0201	0.0012

Tableau-A II-21 Résultats de la prédiction des états combinatoires IS selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	précision	mcc	pd	pla
1	0.92494	0.84733	0.82222	0.00733
2	0.92053	0.85622	0.82778	0.00832
3	0.95143	0.90125	0.87778	0.00000
4	0.92494	0.84733	0.82222	0.00733
5	0.90611	0.82902	0.80666	0.00099
6	0.90244	0.80624	0.75556	0.00000
7	0.90444	0.80666	0.77778	0.00111
8	0.94000	0.87815	0.85000	0.00000
9	0.90910	0.83665	0.81000	0.00752
10	0.90892	0.83752	0.80447	0.00377
moyenne	0.92229	0.84273	0.81594	0.00004
écart-type	0.01473	0.02920	0.03420	0.00594

Tableau-A II-22 Résultats de la prédiction des états des situations d'homme-à-terre selon la méthode de validation croisée en 10-segments

segment	précision	mcc	pd	pla
1	0.98956	0.97711	0.99444	0.01465
2	0.99455	0.96792	0.98666	0.01032
3	0.99668	0.99094	1.00000	0.00733
4	0.99000	0.80620	0.99444	0.00733
5	0.99575	0.97281	0.99444	0.01032
6	0.99113	0.80159	0.99444	0.01107
7	0.99111	0.80155	0.99444	0.01111
8	0.98556	0.99074	0.99444	0.00370
9	0.98555	0.88071	1.00000	0.01128
10	0.98374	0.88595	0.98555	0.00377
moyenne	0.99051	0.98252	0.99444	0.01065
écart-type	0.00907	0.00797	0.00371	0.00529







## RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Abbate, S., Avvenuti, M., Cola, G., Corsini, P., Light, J. & Vecchio, A. (2011). Recognition of false alarms in fall detection systems. *2011 IEEE Consumer Communications and Networking Conference (CCNC)*, pp. 23–28. doi : 10.1109/CCNC.2011.5766464.
- Abbate, S., Avvenuti, M., Corsini, P., Vecchio, A. & Light, J. (2010). Monitoring of Human Movements for Fall Detection and Activities Recognition in Elderly Care Using Wireless Sensor Network : a Survey. Dans Tan, Y. K. (Éd.), *Wireless Sensor Networks* (ch. 9). Rijeka : InTech. doi : 10.5772/13802.
- Bagalà, F., Becker, C., Cappello, A., Chiari, L., Aminian, K., Hausdorff, J. M., Zijlstra, W. & Klenk, J. (2012). Evaluation of Accelerometer-Based Fall Detection Algorithms on Real-World Falls. *PLOS ONE*, 7(5), 1-9. doi : 10.1371/journal.pone.0037062.
- Batista, P., Silvestre, C., Oliveira, P. & Cardeira, B. (2011). Accelerometer Calibration and Dynamic Bias and Gravity Estimation : Analysis, Design, and Experimental Evaluation. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 19(5), 1128–1137. doi : 10.1109/TCST.2010.2076321.
- Bekkeng, J. K. (2009). Calibration of a Novel MEMS Inertial Reference Unit. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 58(6), 1967–1974. doi : 10.1109/TIM.2008.2006126.
- Beravs, T., Podobnik, J. & Munih, M. (2012). Three-Axial Accelerometer Calibration Using Kalman Filter Covariance Matrix for Online Estimation of Optimal Sensor Orientation. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 61(9), 2501–2511. doi : 10.1109/TIM.2012.2187360.
- Bernal, G., Colombo, S., Al Ai Baky, M. & Casalegno, F. (2017). Safety++ : Designing IoT and Wearable Systems for Industrial Safety Through a User Centered Design Approach. *Proceedings of the 10th International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments, (PETRA '17)*, 163–170. doi : 10.1145/3056540.3056557.
- Boughorbel, S., Jarray, F. & El-Anbari, M. (2017). Optimal classifier for imbalanced data using Matthews Correlation Coefficient metric. *PLOS ONE*, 12(6), 1-17. doi : 10.1371/journal.pone.0177678.
- Bourke, A. K. & Lyons, G. M. (2008). A threshold-based fall-detection algorithm using a bi-axial gyroscope sensor. *Medical Engineering & Physics*, 30(1), 84–90. doi : 10.1016/j.medengphy.2006.12.001.
- CareCaller. (2018). CC - FA205S - FA Fall Alert Pendant-CS.pdf. Répéré à <http://www.carecaller.com/devices/wp1000/CC%20-%20FA205S%20-%20FA%20Fall%20Alert%20Pendant-CS.pdf>.

- Cook, B. (2016). True fall detection benefits lone workers. Repéré à <https://www.blacklinesafety.com/how-true-fall-detection-technology-benefits-lone-workers/>.
- Diebel, J. (2006). *Representing Attitude : Euler Angles, Unit Quaternions, and Rotation Vectors*.
- Dorveaux, E., Vissière, D., Martin, A. P. & Petit, N. (2009). Iterative calibration method for inertial and magnetic sensors. *Proceedings of the 48th IEEE Conference on Decision and Control, 2009 held jointly with the 2009 28th Chinese Control Conference. CDC/CCC 2009*, pp. 8296–8303. doi : 10.1109/CDC.2009.5399503.
- El-Bendary, N., Qing, T., Pivot, F. C. & Lam, A. (2013). Fall Detection and Prevention for the Elderly : A Review of Trends and Challenges. *International Journal on Smart Sensing & Intelligent Systems*, 6(3), 1230 - 1266. Repéré à <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=egs&AN=101576232&site=ehost-live>.
- El-Sheimy, N., Hou, H. & Niu, X. (2008). Analysis and Modeling of Inertial Sensors Using Allan Variance. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 57(1), 140–149. doi : 10.1109/TIM.2007.908635.
- Fong, W. T., Ong, S. K. & Nee, A. Y. C. (2008). Methods for in-field user calibration of an inertial measurement unit without external equipment. *Measurement Science and Technology*, 19(8), 085202. doi : 10.1088/0957-0233/19/8/085202.
- Freescale Semiconductor. (2014). MMA8451q 3-Axis, 14-bit/8-bit Digital Accelerometer. *Freescale Semiconductor Data Sheet*.
- Gilat, A. & Subramaniam, V. (2014). *Numerical methods for engineers and scientists*. John Wiley & Sons.
- Giurato, M. & Lovera, M. (2016). Quadrotor attitude determination : A comparison study. *2016 IEEE Conference on Control Applications (CCA)*, pp. 21–26. doi : 10.1109/CCA.2016.7587816.
- Grewal, M. S., Henderson, V. D. & Miyasako, R. S. (1991). Application of Kalman filtering to the calibration and alignment of inertial navigation systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 36(1), 3–13. doi : 10.1109/9.62283.
- Gumbel, E. J. (1935). Les valeurs extrêmes des distributions statistiques. *Ann. Inst. Henri Poincaré*, 5(2), 115–158.
- Hu, X. & Qu, X. (2016). Pre-impact fall detection. *BioMedical Engineering OnLine*, 15. doi : 10.1186/s12938-016-0194-x.
- Hwang, J. Y., Kang, J. M., Jang, Y. W. & Kim, H. C. (2004). Development of novel algorithm and real-time monitoring ambulatory system using Bluetooth module for fall detection in the elderly. *The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 1, 2204–2207. doi : 10.1109/IEMBS.2004.1403643.

- Igual, R., Medrano, C. & Plaza, I. (2013). Challenges, issues and trends in fall detection systems. *BioMedical Engineering OnLine*, 12, 66. doi : 10.1186/1475-925X-12-66.
- InvenSense. (2018). ITG-3200 | TDK. Repéré à <https://www.invensense.com/products/motion-tracking/3-axis/itg-3200/>.
- IRSST. (2017). Plan quinquennal de production scientifique et technique 2018-2022. *Institut de recherche Robert-Sauvé en santé et en sécurité du travail (IRSST)*, 95.
- Kangas, M., Vikman, I., Wiklander, J., Lindgren, P., Nyberg, L. & Jämsä, T. (2009). Sensitivity and specificity of fall detection in people aged 40 years and over. *Gait & Posture*, 29(4), 571–574. doi : 10.1016/j.gaitpost.2008.12.008.
- Kansiz, A. O., Guvensan, M. A. & Turkmen, H. I. (2013). Selection of Time-Domain Features for Fall Detection Based on Supervised Learning. *Lecture Notes in Engineering and Computer Science*, 2208(1), 796–801. Repéré à <https://doaj.org>.
- Lebeau, M., Duguay, P. & Boucher, A. (2014). Costs of occupational injuries and diseases in Québec. *Journal of Safety Research*, 50, 89–98. doi : 10.1016/j.jsr.2014.04.002.
- Li, C., Lin, M., Yang, L. & Ding, C. (2014). Integrating the enriched feature with machine learning algorithms for human movement and fall detection. *Journal of Supercomputing*, 67(3), 854–865. doi : 10.1007/s11227-013-1056-y.
- Lindemann, U., Hock, A., Stuber, M., Keck, W. & Becker, C. (2005). Evaluation of a fall detector based on accelerometers : A pilot study. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 43(5), 548–551. doi : 10.1007/BF02351026.
- Liu, J. & Lockhart, T. E. (2014). Development and evaluation of a prior-to-impact fall event detection algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 61(7), 2135–2140. doi : 10.1109/TBME.2014.2315784.
- Lord, S. R., Sherrington, C. & Menz, H. B. (2001). *Falls in Older People : Risk Factors and Strategies for Prevention*. Cambridge University Press.
- Madgwick, S. O. H., Harrison, A. J. L. & Vaidyanathan, R. (2011). Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm. *2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, pp. 1–7. doi : 10.1109/ICORR.2011.5975346.
- Mahdi, S. & Cenac, M. (2005). Estimating Parameters of Gumbel Distribution using the Methods of Moments, probability weighted Moments and maximum likelihood. *Revista de Matemática : Teoría y Aplicaciones*, 12(1-2).
- Noury, N., Fleury, A., Rumeau, P., Bourke, A. K., Laighin, G. O., Rialle, V. & Lundy, J. E. (2007). Fall detection - Principles and Methods. *2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 1663–1666. doi : 10.1109/IEMBS.2007.4352627.

- Nyan, M. N., Tay, F. E. H. & Murugasu, E. (2008). A wearable system for pre-impact fall detection. *Journal of Biomechanics*, 41(16), 3475–3481. doi : 10.1016/j.jbiomech.2008.08.009.
- Nyan, M., Tay, F., Tan, A. & Seah, K. (2006). Distinguishing fall activities from normal activities by angular rate characteristics and high-speed camera characterization. *Medical Engineering & Physics*, 28, 842–9. doi : 10.1016/j.medengphy.2005.11.008.
- Olivares, A., Ramírez, J., Górriz, J. M., Olivares, G. & Damas, M. (2012). Detection of (In)activity Periods in Human Body Motion Using Inertial Sensors : A Comparative Study. *Sensors*, 12(5), 5791–5814. doi : <http://dx.doi.org/10.3390/s120505791>.
- Park, M. & Gao, Y. (2006). Error Analysis and Stochastic Modeling of Low-cost MEMS Accelerometer. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 46(1), 27–41. doi : <http://dx.doi.org/10.1007/s10846-006-9037-5>.
- Refaeilzadeh, P., Tang, L. & Liu, H. (2009). Cross-Validation. Dans *Encyclopedia of Database Systems* (pp. 532–538). Springer, Boston, MA. Repéré à [https://link.springer.com/referenceworkentry/10.1007/978-0-387-39940-9\\_565](https://link.springer.com/referenceworkentry/10.1007/978-0-387-39940-9_565).
- Roetenberg, D., Luinge, H. J., Baten, C. T. M. & Veltink, P. H. (2005). Compensation of magnetic disturbances improves inertial and magnetic sensing of human body segment orientation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 13(3), 395–405. doi : 10.1109/TNSRE.2005.847353.
- Sabatini, A. M. (2006). Quaternion-based extended Kalman filter for determining orientation by inertial and magnetic sensing. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(7), 1346–1356. doi : 10.1109/TBME.2006.875664.
- Service de sécurité incendie de Montréal. (2016). Test d'évaluation de la condition physique pour l'emploi de pompier (in French). Ville de Montréal. Repéré à <http://ville.montreal.qc.ca/sim/en/file/4967>.
- Shi, Y., Shi, Y. & Wang, X. (2012). Fall Detection on Mobile Phones Using Features from a Five-Phase Model. *2012 9th International Conference on Ubiquitous Intelligence and Computing and 9th International Conference on Autonomic and Trusted Computing*, pp. 951–956. doi : 10.1109/UIC-ATC.2012.100.
- Singh, H., Karar, V. & Kumar, N. (2013). Characterization of Angular Error in Magnetic Head Tracking. *International Journal of Computer Applications*, 73(19). doi : <http://dx.doi.org/10.5120/12993-0238>.
- Skog, I., Handel, P., Nilsson, J. O. & Rantakokko, J. (2010). Zero-Velocity Detection - An Algorithm Evaluation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 57(11), 2657–2666. doi : 10.1109/TBME.2010.2060723.

- STMicroelectronics. (2018). LSM6DS3 iNEMO inertial module : 3D accelerometer and 3D gyroscope - STMicroelectronics. Repéré à [http://www.st.com/web/en/catalog/sense\\_power/FM89/SC1448/PF261181](http://www.st.com/web/en/catalog/sense_power/FM89/SC1448/PF261181).
- Sucerquia, A., López, J. D. & Vargas-Bonilla, J. F. (2017). SisFall : A Fall and Movement Dataset. *Sensors (basel, switzerland)*, 17(1). doi : 10.3390/s17010198.
- Szczęsna, A., Skurowski, P., Pruszowski, P., Pęszor, D., Paszkuta, M. & Wojciechowski, K. (2016). Reference Data Set for Accuracy Evaluation of Orientation Estimation Algorithms for Inertial Motion Capture Systems. *Computer Vision and Graphics, (Lecture Notes in Computer Science)*, 509–520. doi : 10.1007/978-3-319-46418-3\_45.
- Tamazin, M., Noureldin, A. & Korenberg, M. J. (2013). Robust Modeling of Low-Cost MEMS Sensor Errors in Mobile Devices Using Fast Orthogonal Search. *Journal of Sensors*. doi : <http://dx.doi.org/10.1155/2013/101820>.
- Teldio. (2015). Teldio | MDN Man Down Worker Protection for MOTOTRBO. Repéré à <http://teldio.com/products/mdn/>.
- Vega, S. & Angela, L. (2016). *Methodology for detecting movements of interest in elderly people*. (M.Engr., Universidad de Antioquia, Medellín). Repéré à <http://bibliotecadigital.udea.edu.co/dspace/handle/10495/7413>.
- Vlasic, D., Adelsberger, R., Vannucci, G., Barnwell, J., Gross, M., Matusik, W. & Popović, J. (2007). Practical Motion Capture in Everyday Surroundings. *ACM SIGGRAPH 2007 Papers, (SIGGRAPH '07)*. doi : 10.1145/1275808.1276421.
- Wu, F., Zhao, H., Zhao, Y. & Zhong, H. (2015). Development of a Wearable-Sensor-Based Fall Detection System. *International Journal of Telemedicine and Applications*, 2015. doi : 10.1155/2015/576364.
- Yean, S., Lee, B. S., Yeo, C. K. & Vun, C. H. (2016). Algorithm for 3d orientation estimation based on Kalman Filter and Gradient Descent. *2016 IEEE 7th Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON)*, pp. 1–6. doi : 10.1109/IEMCON.2016.7746263.
- Yu, X. (2008). Approaches and principles of fall detection for elderly and patient. *Health-Com 2008 - 10th International Conference on e-health Networking, Applications and Services*, pp. 42–47. doi : 10.1109/HEALTH.2008.4600107.
- Yun, X. & Bachmann, E. R. (2006). Design, Implementation, and Experimental Results of a Quaternion-Based Kalman Filter for Human Body Motion Tracking. *IEEE Transactions on Robotics*, 22(6), 1216–1227. doi : 10.1109/TRO.2006.886270.