

Évaluation de l'équilibre postural chez les personnes âgées par l'utilisation des unités de mesures inertielles

Par

Youssef NKIZI

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

MONTRÉAL, LE 13 AOUT 2024

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Youssef nkizi, 2024



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 œuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'œuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

Mme Ornwipa Thamsuwan, directeur de mémoire
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Tony Wong, président du jury
Département de génie des systèmes à l'École de technologie supérieure

M. Julien Clément, membre du jury
Département de génie des systèmes à l'École de technologie supérieure

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

LE 05 AOUT 2024

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

Évaluation de l'équilibre postural chez les personnes âgées par l'utilisation des unités de mesures inertielles

Youssef NKIZI

RÉSUMÉ

Notre projet vise à évaluer l'équilibre chez les personnes âgées en utilisant des données recueillies par des capteurs Unités de Mesure Inertielle (IMU) pour prédire le score sur l'échelle de Berg (BBS). Les données ont été collectées auprès de 14 participants, avec des capteurs placés sur le torse, le bas du dos, et la tête, lors de l'exécution de 14 tâches issues du BBS.

Notre méthodologie s'appuie sur l'extraction et l'analyse de diverses caractéristiques telles que l'aire horizontal représentant le changement du centre de pression au sol, la longueur totale du chemin, l'accélération et la vitesse angulaire des IMUs. De plus, nous avons créé un nouveau paramètre, le volume qui enveloppe la trace du mouvement, comme nouvelle dimension dans l'évaluation de l'équilibre. Le modèle de régression logistique a été employé pour déterminer les prédicteurs des score BBS parmi ces variables extrait du capteur de bas du dos.

Ensuite, nous avons également exploré l'impact de la position du capteur (c'est-à-dire, la torse et la tête) sur les associations entre le BBS et les variables de IMUs, en utilisant le bas du dos comme un référence de centre de masse. Par ailleurs, en distinguant les tâches statiques des dynamiques, notre recherche démontre comment la nature de la posture et du mouvement peut influencer ces associations. Cela peut suggérer la nécessité d'adapter les protocoles d'évaluation à différents contextes de la vie quotidienne.

Enfin, nous mettrons en œuvre une gamme étendue de modèles d'apprentissage automatique, incluant le modèle de Machine à vecteurs de support (SVM), Réseau de Neurones Artificiels (ANN) et le modèle XGBoost. Ces technologies avancées seront appliquées pour analyser les données issues des capteurs, avec une attention particulière portée aux matrices d'évaluation importants telles que la précision, la sensibilité, la spécificité et l'aire sous la courbe d'efficacité du récepteur (ROC) de nos modèles prédictifs.

Mots-clés : Capteurs IMU, Échelle d'équilibre de Berg, Évaluation de l'équilibre, Apprentissage automatique

Assessment of Postural Balance in the Elderly Using Inertial Measurement Units

Youssef NKIZI

ABSTRACT

Our project aims to assess balance in elderly individuals using data collected by Inertial Measurement Units (IMU) to predict the Berg Balance Scale (BBS) score. Data were collected from 14 participants, with sensors placed on the torso, lower back, and head, during the execution of 14 tasks derived from the BBS.

Our methodology relies on the extraction and analysis of various features such as the horizontal area representing the change in the center of pressure on the ground, the total path length, acceleration, and angular velocity from the IMUs. Additionally, we have created a new parameter, the volume that envelops the movement trace, as a new dimension in balance assessment. Logistic regression modeling was employed to determine the predictors of BBS scores among these variables extracted from the lower back sensor.

Furthermore, we also explored the impact of sensor position (i.e., the torso and head) on the associations between BBS and IMU variables, using the lower back as a reference center of mass. Moreover, by distinguishing between static and dynamic tasks, our research demonstrates how the nature of posture and movement can influence these associations. This may suggest the need to adapt assessment protocols to different everyday life contexts.

Finally, we will implement a wide range of machine learning models, including Support Vector Machine (SVM), Artificial Neural Networks (ANN), and the XGBoost model. These advanced technologies will be applied to analyze data from sensors, with particular attention paid to important evaluation matrices such as accuracy, sensitivity, specificity, and the area under the receiver operating characteristic (ROC) curve of our predictive models.

Keywords: IMU sensors, Berg Balance Scale, Balance Assessment, Machine Learning

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTERATURE	5
1.1 L'importance de l'évaluation de l'équilibre.....	5
1.2 Méthodes traditionnelles d'évaluation de l'équilibre.....	6
1.2.1 Observation par cliniciens.....	7
1.2.2 Tests fonctionnels	8
1.2.3 Image de la posture	12
1.2.4 Plates-formes de force.....	12
1.3 Unités de Mesure Inertielle (IMUs).....	15
1.3.1 Composants principaux d'un IMU	15
1.3.2 Historique du développement des IMUs.....	16
1.3.3 Avantages des IMUs dans l'évaluation de l'équilibre	16
1.3.4 Utilisation des IMUs dans la recherche	18
1.4 Localisation corporelle des IMUs pour l'évaluation de l'équilibre	22
1.4.1 Bas de dos (L5/S1).....	23
1.4.2 Sacrum	23
1.4.3 Sternum.....	24
1.4.4 Tête	25
1.4.5 Poignet	25
1.4.6 Cheville	26
1.4.6 Synthèse comparative des emplacements des IMUs	26
1.5 Caractéristiques des données des IMUs pour l'évaluation de l'équilibre	27
1.5.1 Accélération de balancement	27
1.5.2 Vitesse de balancement.....	28
1.5.3 Jerk.....	28
1.5.4 Longueur du chemin total	29
1.5.5 Valeur Quadratique Moyenne (RMS).....	30
1.5.6 Aire	31
1.5.7 Volume.....	34
1.6 Techniques d'analyse de données	36
1.6.1 Analyse de la variance (ANOVA)	36
1.6.2 Analyse en Composantes Principales (ACP).....	37
1.6.3 Modèle Linéaire Généralisé (GLM)	38
1.6.4 Régression logistique	39
1.7 Apprentissage automatique pour l'évaluation de l'équilibre	39
1.7.1 Régression logistique	40

1.7.2	Machines à Vecteurs de Support (SVM)	41
1.7.3	Forêts Aléatoires	42
1.7.4	Algorithmes de Boosting de Gradient (XGBoost).....	43
1.7.5	Réseaux Neuronaux Artificiels (ANN).....	44
CHAPITRE 2	OBJECTIFS	46
CHAPITRE 3	METHODOLOGIE.....	48
3.1	Participants.....	48
3.1.1	Méthodes de Recrutement des Participants de l'Étude	48
3.1.2	Processus de Consentement et Collecte de Données	48
3.2	Tâches du Score d'Équilibre de Berg (BBS).....	49
3.2.1	Description des tâches du BBS	49
3.2.2	Exécution des tâches	51
3.3	Équipements.....	53
3.3.1	Spécifications de l'IMU.....	53
3.3.2	Positionnement et Méthode de Fixation	55
3.3.3	Calibration des capteurs	56
3.3.4	Collecte et de Téléchargement des Données avec le capteur de temps	57
3.3.5	Convention de nommage et l'organisation des données	58
3.4	Caractéristiques calculées à partir des données IMU	60
3.4.1	Prétraitement des données.....	60
3.4.2	Longueur totale du parcours	62
3.4.3	Jerk.....	64
3.4.4	Valeur efficace (RMS) de l'accélération et de la vitesse angulaire.....	64
3.4.5	Aire	66
3.4.6	Volume.....	69
3.4.7	Création et Stockage dans la Jeu de données.....	70
3.5	Prétraitement de la jeu de données.....	71
3.6	Objectif 1 Identification des caractéristiques prédictives des troubles de l'équilibre à partir de l'IMU du bas du dos	74
3.7	Objectif 2 Exploration de l'impact du placement des IMUs et du type de tâche sur l'évaluation de l'équilibre	75
3.8	Objectif 3 Application de l'apprentissage automatique à l'analyse de l'équilibre postural.....	76
3.8.1	Modification de la jeu de données pour l'optimisation des modèles d'apprentissage automatique	76
3.8.2	Préparation des Données.....	77
3.8.3	Construction du modèle	78
3.8.4	Évaluation du modèle	82

CHAPITRE 4	RESULTATS ET DISCUSSION SUR L'INFERENCE DE LA REGRESSION LOGISTIQUE DES CARACTERISTIQUES SIGNIFICATIVES	84
4.1	Profil des Participants	84
4.1.1	Démographie et Caractéristiques Physiques des Participants.....	84
4.1.2	Conditions Médicales des Participants	85
4.2	Analyse et Visualisation des Données IMU	87
4.2.1	Analyse exploratoire des données des paramètres de l'équilibre	87
4.2.2	Analyse temporelle de la grandeur du jerk et de l'accélération RMS	89
4.2.3	Visualisation des caractéristiques de mouvement.....	90
4.3	Analyse descriptive statistique de la Jeu de données IMU	93
4.4	Tendances Générales et Corrélations.....	97
4.5	Objectif 1 Identification des caractéristiques significative des troubles de l'équilibre à partir du capteur du bas du dos.....	99
4.6	Objectif 2 Inférence à travers la position du capteur et le type de tâche.	104
4.7	Discussion	108
4.7.1	Facteurs influençant l'équilibre postural	108
4.7.2	Choix de la position du capteur et l'équilibre par rapport au type de tâche	112
4.7.3	Considérations méthodologiques, limitations et perspectives futures	117
CHAPITRE 5	RESULTATS ET DISCUSSION SUR L'APPLICATION DE DIFFERENTES METHODES DE MACHINE LEARNING POUR PREDIRE LE SCORE BBS.....	120
5.1	Modèle de régression logistique	120
5.2	Modèle SVM.....	123
5.3	Modèle de forêt aléatoire	125
5.4	Modèle XGBoost	128
5.5	Modèle de Réseau de Neurones Artificiels (ANN)	131
5.6	Discussion	134
5.6.1	Analyse approfondie des performances des modèles d'apprentissage automatique.....	134
5.6.2	Comparaison à des autres recherches	138
5.6.3	Considérations méthodologiques, limitations et perspectives futures	146
CONCLUSION	148
ANNEXE I	FORMULAIRE D'INFORMATION ET DE CONSENTEMENT	150
LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES		158

LISTE DES TABLEAUX

	Page	
Tableau 1-2	Comparaison des plates-formes de force	13
Tableau 3-1	Description des tâches du Score d'Équilibre de Berg (BBS)	50
Tableau 3-2	Procédure d'exécution des tâches.....	52
Tableau 4-1	Antécédents médicaux des participants	86
Tableau 4-2	Paramètre de l'équilibre pour la tâche 10 effectué par une participante....	87
Tableau 4-3	Résultats du Test de Normalité (Shapiro-Wilk).....	955
Tableau 4-4	Statistiques des variables tirées aux données des IMUs	95
Tableau 4-5	Caractéristiques significative de l'équilibre postural à partir de la régression logistique	100
Tableau 4-6	Caractéristiques significatives de l'équilibre postural en fonction de la position du capteur en tête et du type de tâche.....	105
Tableau 4-7	Caractéristiques significatives de l'équilibre postural en fonction de la position du capteur en torse et du type de tâche.....	106
Tableau 4-8	Caractéristiques significatives de l'équilibre postural en fonction de la position du capteur en bas du dos et du type de tâche.....	107
Tableau 5-1	Précision de la validation croisée du modèle de régression logistique	120
Tableau 5-2	Récapitulatif des performances du modèle	122
Tableau 5-3	Précision de la validation croisée du modèle de SVM	123
Tableau 5-4	Rapport de classification.....	125
Tableau 5-5	Précision de la validation croisée du modèle de forêt aléatoire	126
Tableau 5-6	Récapitulatif des performances du modèle	128
Tableau 5-7	Précision de la validation croisée du modèle de XGBoost	128

Tableau 5-8	Résumé des Performances du Modèle XGBoost	130
Tableau 5-9	Précision de la validation croisée du modèle d'ANN.....	131
Tableau 5-10	Résumé des Performances du Modèle ANN.....	133
Tableau 5-11	Comparaison des performances des modèles de Machine Learning	134
Tableau 5-12	Comparaison des études sur l'évaluation de l'équilibre et du risque de chute	142
Tableau 5-13	Comparaison des études sur l'évaluation de l'équilibre et du risque de chute(suite)	143

LISTE DES FIGURES

	Page	
Figure 1-1	Illustration schématique de la méthode remplaçant un ensemble de points arbitraires (a) par une ellipse définissant la zone de présence des points sur le plan analysé (b) (Wieczorek et al., 2022)	32
Figure 3-1	Moniteur de mouvement SXT	54
Figure 3-2	Emplacements des IMUs	55
Figure 3-4	Ipose	56
Figure 3-5	Capteur de temps.....	58
Figure 3-6	Schéma illustrant le processus d'organisation des données	59
Figure 3-7	Réponse en fréquence du filtre passe-bas	62
Figure 3-8	Étapes de prétraitement des données pour l'analyse des scores BBS	78
Figure 4-1	Distribution des caractéristiques des participants : (a) l'âge, (b) sexe, (c) poids, et (d) taille.....	85
Figure 4-2	Graphique de la magnitude de jerk en fonction du temps	89
Figure 4-3	Graphique de la grandeur de l'accélération en fonction du temps	90
Figure 4-4	Cartographie des plans de mouvement en 2D : (gauche) Projection X-Y, (centre) Projection X-Z, (droite) Projection Y-Z	91
Figure 4-5	Visualisation 3D des données d'accélération	92
Figure 4-6	Matrice de corrélation des caractéristiques numériques	98
Figure 4-7	Caractéristique de Fonctionnement du Récepteur	102
Figure 4-8	Signification des coefficients et intervalles de confiance	103
Figure 5-1	Matrice de confusion du modèle de régression logistique.....	121
Figure 5-2	Courbe ROC du modèle de régression logistique.....	122
Figure 5-3	Matrice de confusion du modèle de SVM	124

Figure 5-4	Courbe ROC du modèle de SVM	124
Figure 5-5	Matrice de confusion du modèle de forêt aléatoire.....	126
Figure 5-6	Courbe ROC pour le modèle de forêt aléatoire.....	127
Figure 5-7	Matrice de confusion du modèle de XGBoost.....	129
Figure 5-8	Courbe ROC pour le modèle de XGBoost.....	130
Figure 5-9	Courbe ROC pour le modèle ANN	132
Figure 5-10	Matrice de confusion du modèle ANN	132

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ANN	Réseaux de Neurones Artificiels (Artificial Neural Networks)
ANOVA	Analyse de la Variance (Analysis of Variance)
AUC	Aire sous la Courbe (Area Under the Curve)
BBS	Échelle d'Équilibre de Berg (Berg Balance Scale)
CBR	Réponses Compensatoires d'Équilibre (Compensatory Balance Responses)
COM	Centre de Masse (Center of Mass)
COP	Centre de Pression (Center of Pressure)
CP	Composantes Principales (Principal Components)
CSV	Valeurs Séparées par des Virgules (Comma-Separated Values)
FNT	Test Doigt-Nez (Finger-to-Nose Test)
FP	Faux Positif (False Positive)
FN	Faux Négatif (False Negative)
FRE	Estimation du Risque de Chute (combiné) (Fall Risk Estimation (combined))
GLM	Modèle Linéaire Généralisé (Generalized Linear Model)
GRF	Forces de Réaction du Sol (Ground Reaction Forces)
IMU	Unité de Mesure Inertielle (Inertial Measurement Unit)
IQR	Intervalle Interquartile (Interquartile Range)
iTUG	Test du Lever et de la Marche Instrumenté (Instrumented Timed Up and Go)
k-NN :	k-Plus Proches Voisins (k-Nearest Neighbors)
KSPCA	Analyse en Composantes Principales Supervisée par Noyau (Kernel Supervised Principal Component Analysis)
L5/S1	Vertèbre Lombaire 5 / Vertèbre Sacrale 1 (Lumbar Vertebra 5 / Sacral Vertebra 1)

mDGI	Indice de Démarche Dynamique Modifié (modified Dynamic Gait Index)
MEMS	Systèmes Microélectromécaniques (Microelectromechanical Systems)
NDG	Notre-Dame-de-Grâce
PCA	Analyse en Composantes Principales (Principal Component Analysis)
RBF	Fonction de Base Radiale (Radial Basis Function)
RMS	Valeur Quadratique Moyenne (Root Mean Square)
ROC	Caractéristique de Fonctionnement du Récepteur (Receiver Operating Characteristic)
RFA	Zone Fonctionnelle Rectangulaire (Rectangular Functional Area)
SARAbal	Échelle d'Évaluation et de Cotation de l'Ataxie équilibre (Scale for the Assessment and Rating of Ataxia balance)
SEBT	Test de l'Étoile (Star Excursion Balance Test)
SEMG	Électromyographie de Surface (Surface Electromyography)
SPCA	Analyse en Composantes Principales Supervisée (Supervised Principal Component Analysis)
STS	Assis-debout (Sit-to-Stand)
SVM	Machines à Vecteurs de Support (Support Vector Machines)
TCT	Test de Contrôle du Tronc (Trunk Control Test)
TUG	Test du Lever et de la Marche (Timed Up and Go)
UAV	Véhicule Aérien sans Pilote (Unmanned Aerial Vehicle)
VP	Vrai Positif (True Positive)
VN	Vrai Négatif (True Negative)
XGBoost	Extreme Gradient Boosting (Extreme Gradient Boosting)

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

$a(t)$	Accélération linéaire en fonction du temps
x, y, z	Axes de mouvement (antéropostérieur, médiolatéral, vertical)
σ_X, σ_Y	Écarts types des données d'accélération sur les axes X et Y
Δt	Intervalle de temps
v(t)	Vélocité en fonction du temps
F	Force
d	Distance
I	Moment d'inertie
M	Masse
r	Distance par rapport au centre de gravité
L	Longueur du chemin de balancement

INTRODUCTION

Le monde vieillit, et ce changement démographique s'accompagne d'un besoin croissant de répondre aux défis de santé uniques auxquels sont confrontées les populations âgées. L'un de ces défis est le problème omniprésent des chutes, souvent lié au déclin du contrôle de l'équilibre lié à l'âge (Roe et al., 2009). Les chutes peuvent avoir un impact dévastateur sur la vie des personnes âgées, entraînant des blessures, une immobilité, des restrictions d'activités, un placement en maison de retraite, une détérioration de la santé et un risque de mortalité (Khalaf & Değer, 2023). De plus, les conséquences psychologiques incluent la peur de tomber à nouveau, l'augmentation des coûts des soins de santé, les problèmes familiaux et une participation limitée à la vie sociale (Smith et al., 2017). Les recherches indiquent que près de la totalité des fractures de la hanche chez les personnes âgées résultent de chutes (Parkkari et al., 1999), dont un pourcentage important entraîne des conséquences graves telles qu'une institutionnalisation à long terme ou la mort.

Les coûts associés aux blessures liées aux chutes sont considérables. Aux États-Unis, les dépenses de santé liées aux chutes chez les personnes âgées s'élèvent à environ 50 milliards de dollars par an (Moreland et al., 2020). De plus, à mesure que la population âgée augmente, l'incidence des chutes non mortelles a également augmenté de manière significative, ce qui accroît la demande de services d'urgence et de soins de santé (Moreland et al., 2020). En 2018, on estime que 3 millions de visites aux urgences, plus de 950 000 hospitalisations ou transferts vers un autre établissement (par exemple, un centre de traumatologie) et environ 32 000 décès ont résulté de blessures liées aux chutes chez les personnes âgées (Moreland et al., 2020).

Le maintien de l'équilibre postural est fondamental pour la mobilité, l'indépendance et la qualité de vie des personnes âgées, et devient d'autant plus crucial avec le vieillissement de la population et l'augmentation des troubles de l'équilibre et des chutes. Si des interventions multifactorielles, comme celles décrites par (Stevens & Olson, 2000), se sont avérées efficaces pour réduire les risques de chute, l'évaluation précise de la stabilité posturale nécessite d'aller au-delà des mesures globales. L'importance de cet aspect est soulignée par les recherches de

(Duarte et al., 2002) sur le contrôle du tronc chez les patients victimes d'un AVC. Leur étude a démontré que le Test de Contrôle du Tronc (TCT) est un prédicteur significatif du rétablissement fonctionnel, soulignant le rôle crucial du contrôle du tronc dans le recouvrement de la mobilité. Cette découverte met en lumière le besoin d'outils d'évaluation capables de mesurer avec précision non seulement l'équilibre global, mais aussi des aspects plus subtils comme le contrôle du tronc, particulièrement chez les populations âgées souvent sujettes à des déficiences similaires.

Dans ce contexte, la détection des chutes imminentes ou d'un mauvais équilibre permettrait de prévenir ces problèmes. Malheureusement, Les méthodes actuelles d'évaluation de l'équilibre, telles que la plateforme de force (Karlsson & Frykberg, 2000), le test de marche de six minutes (Harada et al., 1999) et le test de lever et marcher (Mengarelli et al., 2018), bien que précieuses pour identifier les déficiences motrices ou dans le contexte de la réadaptation neurologique, ne parviennent pas toujours à refléter la complexité multiforme des chutes dans le monde réel. Les outils traditionnels sont généralement confinés aux milieux cliniques, reposant sur des environnements contrôlés qui peuvent ne pas refléter avec précision la complexité de la vie quotidienne. Ce qui est révélé par (Simon et al., 2015) dans leur revue de l'évaluation de l'équilibre dynamique pendant la marche. Cela souligne la nécessité d'approches capables d'évaluer l'équilibre dans des contextes plus naturels et de fournir une compréhension continue et en temps réel du risque de chute.

Les technologies émergentes, particulièrement des capteurs portables, peuvent être une solution. Les unités de mesure inertielle (IMU), associées à la puissance de l'intelligence artificielle, ont le potentiel de révolutionner l'évaluation de l'équilibre.

C'est pourquoi notre recherche vise à combler ces lacunes en étudiant l'utilisation des IMUs pour l'évaluation de l'équilibre postural. Notre étude cible à la population parmi les personnes âgées vivant à domicile comme elles peuvent être vulnérables en raison du fait qu'elles ne sont pas étroitement surveillées bien qu'elles soient à risques de chute. Nos objectifs sont triples : (1.) identifier et valider les caractéristiques dérivées des capteur placée au bas du dos qui

réflètent les troubles de l'équilibre, (2.) étudier l'impact du placement des capteurs sur l'interprétation des données et explorer l'influence du type de tâche (statique ou dynamique) sur la relation entre les caractéristiques du mouvement et l'équilibre et finalement (3.) appliquer et comparer différentes méthodes d'apprentissage automatique pour prédire l'incidence de la perte d'équilibre.

En comprenant mieux le lien complexe entre les caractéristiques du mouvement et le risque de chute, nos résultats pourraient avoir des implications significatives pour les politiques et les pratiques de prévention et de soin de santé aux personnes âgées. Une meilleure évaluation de l'équilibre pourrait non seulement réduire le nombre de chutes et les coûts associés, mais aussi ouvrir la voie à des interventions plus ciblées, améliorant ainsi la qualité de vie des personnes âgées.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTERATURE

Suite à l'introduction qui met en lumière les défis posés par les chutes chez les personnes âgées et l'importance cruciale de l'évaluation précise de l'équilibre, ce chapitre se consacre à une exploration approfondie des travaux existants dans ce domaine. L'objectif de ce chapitre est de synthétiser les recherches de la littérature relatives à l'évaluation de l'équilibre postural en abordant tous les concepts et notions relatifs au contrôle postural, ainsi que les méthodes et techniques utilisées pour évaluer l'équilibre.

1.1 L'importance de l'évaluation de l'équilibre

L'évaluation précise de l'équilibre est un élément clé de la prise en charge des personnes âgées. En effet, les troubles de l'équilibre non détectés et non traités peuvent avoir des conséquences dramatiques sur la vie quotidienne des seniors. La peur de tomber, souvent présente chez les personnes ayant déjà chuté, peut restreindre leurs activités, mener à l'isolement social et diminuer leur qualité de vie. Selon une étude menée auprès de personnes âgées vivant dans la communauté en Thaïlande, 80 % des participants ont signalé un niveau élevé de peur de tomber, ce qui était associé à une qualité de vie inférieure et à des activités quotidiennes restreintes (Rodniam & Thiamwong, 2023). De plus, les chutes elles-mêmes peuvent causer des blessures graves, allant des fractures aux traumatismes crâniens, impactant la mobilité et l'indépendance des personnes âgées. Une autre étude a montré que les personnes âgées ayant subi des chutes ont une qualité de vie réduite en raison des fractures, de l'immobilité et de l'isolement social, soulignant l'importance de comprendre l'impact des chutes sur la qualité de vie des personnes âgées (Khalaf & Değer, 2023).

Il est important de comprendre que la régulation posturale est un processus complexe qui ne peut être réduit à une simple mesure de force musculaire ou de coordination. Comme le souligne (Horak, 2006), le maintien de l'équilibre est une compétence qui repose sur l'interaction dynamique de multiples processus sensorimoteurs. Cette complexité implique que

l'évaluation de l'équilibre doit prendre en compte l'interaction entre les systèmes sensoriels (vestibulaire, visuel et somatosensoriel), les stratégies motrices et les capacités cognitives de l'individu. Par conséquent, la conception de nos outils d'évaluation et de nos stratégies d'intervention sera guidée par cette compréhension holistique du contrôle postural.

L'évaluation de l'équilibre chez les personnes âgées est rendue encore plus complexe par les changements physiologiques liés au vieillissement. Avec l'âge, les différents systèmes impliqués dans le maintien de l'équilibre subissent des altérations : le système vestibulaire devient moins sensible, la vision baisse, et la sensibilité tactile et proprioceptive diminue, particulièrement au niveau des pieds (Kang & Park, 2024). De plus, les comorbidités fréquentes chez les personnes âgées, telles que l'arthrite, le diabète, les accidents vasculaires cérébraux (AVC) et les maladies cardiaques, peuvent également affecter l'équilibre en altérant la force musculaire, la coordination, la sensation et la cognition (Keshtiaray et al., 2024).

Face à ces défis, il est impératif d'utiliser des outils d'évaluation sensibles aux changements subtils de l'équilibre et capables de prendre en compte les multiples facteurs qui peuvent l'influencer. Moe-Nilssen et al., (2008) ont proposé des critères précis pour l'évaluation des outils de mesure de l'équilibre, en soulignant la nécessité de choisir des méthodes qui soient non seulement précises, mais également capables de détecter les améliorations ou les détériorations de l'équilibre au fil du temps.

1.2 Méthodes traditionnelles d'évaluation de l'équilibre

1.2.1 Image de la posture

La posture, qui définit la position du corps dans l'espace est important pour la mobilité, la fonction, et la prévention des blessures. Influencée par la structure musculosquelettique, la vision, le système vestibulaire, et la proprioception, la posture est directement liée à l'équilibre et offre un aperçu précieux de l'état de santé global d'un individu (Liu, 2022). La posture, que nous ajustons lors de différentes activités comme se tenir debout, s'asseoir, ou se déplacer, est

dictée par la structure des os et des muscles, mais aussi par des facteurs comme les habitudes, l'entraînement et la santé générale. Un alignement optimal des segments corporels assure une répartition équilibrée des forces et une utilisation efficace des muscles.

Généralement, l'évaluation de la posture s'appuie sur une observation visuelle minutieuse pour identifier les désalignements. Des outils d'évaluation plus sophistiqués sont décrits par Wade et al., (2013), en utilisant des radiographies du corps entier en position debout ou assise. Ces images facilitent l'étude de la posture dans des conditions fonctionnelles, mieux représentatives des activités quotidiennes.

1.2.2 Observation par cliniciens

L'observation clinique joue un rôle crucial dans l'orientation des interventions personnalisées, en permettant de détecter des signaux subtils et d'orienter les cliniciens vers des évaluations plus approfondies (Roe et al., 2009). L'observation de la marche, de la posture, du comportement, des expressions faciales et des réponses émotionnelles fournit des informations précieuses sur l'état physique et mental du patient, favorisant une prise en charge plus holistique. Par exemple, Roe et al., (2009) ont souligné l'importance des réseaux locaux de soins informels, mis en évidence par l'observation du contexte de vie des patients âgés, pour compléter les services de soins formels et prévenir les chutes. Dans leur étude qualitative, ils ont observé que les personnes âgées ayant subi une chute récente s'appuyaient fortement sur le soutien de leur famille, de leurs amis et de leurs voisins. Cette observation a permis de comprendre que les interventions personnalisées pour la prévention des chutes doivent prendre en compte non seulement les facteurs individuels, mais aussi le contexte social et les ressources disponibles dans l'environnement du patient.

Cependant, l'observation clinique se heurte aux limites inhérentes à sa nature subjective. La variabilité inter-observateurs constitue un défi majeur, pouvant affecter la fiabilité des évaluations (August & Gewirtz, 2019). Comme le démontre l'étude de Ness et al., (2015) sur l'évaluation du mouvement pendant le Star Excursion Balance Test (SEBT), l'accord entre les cliniciens pour l'identification des anomalies de mouvement peut être faible à modéré. Ils ont

également constaté que l'observation clinique, bien qu'utile pour identifier les anomalies

flagrantes, peut manquer de sensibilité pour détecter les changements subtils dans le mouvement. De plus, le manque de standardisation des protocoles d'observation (Hanim et al., 2023) et la difficulté à détecter les anomalies subtiles (Ness et al., 2015) soulignent la nécessité d'une approche plus rigoureuse et objective. Face à ces défis, Hanim et al., (2023) plaident pour l'intégration des technologies d'évaluation, soulignant leur potentiel à améliorer la précision et la fiabilité des observations cliniques.

1.2.3 Tests fonctionnels

Les tests fonctionnels jouent un rôle primordial dans l'évaluation de l'équilibre. Ils permettent d'évaluer la capacité d'un individu à maintenir son équilibre dans des situations et des conditions variées, reproduisant ainsi les défis de la vie quotidienne. Ces tests aident à identifier les déficits d'équilibre, à comprendre les mécanismes sous-jacents et à orienter les interventions de réhabilitation. Une variété de tests fonctionnels sont utilisés pour évaluer différents aspects de l'équilibre (Tableau 1-1).

Tableau 1-1 Aperçu des tests fonctionnels pour l'évaluation de l'équilibre

Tâche / Mouvement	Description	Avantages	Inconvénients	Matériel nécessaire
Station debout immobile	Évaluation de l'équilibre statique sur surface stable, avec variations possibles (Mancini et al., 2012).	Simple à réaliser, mesure directe du contrôle postural statique, peut révéler des déficits subtils d'équilibre.	Peu représentatif des activités quotidiennes dynamiques, sensibilité limitée chez les personnes ayant un bon équilibre.	Chronomètre, surface stable (optionnel : surface instable pour variation)
Posture en tandem	Se tenir debout avec un pied directement devant l'autre(Mancini et al., 2012).	Évalue efficacement le contrôle latéral, sensible aux déficits de proprioception.	Peut-être trop difficile pour certaines personnes âgées ou fragiles, ne reflète pas tous les aspects de l'équilibre dynamique.	Surface plane, ligne au sol (optionnel).
Évaluation de la marche	Analyse de la marche à différentes vitesses (Greene et al., 2010).	Reflète une activité quotidienne importante, fournit des informations sur l'équilibre dynamique.	Nécessite un espace suffisant pour la réalisation, l'interprétation peut nécessiter une expertise spécifique.	Couloir de marche, chronomètre (optionnel : système d'analyse de la marche).

Tableau 1-1 Aperçu des tests fonctionnels pour l'évaluation de l'équilibre

Tâche / Mouvement	Description	Avantages	Inconvénients	Matériel nécessaire
Transitions Assis-debout et Debout-assis	Évaluation de la capacité à changer de position sans perdre l'équilibre (Zijlstra & Hof, 2003).	Reproduit des mouvements quotidiens essentiels, évalue la force des membres inférieurs et le contrôle postural.	Peut être influencé par d'autres facteurs (ex: force musculaire), moins sensible pour détecter des déficits d'équilibre subtils.	Chaise sans accoudoirs, chronomètre.
Posture sur une jambe	Se tenir sur une jambe, l'autre jambe levée (Li et al., 2023).	Test simple et rapide à réaliser, très sensible aux déficits d'équilibre.	Peut-être trop difficile pour certaines populations, ne reflète pas tous les aspects de l'équilibre fonctionnel.	Chronomètre.
Posture semi-tandem	Se tenir avec un pied légèrement devant l'autre (Kongsawasdi et al., 2024).	Moins difficile que la posture en tandem complet, bon compromis pour évaluer le contrôle latéral.	Moins sensible que la posture en tandem complet, la standardisation de la position peut être difficile.	Surface plane, marqueurs au sol pour standardiser la position.

Tableau 1-1 Aperçu des tests fonctionnels pour l'évaluation de l'équilibre

Tâche / Mouvement	Description	Avantages	Inconvénients	Matériel nécessaire
Test de Romberg	Se tenir debout, pieds rapprochés, yeux ouverts puis fermés (Keshtiaray, Vazneh, et al., 2024).	Évalue spécifiquement la dépendance visuelle, simple à réaliser.	Peu sensible aux déficits légers, ne reflète pas l'équilibre dynamique.	Aucun.
Station debout pieds écartés	Se tenir debout, pieds écartés à la largeur des épaules(Staring et al., 2024).	Facile à réaliser pour la plupart des individus, utile pour évaluer l'équilibre de base.	Peu sensible pour détecter des déficits subtils, ne reflète pas les défis d'équilibre de la vie quotidienne.	Surface plane.
Star Excursion Balance Test (SEBT)	Test d'équilibre dynamique avec atteinte dans plusieurs directions(Ness et al., 2015).	Évalue l'équilibre dynamique et le contrôle neuromusculaire, sensible pour identifier les risques de blessures.	Nécessite un certain niveau de condition physique, l'interprétation peut être complexe et nécessiter une expertise.	Ruban adhésif ou tapis de test SEBT, mètre ruban.

1.2.4 Plates-formes de force

Les plates-formes de force sont des outils très importants pour comprendre comment les forces sont appliquées et distribuées lors de divers mouvements humains et analyser la démarche, l'équilibre et d'autres mouvements fonctionnels. Les plates-formes de force sont équipées de capteurs qui détectent les forces mécaniques appliquées sur la surface de la plate-forme. Ces forces sont ensuite converties en signaux électriques. Les données collectées peuvent être utilisées pour déterminer plusieurs paramètres, tels que :

Le centre de pression (COP) est le point d'application de la résultante des forces de pression distribuées sur une surface. Mathématiquement, selon l'équation (1-1) le COP est défini par les coordonnées (x, y).

$$x_{COP} = \frac{\sum F_i x_i}{\sum F_i} \quad y_{COP} = \frac{\sum F_i y_i}{\sum F_i} \quad (1-1)$$

Où F_i est la force de pression à un point spécifique et x_i et y_i sont les coordonnées de ce point sur la plate-forme.

La force verticale totale est simplement la somme des forces appliquées perpendiculairement à la surface de la plate-forme. Si nous considérons une plate-forme avec plusieurs capteurs, la force verticale totale F_{total} est défini selon l'équation (1-2).

$$F_{total} = \sum F_i \quad (1-2)$$

Où F est la magnitude de la force et d est la distance perpendiculaire de la ligne d'action de la force à l'axe.

Le Tableau 1-1 compare deux plates-formes de force spécifiques, qui sont des outils clés en biomécanique pour l'analyse des forces lors de mouvements. Bien qu'il existe de nombreuses plates-formes de force sur le marché, nous avons choisi de nous concentrer sur ces deux Force Plate pour plusieurs raisons importantes. La Bertec Balance Plate a été sélectionnée car elle est largement utilisée et reconnue dans le domaine de la recherche en biomécanique aux

États-Unis et au Canada, en particulier pour l'évaluation de l'équilibre. La Kistler Force Plate, quant à elle, est présente dans les laboratoires de l'École de technologie supérieure (ETS), notre institution universitaire, ce qui la rend particulièrement pertinente pour notre contexte de recherche. Ces deux modèles représentent des exemples de pointe dans le domaine, utilisés couramment en réhabilitation et en recherche sportive.

Tableau 1-1 Comparaison des plates-formes de force

Critère	Bertec Balance Plate	Kistler Force Plate
Description	Plate-forme spécialement conçue pour évaluer l'équilibre et la stabilité posturale.	Leader mondial dans la production de plates-formes de force équipées de transducteurs piézoélectriques.
Applications	- Physiothérapie : Pour évaluer l'équilibre post-blessure ou post-chirurgie - Recherche : Pour étudier la biomécanique de l'équilibre et la coordination neuromusculaire. - Sport : Pour évaluer l'équilibre des athlètes.	- Biomécanique : Pour étudier la démarche et autres mouvements. - Réadaptation : Pour évaluer et traiter les troubles de la démarche ou l'équilibre. - Sport : Pour évaluer la performance des athlètes.
Technologie	Équipée de capteurs de haute précision pour mesurer les forces et les moments.	Équipée de transducteurs piézoélectriques pour mesurer les forces et les moments.

Ces dispositifs offrent de nombreux avantages qui améliorent leur utilité dans diverses applications. Cependant, ils présentent également certaines limitations qu'il est important de

prendre en compte. Cette section explore en détail les avantages et les inconvénients des plateformes de force.

Avantages des plateformes de force

Les plateformes de force sont des outils essentiels en biomécanique pour l'analyse précise des forces lors des mouvements. Leurs principaux avantages incluent :

Précision : Elles permettent de détecter des variations de force minuscules, essentielles pour l'évaluation fine de l'équilibre (Chen et al., 2021).

Polyvalence : Utilisables dans diverses situations (station debout, marche, saut), elles sont adaptées à de nombreux domaines comme la physiothérapie et la recherche en biomécanique.

Données quantitatives : Elles fournissent des mesures objectives, facilitant le suivi des progrès et la comparaison entre individus ou conditions.

Cependant, elles présentent aussi des limitations :

Coût : L'achat et l'entretien peuvent être onéreux, limitant leur accessibilité.

Encombrement : Souvent grandes et lourdes, elles nécessitent un espace dédié.

Environnement spécifique : Les mesures sont généralement prises en laboratoire, ce qui peut limiter la validité écologique des résultats.

Les plateformes de force sont des outils précieux pour l'évaluation de l'équilibre, offrant précision et objectivité dans la recherche et la pratique clinique. Notre étude privilégie des outils d'évaluation sensibles et spécifiques, s'appuyant sur des cadres empiriques et théoriques solides (Horak, 2006; Winser et al., 2018).

Cependant, reconnaissant les limitations d'accessibilité et de praticité des plateformes de force, nous explorons également l'utilisation d'alternatives comme les unités de mesure inertielle (IMU). Cette approche combinée vise à améliorer les stratégies de prévention des chutes chez les personnes âgées.

L'accent est mis sur l'utilité et la complémentarité des différents outils de mesure, plutôt que sur des marques spécifiques, afin d'adopter une méthodologie rigoureuse et adaptable pour l'évaluation de l'équilibre dans divers contextes.

1.3 Unités de Mesure Inertielle (IMUs)

1.3.1 Composants principaux d'un IMU

Les unités de mesure inertielle (IMU) sont des capteurs électroniques miniatures qui révolutionnent la manière dont nous mesurons et comprenons le mouvement. Capables de mesurer l'accélération et l'orientation avec précision, les IMU permettent également d'estimer la vitesse et la position de l'objet au cours du temps. Bien que l'obtention de ces dernières par intégration soit complexe en raison de l'accumulation d'erreurs, plusieurs techniques permettent de surmonter ce défi. Le filtrage avancé, comme le filtre de Kalman, peuvent significativement réduire ces erreurs. En biomécanique, les données d'accélération et d'orientation sont souvent suffisantes pour une analyse pertinente du mouvement.

Les IMU, utilisés dans divers domaines de la navigation à la biomécanique, se composent généralement de trois capteurs principaux :

- **Accéléromètres** : Mesurent l'accélération linéaire dans les trois axes, cruciale pour identifier les anomalies de mouvement et les ajustements posturaux.
- **Gyrosopes** : Mesurent la vitesse angulaire, essentiels pour analyser les rotations du corps et les oscillations posturales.
- **Magnétomètres** : Déterminent l'orientation par rapport au nord magnétique, améliorant la précision de la mesure d'orientation.

Ces capteurs travaillent ensemble pour fournir une image complète du mouvement, particulièrement utile dans l'évaluation de l'équilibre.

1.3.2 Historique du développement des IMUs

L'arrivée des semi-conducteurs a révolutionné la construction des IMU, les rendant plus compacts, légers et accessibles, facilitant ainsi leur intégration dans l'aviation civile et l'exploration spatiale. Cette avancée a ouvert la voie à des applications au-delà des domaines militaires.

La technologie MEMS, apparue dans les années 1980, a ensuite permis de miniaturiser les IMU à une échelle microscopique, favorisant leur intégration dans des dispositifs du quotidien tels que les smartphones, les montres intelligentes, les drones et les équipements médicaux. Cette miniaturisation s'est accompagnée d'une précision accrue et d'une réduction des coûts, rendant les IMU indispensables dans de nombreux domaines, notamment la navigation, les jeux vidéo, la réalité augmentée et les applications médicales. Aujourd'hui, les IMUs sont essentiels non seulement en navigation mais aussi dans diverses applications médicales, y compris les robots chirurgicaux avancés et les lits intelligents, où ils fournissent des mesures précises et efficaces (Ghasemzade & Jamshidi, 2018).

1.3.3 Avantages des IMUs dans l'évaluation de l'équilibre

Les IMUs présentent de nombreux avantages, notamment en termes de portabilité, flexibilité, intégration avec d'autres technologies et capacité à fournir des données en temps réel. Cette section explore en détail ces avantages.

Portabilité :

Taille et poids : Les IMUs sont généralement petits, légers et faciles à transporter, ce qui les rend idéaux pour une utilisation en dehors des laboratoires ou des cliniques traditionnelles. Cette portabilité accrue permet aux chercheurs et aux cliniciens d'évaluer l'équilibre dans des

environnements plus naturels et écologiquement valides, reflétant ainsi les conditions de la vie réelle.

Utilisation hors laboratoire : Les IMUs peuvent être utilisés en dehors des laboratoires ou cliniques traditionnelles, ce qui les rend idéaux pour des évaluations sur le terrain ou à domicile. Cette possibilité d'évaluation en situation réelle permet de capturer des données plus représentatives des défis quotidiens auxquels les individus sont confrontés, offrant une vision plus complète de leurs capacités d'équilibre.

Environnements naturels : La portabilité des IMUs permet des évaluations dans des environnements naturels, offrant une perspective plus réaliste des capacités d'équilibre d'un individu. Les données recueillies dans des contextes de la vie réelle, comme la maison, le travail, ou les espaces publics, sont plus pertinentes pour comprendre comment les individus gèrent leur équilibre dans des situations variées et imprévisibles.

Flexibilité :

Points d'attache : Les IMUs peuvent être attachés à différentes parties du corps, ce qui permet une évaluation détaillée de divers aspects de l'équilibre. En plaçant les capteurs sur des segments corporels spécifiques, comme la tête, le tronc, ou les membres inférieurs, les chercheurs et les cliniciens peuvent analyser finement les mouvements et les stratégies posturales associés à chaque région.

Variété de tâches : Les IMUs sont adaptés à une variété de tâches, allant des évaluations statiques simples aux évaluations dynamiques plus complexes. Que ce soit pour mesurer la stabilité posturale en position debout, analyser la démarche, ou évaluer l'équilibre lors d'activités sportives, les IMUs peuvent capturer des données précises sur une large gamme de mouvements.

Intégration :

Avec d'autres techs : Les données recueillies par les IMUs peuvent être facilement intégrées à d'autres technologies, comme la réalité virtuelle, pour offrir des scénarios d'évaluation plus immersifs. La combinaison des données de mouvement avec des environnements virtuels réalistes permet de créer des simulations engageantes et interactives, offrant aux individus des défis d'équilibre adaptés à leurs besoins spécifiques.

Données en temps réel :

Capacité de fourniture : Les IMUs ont évolué pour devenir des outils essentiels dans la fourniture de données en temps réel, en particulier dans des applications nécessitant une surveillance continue et une réactivité immédiate. Cette capacité de traitement en temps réel permet une analyse instantanée des mouvements et des ajustements posturaux, offrant des informations précieuses pour la recherche et la pratique clinique (Camomilla et al., 2018; Menolotto et al., 2020; Shepherd et al., 2018).

Applications : Que ce soit pour surveiller la posture d'un patient en rééducation(Shepherd et al., 2018), pour guider un robot dans un environnement dynamique (Menolotto et al., 2020), ou pour évaluer les performances d'un athlète en temps réel (Camomilla et al., 2018), les IMUs offrent une solution précise et réactive. La capacité de fournir des informations en temps réel ouvre un large éventail d'applications dans divers domaines, de la santé à la robotique, en passant par le sport et les jeux vidéo.

1.3.4 Utilisation des IMUs dans la recherche

Les Unités de Mesure Inertielle (IMUs) ont révolutionné la manière dont les chercheurs et les cliniciens évaluent et comprennent la stabilité posturale. Trois études récentes illustrent la diversité des applications de ces capteurs, soulignant leur capacité à identifier les déficits d'équilibre, à détecter les réponses compensatoires et à guider la réadaptation.

(Groote, 2020) Validation d'un smartphone comme outil d'évaluation de l'équilibre :

Cette étude a examiné la validité d'un smartphone équipé d'une IMU pour mesurer la stabilité posturale chez 97 personnes âgées (50 à 90 ans). Le smartphone était fixé au niveau de la deuxième vertèbre sacrée, capturant ainsi les mouvements du tronc.

Les participants ont réalisé quatre tâches d'équilibre : yeux ouverts, yeux fermés, semi-tandem et double-tâche. Deux paramètres clés ont été extraits des données de l'IMU : la moyenne de la valeur absolue et la racine carrée moyenne (RMS) de l'accélération du centre de masse (COM) dans les directions antéro-postérieures et médio-latérale.

Les résultats ont montré une corrélation modérée entre les mesures du smartphone et celles d'une plateforme de force (méthode de référence), indiquant que le smartphone peut fournir des informations pertinentes sur l'équilibre, bien que moins précises que la plateforme de force.

(Nouredanesh & Tung, 2015) Détection des réponses compensatoires d'équilibre :

Cette étude a exploré l'utilisation d'IMUs combinée à l'apprentissage automatique pour détecter automatiquement les réponses d'équilibre compensatoires (CBR) lors de perturbations latérales. Cinq jeunes adultes en bonne santé ont été équipés de trois IMUs (sternum, tibia droit et cuisse droite) et soumis à des perturbations latérales pendant la marche.

138 caractéristiques ont été extraites des signaux d'accélération et de vitesse angulaire, puis réduites à l'aide de méthodes de réduction de dimensionnalité (PCA, SPCA et KSPCA). Des algorithmes de classification (k-NN et SVM) ont ensuite été utilisés pour distinguer les CBR des schémas de marche réguliers.

Les résultats ont montré une précision de classification élevée (98,07% pour la classification binaire et 92,02% pour la classification en trois classes), démontrant l'efficacité de l'approche pour identifier les CBR. L'étude a également mis en évidence l'importance de la sélection des caractéristiques et de la réduction de dimensionnalité pour optimiser la performance des modèles.

(Pickle et al., 2018) Réadaptation de l'équilibre ciblée chez les personnes atteintes de la maladie de Parkinson :

Cette étude a évalué la faisabilité d'utiliser un ensemble restreint d'IMUs (cinq capteurs virtuels simulés à partir de données de capture de mouvement) pour estimer les contributions segmentaires au moment angulaire total du corps (H), un paramètre biomécanique crucial pour l'équilibre. Un réseau neuronal artificiel (ANN) a été entraîné sur des données de cinq individus en bonne santé réalisant des tâches complexes de marche (escaliers, rampe, changements de direction).

L'ANN a ensuite été testé sur un individu atteint de la maladie de Parkinson réalisant les mêmes tâches. Les résultats ont montré une forte corrélation entre les valeurs estimées par l'ANN et les valeurs réelles de H , avec des erreurs faibles (moins de 8% de l'amplitude du signal).

(Silva, 2020) Utilisation des IMUs dans la recherche sur l'équilibre et la prévention des chutes :

L'étude de Silva (2020), explore l'utilisation de l'apprentissage automatique pour prédire et détecter les chutes chez les personnes âgées en adoptant une perspective multifactorielle. Pour ce faire, elle intègre des données issues de différentes sources. L'étude a inclus 403 adultes âgés de 50 ans et plus, recrutés dans le cadre du projet FallSensing. Le Timed Up and Go (iTUG) et le Sit-to-Stand (STS), à l'aide de capteurs inertIELS et d'une plateforme de force. Différentes techniques de fusion de données, telles que la fusion précoce, tardive et lente, ont été explorées pour combiner les informations provenant de ces sources. Divers modèles d'apprentissage automatique, incluant des arbres de décision, des SVM et des réseaux de neurones profonds, ont ensuite été utilisés pour analyser les données.

L'objectif principal de prédiction des chutes a été atteint avec succès, la méthode de fusion tardive atteignant un rappel de 78,6% pour la prédiction des chutes, démontrant le potentiel

prometteur de cette approche multifactorielle et multi-capteurs dans l'amélioration de la détection et la prévention des chutes chez les personnes âgées.

Liuzzi et al. (2023) Équilibre dynamique et adaptabilité de la marche : Estimation par apprentissage automatique à partir de capteurs inertiels

L'étude de Liuzzi et al. (2023) examine l'utilisation des IMU et de l'apprentissage automatique pour évaluer l'équilibre dynamique et l'adaptation de la marche chez 95 personnes atteintes de troubles neurologiques tels que la sclérose en plaques, la maladie de Parkinson ou ayant subi un AVC. Les chercheurs ont cherché à prédire le score mDGI (modified Dynamic Gait Index), un indicateur clinique de l'adaptabilité de la marche.

L'étude a utilisé des IMU placés sur le tronc et les tibias pour capturer des données de mouvement lors de courtes séquences de marche extraites du test de marche de 6 minutes. Les chercheurs ont analysé des caractéristiques comme la vitesse, la régularité, l'intensité et la stabilité de la marche pour entraîner un modèle de régression Elastic-Net.

Les résultats montrent que le modèle Elastic-Net est capable de prédire le score mDGI avec une précision remarquable. La majorité des prédictions étaient proches du score réel, confirmant que les mesures de marche, même sur de courtes périodes, peuvent fournir des informations précieuses sur l'équilibre dynamique.

(Greene et al., 2021) Évaluation non supervisée de l'équilibre et du risque de chute à l'aide d'un smartphone

Greene et al., (2021) ont développé une application pour smartphone permettant l'évaluation de l'équilibre et du risque de chute chez les personnes âgées, sans la supervision d'un professionnel. Cette application exploite l'IMU du téléphone et un questionnaire sur les facteurs de risque, offrant ainsi une solution simple et accessible pour le dépistage à domicile.

L'étude a été menée sur un large échantillon de 270 participants âgés de 60 ans et plus. L'application calcule 19 caractéristiques quantitatives, dont un score d'équilibre et une estimation du risque de chute (FREcombined), combinant les données du capteur et du questionnaire.

Les résultats révèlent une forte corrélation entre l'historique des chutes rapporté par les participants et les scores obtenus via l'application. Cela suggère que l'application pourrait être un outil précieux pour identifier les personnes à risque de chute, permettant ainsi une intervention précoce. Le modèle FREcombined, combinant les données de l'IMU et du questionnaire, a atteint une précision de près de 70% pour prédire l'historique des chutes.

Ces études démontrent la polyvalence et le potentiel considérable des IMUs dans l'évaluation de l'équilibre et la prévention des chutes chez diverses populations. De l'utilisation de smartphones comme outils accessibles d'évaluation (De Groote et al., 2020) à la détection automatique des réponses compensatoires d'équilibre (Nouredanesh & Tung, 2015), en passant par l'estimation de paramètres biomécaniques cruciaux (Pickle et al., 2018), les IMUs s'avèrent être des outils précieux et adaptables.

Les approches multifactorielles, comme celle de Silva (2020), et l'utilisation de l'apprentissage automatique pour analyser les données d'IMUs, comme démontré par Liuzzi et al. (2023), ouvrent la voie à des prédictions plus précises du risque de chute et à une meilleure compréhension de l'équilibre dynamique. L'innovation de Greene et al. (2021) avec une application smartphone pour l'auto-évaluation non supervisée élargit les possibilités de surveillance continue dans l'environnement quotidien des patients.

Ces avancées promettent d'améliorer significativement l'évaluation clinique de l'équilibre, la personnalisation des interventions, et la prévention des chutes. Les recherches futures devraient se concentrer sur l'optimisation de ces technologies, leur validation sur des populations plus larges et diversifiées, et leur intégration dans la pratique clinique quotidienne.

1.4 Localisation corporelle des IMUs pour l'évaluation de l'équilibre

L'utilisation des IMUs pour évaluer l'équilibre nécessite une attention particulière quant à l'emplacement de ces capteurs sur le corps. La localisation des IMUs est cruciale car elle

influence la précision et la pertinence des données recueillies. Chaque site d'attachement offre des avantages spécifiques en fonction de l'objectif de l'évaluation.

1.4.1 Bas de dos (L5/S1)

Le placement d'un IMU au niveau L5/S1 est un choix stratégique pour l'évaluation de l'équilibre, car cette zone, proche du centre de masse du corps, permet une capture précise des mouvements globaux tout en minimisant les interférences.

Cette affirmation est corroborée par plusieurs études biomécaniques. Kitagawa et al. (2023) ont démontré que le contrôle des mouvements au niveau L5/S1 est crucial pour maintenir l'équilibre, notamment lors de tâches impliquant des charges externes, tandis que Pitt et al. (2020) ont validé l'utilisation d'un IMU sur L5 pour estimer les déplacements du centre de masse pendant la marche.

Ghislieri et al. (2019) confirment la popularité de ce placement, rapportant que la majorité des études sur l'équilibre placent les capteurs au niveau L5. Cette préférence s'explique par la capacité à capturer l'oscillation posturale globale, illustrée par l'équation du moment d'inertie:

$$I = \sum m_i r_i^2 \quad (1-3)$$

Où m_i est la masse de chaque segment du corps et r_i est la distance de ce segment au centre de gravité.

De plus, la région L5/S1, étant moins sujette aux mouvements des bras ou de la tête, offre un signal plus propre et plus représentatif des ajustements posturaux.

1.4.2 Sacrum

Le sacrum, base de la colonne vertébrale, se trouve à proximité du centre de gravité du corps, ce qui en fait un emplacement de choix pour le placement d'IMU lors de l'évaluation de l'équilibre statique et dynamique. Ce positionnement stratégique permet une représentation fidèle des mouvements globaux du corps.

L'importance du sacrum dans le contrôle postural est confirmée par Shin et Yoo (2019). Leur étude a révélé une forte corrélation entre l'angle du sacrum et la lordose lombaire globale, suggérant un rôle crucial dans le maintien de l'alignement postural et de la stabilité. Ces résultats soulignent la pertinence du placement de l'IMU sur le sacrum pour capturer ces adaptations posturales clés.

En somme, le choix du sacrum comme point de référence pour l'IMU offre une mesure fiable de la stabilité et des adaptations posturales, ce qui peut influencer les protocoles d'évaluation de l'équilibre en contexte clinique ou de recherche en fournissant des données précises et pertinentes sur le contrôle postural.

1.4.3 **Sternum**

Le sternum, structure osseuse plate au centre de la poitrine, est un emplacement stratégique pour le placement des IMUs lors de l'évaluation de l'équilibre. Sa position centrale, proche du centre de gravité vertical du corps, permet une mesure précise des mouvements verticaux du tronc, tout en minimisant les perturbations causées par les mouvements non liés à la posture.

Scheltinga et al. (2022) ont démontré la pertinence du sternum pour l'estimation des forces de réaction au sol verticales (GRF) pendant la course. Leur étude, utilisant des IMUs sur différentes parties du corps, a montré que le sternum, combiné à un capteur sur le tibia, fournissait une estimation précise des GRF. Ce résultat s'explique par le rôle du sternum dans la transmission des forces de compression lors de la course, notamment lors des impacts et de la propulsion.

Cette importance du sternum dans la transmission des forces, observée lors de la course, s'étend à d'autres mouvements impliquant le tronc, comme le port de charges. Ainsi, le placement d'un IMU sur le sternum permet d'obtenir des informations précieuses sur la dynamique du tronc et son rôle dans le maintien de l'équilibre lors de diverses activités.

1.4.4 Tête

La tête, centre de la perception spatiale et de la coordination motrice, est cruciale pour l'équilibre. Les IMUs placés sur la tête offrent des insights précieux sur les contributions du système vestibulaire et de la vision à l'équilibre.

Janc et al. (2021) ont comparé une posturographie basée sur des capteurs inertIELS à une posturographie sur plateforme de force chez des patients atteints de dysfonction vestibulaire unilatérale. Les deux méthodes ont efficacement différencié les patients des participants sains, avec une sensibilité et une spécificité variant selon les conditions de test et les fréquences de mouvement de la tête (0.3 Hz et 0.6 Hz).

Deprá et al. (2019) ont étudié la relation entre la régulation posturale et la précision du suivi visuel. Ils ont observé que la stabilité posturale diminuait dans des conditions visuelles plus difficiles pour la posture unipodale, mais que cette diminution était associée à une meilleure performance de suivi visuel. Ces résultats suggèrent une adaptation du système postural aux exigences des tâches visuelles, parfois au détriment de la stabilité.

Ces études soulignent l'importance des IMUs sur la tête pour une évaluation complète de l'équilibre, intégrant les aspects vestibulaires et visuels. Elles démontrent que les mouvements de la tête fournissent des informations cruciales sur les stratégies d'équilibre et l'adaptation posturale, ouvrant la voie à des évaluations plus précises et à des interventions cliniques ciblées dans la gestion des troubles de l'équilibre.

1.4.5 Poignet

Le poignet, articulation complexe des membres supérieurs, joue un rôle crucial dans l'équilibre postural lors de tâches quotidiennes. Les IMUs placés au poignet permettent d'analyser les mouvements des membres supérieurs et leur influence sur la stabilité posturale, particulièrement lors de tâches nécessitant une coordination entre le haut et le bas du corps.

Manivasagam (2020) a comparé la précision des IMUs avec des goniomètres et un système optique de capture de mouvement pour mesurer la vitesse angulaire du poignet. L'étude a révélé le potentiel des IMUs, tout en soulignant la nécessité d'améliorations pour une utilisation fiable dans l'évaluation des risques au travail. Cette recherche met en évidence l'importance de valider les méthodes basées sur les IMUs, notamment pour des mouvements complexes ou rapides. Les données des IMUs au poignet peuvent fournir des informations cruciales sur l'utilisation des bras dans le maintien de l'équilibre, permettant d'identifier des schémas de mouvement compensatoires ou des stratégies de stabilisation individuelles. Ces insights sont précieux pour comprendre les mécanismes d'équilibre et potentiellement développer des interventions ciblées en réadaptation ou en prévention des chutes.

1.4.6 Cheville

La cheville, articulation clé pour la locomotion et la régulation posturale, joue un rôle primordial dans le maintien de l'équilibre grâce à sa capacité à effectuer des ajustements fins et rapides, tant en position statique que lors de mouvements dynamiques. Un IMU positionné à la cheville capture avec précision les mouvements du pied, fournissant des données essentielles pour analyser l'équilibre. Ces données, incluant l'angle de la cheville, permettent d'évaluer l'amplitude et la vitesse des mouvements, et d'analyser leur effet sur la stabilité.

L'étude de Kim et al. (2021) a démontré la fiabilité et la validité des IMUs pour mesurer les mouvements de la cheville, soulignant leur potentiel pour l'évaluation objective de l'équilibre. L'IMU offre également des données cruciales sur la coordination des articulations du membre inférieur, notamment le genou et la hanche. Une bonne coordination inter-articulaire, impliquant la cheville, est fondamentale pour un équilibre optimal. En effet, lors de la marche, la flexion de la cheville déclenche une chaîne de mouvements coordonnés du genou et de la hanche, permettant la propulsion du corps vers l'avant et l'adaptation aux changements de posture. Une analyse approfondie de ces données, rendue possible par l'IMU placé à la cheville, peut révéler des informations cruciales sur la qualité de la coordination inter-articulaire et son impact sur l'équilibre, notamment chez les personnes âgées ou les patients atteints de troubles de la marche. Ces informations peuvent être utilisées pour identifier des schémas de

mouvement compensatoires, des anomalies posturales, et pour évaluer le risque de chute, permettant ainsi de développer des interventions ciblées pour améliorer la stabilité et prévenir les chutes.

1.4.7 Synthèse comparative des emplacements des IMUs

La littérature sur l'utilisation des IMUs pour l'évaluation de l'équilibre montre une préférence marquée pour le placement au bas du dos ou au sacrum (80.9% des études, Ghislieri et al., 2019), suggérant que les autres emplacements sont moins explorés.

Le bas du dos, proche du centre de masse, reste l'emplacement le plus validé pour l'évaluation globale de l'équilibre postural. Les IMUs sur la tête ont prouvé leur efficacité dans l'évaluation des troubles vestibulaires et de la stabilité visuelle (Janc et al., 2021; Deprá et al., 2019). Le sternum s'est révélé pertinent pour l'estimation des forces de réaction au sol verticales, notamment en combinaison avec d'autres capteurs (Scheltinga et al., 2022).

Les IMUs au poignet et à la cheville, moins étudiés, offrent des perspectives intéressantes. Kim et al. (2021) ont démontré leur fiabilité pour mesurer des mouvements fins à la cheville, tandis que Manivasagam (2020) a souligné leur potentiel au poignet pour l'analyse des stratégies de stabilisation, malgré des défis de précision.

Cette synthèse souligne le besoin de recherches comparatives approfondies entre les différents emplacements d'IMUs pour mieux comprendre leurs avantages et limites spécifiques dans l'évaluation de l'équilibre postural.

1.5 Caractéristiques des données des IMUs pour l'évaluation de l'équilibre

1.5.1 Accélération de balancement

L'accélération de balancement est une mesure dynamique cruciale qui reflète la variation de la vitesse de balancement dans le temps. Elle s'avère essentielle pour comprendre la réactivité

d'un individu face à des perturbations externes ou des changements soudains dans son environnement, tels que des changements de surface, des obstacles imprévus ou des ajustements posturaux nécessaires lors d'activités dynamiques.

Les IMUs, grâce à leurs accéléromètres triaxiaux, mesurent l'accélération linéaire dans les trois dimensions : X (antéro-postérieur), Y (médio-latéral) et Z (vertical). Pour l'analyse de l'accélération de balancement, on se concentre généralement sur les axes X et Y, qui capturent les mouvements de balancement du corps dans le plan horizontal. Une accélération de balancement élevée sur ces axes peut indiquer une réaction rapide et ample à une perturbation, tandis qu'une faible accélération peut suggérer une réponse plus lente, une meilleure stabilité ou un contrôle plus précis du balancement.

L'étude de (B. H. Kim et al., 2021) met en lumière l'utilisation des données d'accélération triaxiale pour estimer l'accélération d'impact lors de chutes. Leur recherche, bien que centrée sur la détection des chutes, illustre la pertinence de l'analyse de l'accélération de balancement pour comprendre la réaction à des perturbations externes. En utilisant un modèle d'apprentissage profonde, ils ont pu prédire avec précision l'accélération d'impact avant que le corps ne touche le sol, démontrant ainsi le potentiel de cette approche pour l'évaluation du risque de chute et le développement de systèmes de protection.

1.5.2 Jerk

Le jerk, paramètre cinématique essentiel pour l'analyse du mouvement, est défini comme la dérivée de l'accélération par rapport au temps. Il quantifie la vitesse à laquelle l'accélération d'un objet change, offrant ainsi une indication de la fluidité et de la coordination d'un mouvement. Un jerk élevé est souvent associé à des mouvements brusques, saccadés ou non coordonnés, tandis qu'un jerk faible révèle un mouvement fluide et contrôlé.

La mesure du jerk via les IMUs trouve des applications dans divers domaines. En réadaptation, Bartolo et al. (2014) ont montré que l'entraînement avec un support de poids pour le bras chez

les patients victimes d'un AVC aigu améliore la fluidité des mouvements, se traduisant par une réduction significative du jerk. En ergonomie, Zhang et al. (2019) ont utilisé le jerk mesuré par IMUs comme indicateur de l'effort physique et de la fatigue chez des maçons, constatant que les valeurs de jerk augmentaient avec la fatigue.

Ces études soulignent l'utilité du jerk comme indicateur de la qualité du mouvement et de l'efficacité des interventions thérapeutiques, tout en démontrant la pertinence des IMUs pour sa mesure dans des contextes variés.

1.5.3 Longueur du chemin total

La longueur du chemin représente la distance totale parcourue par le COP pendant une période d'observation donnée. Elle s'avère être un indicateur précieux pour évaluer la variabilité et la stabilité posturale d'un individu. Une longueur de chemin de balancement plus importante suggère généralement une plus grande instabilité ou une variabilité accrue dans le contrôle postural, tandis qu'une longueur plus courte peut indiquer une meilleure stabilité et un contrôle postural plus précis.

Le calcul s'effectue à partir des données de position du COP, qui sont généralement acquises à l'aide d'une plateforme de force ou d'IMUs. La longueur est obtenue en sommant les distances parcourues entre chaque point de mesure consécutif pendant la période d'observation. Traditionnellement, la longueur du chemin de balancement était calculée en considérant uniquement les déplacements du COP dans le plan horizontal (axes X et Y). Cependant, comme le souligne l'étude de (Hejda et al., 2015), une analyse plus complète de la stabilité posturale nécessite de prendre en compte les mouvements du corps dans les trois dimensions de l'espace. En accord avec cette perspective, Selon l'équation (1-4), la longueur du chemin de balancement (L) peut être représentée comme suit.

$$L = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2} \quad (1-4)$$

- L est la longueur du chemin de balancement.
- x_i , y_i et z_i sont les coordonnées du COP au temps i.
- n est le nombre total de points de mesure.

La double intégration des données d'accélération amplifie les défis liés à l'accumulation d'erreurs, car le bruit des capteurs, le biais des accéléromètres et les erreurs d'approximation se cumulent à chaque étape. Des techniques de prétraitement robustes, telles que le filtrage et la compensation du biais, sont donc cruciales pour garantir des estimations précises.

L'étude de (Pollind & Soangra, 2020) a validé un système IMU portable pour mesurer la longueur du chemin de balancement lors de la station debout statique. Leur système, comparé à un système de capture de mouvement par caméra, a démontré une précision remarquable avec un coefficient de corrélation de Pearson de 0.95, confirmant sa capacité à mesurer la longueur du chemin avec une grande fiabilité.

1.5.4 Valeur Quadratique Moyenne (RMS)

La valeur quadratique moyenne est une mesure statistique cruciale pour l'analyse des données des IMUs, en particulier dans l'évaluation de l'équilibre postural. Elle représente l'amplitude moyenne des oscillations d'un signal, qu'il s'agisse de l'accélération ou de la vitesse angulaire. Dans le contexte de l'équilibre, la RMS permet de quantifier la variabilité des mouvements de balancement du corps. Selon l'équation (1-5), le calcul de la RMS s'effectue en élevant chaque point de mesure de l'accélération ou de la vitesse angulaire au carré, en calculant la moyenne arithmétique de toutes les valeurs obtenues, puis en prenant la racine carrée de cette moyenne.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (1-5)$$

Où x_i représente la valeur du signal à l'instant i et n est le nombre total de points de mesure.

Cependant, il est essentiel de prendre en compte l'influence des facteurs environnementaux sur les valeurs de la RMS. À ce titre, l'étude de (Capriglione et al., 2019) a analysé les performances des IMUs soumis à des vibrations aléatoires, démontrant leur grande sensibilité aux vibrations. Ces dernières peuvent affecter la précision des mesures d'accélération et de vitesse angulaire, et donc influencer la valeur de la RMS. Une RMS élevée pourrait alors refléter non seulement une instabilité posturale, mais également des vibrations externes, soulignant ainsi l'importance de contextualiser l'interprétation des valeurs de la RMS en fonction des conditions environnementales.

1.5.5 Aire

La dispersion spatiale décrit la façon dont les valeurs d'accélération se répartissent dans un plan bidimensionnel lors d'un mouvement.

Surface de l'ellipse :

La surface de l'ellipse est une méthode de quantification de la dispersion spatiale des données d'accélération. Elle est calculée en ajustant une ellipse aux points de données, fournissant ainsi un aperçu de l'étendue et de la direction du mouvement. Cette méthode permet de représenter visuellement la variabilité du mouvement, reflétant la diversité et la flexibilité des mouvements effectués.

Wieczorek et al. (2022) ont proposé une méthode robuste pour décrire des ensembles de points arbitraires à l'aide de surfaces elliptiques. Leur étude, qui inclut des mesures de la position du centre de gravité du corps humain, démontre l'efficacité de cette approche pour l'analyse de la stabilité posturale. Comme illustré dans la Figure 1 ci-dessous, l'ellipse ajustée aux données du centre de gravité fournit une représentation visuelle claire de l'amplitude et de la direction prédominante du balancement postural.

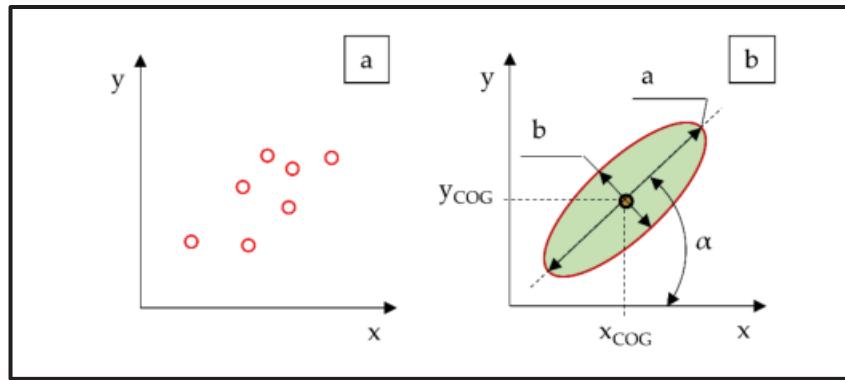


Figure 1-1 Illustration schématique de la méthode remplaçant un ensemble de points arbitraires (a) par une ellipse définissant la zone de présence des points sur le plan analysé (b) (Wieczorek et al., 2022)

La taille et la forme de l'ellipse sont directement liées à la stabilité posturale. Des ellipses plus larges indiquent une dispersion plus importante des données d'accélération, souvent associée à une instabilité accrue. À l'inverse, des ellipses plus étroites suggèrent un meilleur contrôle postural, avec des mouvements plus concentrés et potentiellement plus stables. L'orientation de l'ellipse peut également fournir des informations sur la direction prédominante du balancement, ce qui peut être utile pour identifier des stratégies de contrôle postural spécifiques ou des déficits directionnels.

Cette méthode d'analyse par surface d'ellipse offre plusieurs avantages. Elle permet une quantification objective de la dispersion des données, facilitant les comparaisons entre individus ou entre différentes conditions. De plus, sa représentation visuelle intuitive rend l'interprétation des résultats plus accessible, tant pour les chercheurs que pour les cliniciens.

Surface de la boîte englobante :

La méthode de la boîte englobante est un outil pour les tâches de détection et de localisation d'objets. Cette technique estime l'étendue spatiale d'un objet en créant un contour rectangulaire qui englobe tous ses pixels dans une image, comme le montre l'étude sur UnitBox, où l'utilisation de la fonction de perte IoU a permis d'améliorer significativement la précision des prédictions de boîtes englobantes (Yu et al., 2016). La surface de la boîte englobante, calculée

en multipliant la différence entre les coordonnées x maximales et minimales par celle entre les coordonnées y maximales et minimales, sert de mesure de la taille et de la dispersion de l'objet. Cette méthode est souvent employée en combinaison avec d'autres techniques de traitement d'images, telles que l'extraction de caractéristiques et la classification, afin d'affiner la détection et la reconnaissance d'objets. Elle trouve des applications dans divers domaines, notamment la détection d'objets dans des images ou des séquences vidéo (Assadzadeh et al., 2023), l'estimation de la pose d'objets (B. Zhou et al., 2021).

L'étude de Stuckey et al. (2023) sur le contrôle des drones offre des perspectives intéressantes pour l'évaluation de l'équilibre postural. Leur méthode de la boîte englobante, utilisée pour estimer la position et l'orientation d'un drone avec une seule caméra, pourrait être adaptée à l'analyse des mouvements humains. En appliquant cette technique au tronc d'une personne lors de tests d'équilibre, il serait possible d'estimer les déplacements du centre de masse et les angles d'inclinaison, fournissant ainsi des données cruciales sur la stabilité posturale. Cette approche pourrait offrir une alternative accessible et non invasive aux systèmes de capture de mouvement traditionnels, permettant de quantifier les oscillations posturales de manière plus simple et économique. Cette application innovante de la méthode de la boîte englobante démontre comment des techniques développées dans un domaine peuvent être adaptées pour répondre à des besoins dans l'analyse de l'équilibre et de la posture humaine.

La méthode de la boîte englobante se distingue par sa simplicité, qui la rend facile à mettre en œuvre, tandis que son efficacité computationnelle la rend adaptée aux applications en temps réel. Sa polyvalence lui permet d'être appliquée à une variété d'objets, de différentes formes et tailles. De plus, la méthode de la boîte englobante offre des avantages par rapport à d'autres méthodes de localisation d'objets (B. Zhou et al., 2021). Par rapport aux méthodes basées sur l'apprentissage profond, qui utilisent des réseaux neuronaux pour détecter et localiser des objets, la méthode de la boîte englobante est une alternative plus simple et plus légère, particulièrement adaptée aux applications où les ressources de calcul sont limitées (Lecrosnier et al., 2020).

Aire sous la courbe de la magnitude de l'accélération :

La règle des trapèzes est une technique d'intégration numérique largement utilisée pour estimer l'aire sous une courbe. Sa simplicité et son efficacité la rendent adaptée à un large éventail d'applications, notamment l'analyse des données de mouvement et le traitement du signal. La méthode consiste à approximer l'aire sous une courbe en la divisant en une série de trapèzes. Chaque trapèze est formé en reliant deux points de données consécutifs par une ligne droite, et son aire est calculée selon l'équation (1-6).

$$Aire = \sum_{i=0}^{N-1} \left(\frac{a_i + a_{i+1}}{2} \right) \times dt \quad (1-6)$$

Où :

- a_i et a_{i+1} sont les valeurs de l'accélération à deux instants consécutifs,
- dt est l'intervalle de temps entre ces échantillons,
- N est le nombre total de points mesurés.

L'application de la règle des trapèzes à l'analyse de l'accélération dans ces contextes variés suggère son potentiel pour quantifier l'énergie déployée par différents segments du corps lors de tâches d'équilibre. Cette quantification pourrait fournir des indicateurs précieux de la stabilité posturale, permettant une évaluation plus fine des risques de perte d'équilibre et des stratégies de compensation utilisées par les individus.

1.5.6 Volume

Alors que les mesures basées sur l'aire fournissent des informations sur la dispersion spatiale du mouvement dans un plan bidimensionnel, elles manquent intrinsèquement de la capacité de capturer pleinement la nature tridimensionnelle du mouvement humain. Pour pallier cette limitation, une nouvelle caractéristique peut être introduite : le volume de l'enveloppe convexe des données d'accélération tridimensionnelles. Cette mesure quantifie l'espace occupé par l'ensemble des points de données d'accélération, offrant une représentation plus complète de la variabilité du mouvement dans les trois dimensions.

L'enveloppe convexe, un concept fondamental en géométrie computationnelle, s'est avérée être un outil précieux pour l'analyse spatiale. Elle représente la plus petite forme convexe qui englobe un ensemble de points donné, capturant efficacement les limites de l'espace de mouvement (D. T. Lee, 1996). Le volume de cette enveloppe convexe sert de mesure quantitative de la dispersion tridimensionnelle globale de l'accélération, englobant les mouvements selon les axes vertical, antéropostérieur et médio-latéral.

Le calcul du volume d'une enveloppe convexe, en particulier en trois dimensions, pose des défis informatiques considérables. De nombreux algorithmes ont été développés pour répondre à cette tâche, chacun ayant ses propres avantages et limitations. La marche de Jarvis (Jarvis, 1973) construit l'enveloppe en trouvant itérativement le point suivant sur la limite de l'enveloppe, tandis que le balayage de Graham (Graham, 1972) trie les points et construit l'enveloppe de manière incrémentielle. Quickhull (Barber et al., 1996) utilise une approche de diviser pour régner pour calculer efficacement l'enveloppe convexe. (De Berg et al., 2008, pp. 244–257) fournissent une description détaillée de ces algorithmes et de leurs complexités computationnelles.

Une fois l'enveloppe convexe construite, son volume peut être calculé en la décomposant en formes plus simples, telles que des tétraèdres (pyramides à base triangulaire). Le volume de chaque tétraèdre est calculé à l'aide de la formule standard, et la somme des volumes de tous les tétraèdres donne le volume total de l'enveloppe convexe (Jurgensen et al., 2000). (Speakman & Averkov, 2019) utilisent une approche plus sophistiquée basée sur les volumes mixtes pour calculer le volume de l'enveloppe convexe d'un graphe monomial trilinéaire. Leurs travaux démontrent le potentiel d'application de concepts géométriques avancés pour résoudre des problèmes complexes de calcul de volume.

1.6 Techniques d'analyse de données

L'analyse statistique des données joue un rôle crucial dans la compréhension des facteurs influençant l'équilibre et la prévention des chutes. De nombreuses techniques statistiques ont été utilisées dans les recherches sur l'équilibre, mais nous allons nous concentrer sur quatre méthodes particulièrement pertinentes dans notre domaine : l'analyse de la variance (ANOVA), l'analyse en composantes principales (ACP), les modèles linéaires généralisés (GLM) et la régression logistique.

1.6.1 Analyse de la variance (ANOVA)

L'analyse de la variance (ANOVA) est une technique statistique utilisée pour comparer les moyennes de différents groupes. Elle est utile pour déterminer s'il existe des différences significatives dans la variabilité des mesures de stabilité posturale sous différentes conditions. En essence, l'ANOVA partitionne la variance totale d'un ensemble de données en différentes sources de variation. Par exemple, dans une étude sur la stabilité posturale, nous pourrions nous intéresser à la variabilité du balancement entre différentes conditions d'équilibre (position à deux jambes, position en tandem, position sur une seule jambe), différentes conditions visuelles (yeux ouverts, yeux fermés) ou encore différents emplacements de capteurs (capteur sur le tête, capteur au bas du dos).

L'ANOVA est pertinente pour l'évaluation de l'équilibre car elle permet d'identifier les caractéristiques significatives qui influencent la stabilité posturale. Elle peut révéler si des facteurs, tels que les conditions visuelles ou l'emplacement du capteur, ont un impact significatif sur la variabilité du balancement. Par exemple, l'étude de (Lyu et al., 2019) a comparé la capacité de capteurs placés sur un pendentif et au bas du dos à détecter les différences de stabilité posturale sous diverses conditions. Les chercheurs ont utilisé l'ANOVA pour analyser les écarts types des accélérations dans les directions antéro-postérieure (AP) et médio-latérale (ML), et ont constaté que le capteur pendentif présentait une sensibilité similaire au capteur au bas du dos, avec des p-values inférieures à 0,05 indiquant une signification

statistique. Les résultats ont montré que le capteur pendatif pouvait détecter les différences de variabilité du balancement dans différentes conditions aussi efficacement que le capteur traditionnel, validant ainsi son utilisation par des analyses ANOVA.

Malgré son utilité, l'ANOVA présente des limitations. Si les données ne sont pas normalement distribuées ou si les variances ne sont pas égales entre les groupes, il faut utiliser des tests non paramétriques. De plus, bien que l'ANOVA puisse révéler des différences significatives entre les moyennes des groupes, elle ne fournit pas d'informations sur la nature des relations entre les variables. Enfin, l'ANOVA se concentre principalement sur les différences de moyennes, alors que d'autres mesures, telles que l'écart-type ou la variance, pourraient être plus informatives pour évaluer la stabilité posturale.

1.6.2 Analyse en Composantes Principales (ACP)

L'Analyse en Composantes Principales (ACP) est une méthode statistique puissante qui permet de simplifier des jeux de données complexes, notamment ceux issus de l'analyse du mouvement. Elle transforme les variables originales, souvent corrélées entre elles, en un nouvel ensemble de variables décorrélées appelées composantes principales (CP).

Dans le domaine de l'évaluation de l'équilibre, l'ACP s'avère particulièrement pertinente car elle permet d'identifier les caractéristiques clés qui influencent la stabilité posturale. En effet, l'analyse du mouvement pour l'évaluation de l'équilibre implique souvent un grand nombre de variables, rendant l'interprétation difficile. L'ACP simplifie cette tâche en regroupant les variables en quelques CP, facilitant ainsi l'identification des patterns de mouvement associés à une bonne ou une mauvaise stabilité. De plus, l'ACP permet d'évaluer l'impact de facteurs externes, tels que l'utilisation d'un déambulateur, sur ces patterns.

Deux études illustrent parfaitement l'application de l'ACP à l'évaluation de l'équilibre. (Martins et al., 2014) se sont intéressés à l'influence d'un déambulateur à appui avant-bras sur la cinématique de la marche. En appliquant l'ACP à 31 variables mesurées lors de l'expérience,

ils ont identifié 4 composantes principales expliquant 65% de la variance. La première CP, fortement corrélée aux paramètres spatio-temporels comme la vitesse, la cadence et la durée de la phase d'appui, a révélé des différences significatives ($p < 0,05$) entre la marche assistée et la marche normale.

Dillmann et al. (2014) ont appliqué l'ACP à l'étude de la marche chez des sujets sains et des patients atteints de Parkinson. Ils ont identifié plusieurs composantes principales (CP) : PC1 liée à la vitesse de marche, et PC2-PC4 associées à la coordination corporelle. Chez les patients parkinsoniens, ils ont observé une réduction de PC1 et une augmentation de PC2-PC4, indiquant non seulement une diminution de la vitesse de marche, mais aussi des changements significatifs dans la coordination des mouvements, même à faibles vitesses. Cette analyse a permis de mettre en évidence l'impact global de la maladie sur la complexité des mouvements de marche, au-delà de la simple réduction de vitesse.

Malgré ses avantages, l'ACP présente quelques limitations. Par exemple, L'interprétation des CP peut être subjective et nécessite une bonne compréhension du contexte. La réduction de la dimensionnalité, si elle est trop importante, peut entraîner une perte d'information. Enfin, l'ACP est sensible aux valeurs aberrantes qui peuvent fausser les résultats.

1.6.3 Modèle Linéaire Généralisé (GLM)

Les Modèles Linéaires Généralisés (GLM) offrent une approche statistique flexible et puissante pour analyser les relations entre différentes variables. Ils permettent de modéliser des données provenant de diverses distributions, y compris les données binaires, comme la présence ou l'absence d'un trouble de la coordination.

L'étude de (Aguilar et al., 2019) ont utilisé des IMUs pour recueillir des données quantitatives lors du test doigt-nez (FNT) afin de distinguer les patients atteints de troubles de la coordination des sujets sains. En appliquant un modèle linéaire généralisé (GLM) aux caractéristiques des trajectoires de mouvement, telles que la courbure locale et la vitesse

instantanée, ils ont atteint une précision de classification de 84%. Le modèle a pu identifier des caractéristiques de mouvement invisibles à l'œil nu, montrant son efficacité à différencier les patients sans tremblement visible. Cette méthode, utilisant seulement deux variables, a montré des résultats comparables à d'autres techniques plus complexes.

1.6.4 Régression logistique

La régression logistique est une forme de GLM où la fonction de lien est la fonction logit. La fonction logit, définie comme le logarithme naturel du rapport de chances, permet de transformer une variable de probabilité, qui est bornée entre 0 et 1, en une variable continue qui peut prendre n'importe quelle valeur réelle. Cette transformation permet d'établir une relation linéaire entre les variables prédictives et la variable de résultat binaire.

(Hsu et al., 2020) ont démontré l'efficacité de la régression logistique pour prédire le risque de chute chez les patients ayant subi un AVC. Utilisant des données inertielles recueillies lors du test Timed-Up-and-Go (TUG), leur modèle a atteint une précision de 85% et une aire sous la courbe (AUC) de 88%. Leur étude a également mis en évidence l'importance de la sélection des caractéristiques pour améliorer la performance du modèle.

1.7 Apprentissage automatique pour l'évaluation de l'équilibre

Il existe de nombreux algorithmes d'apprentissage automatique, mais dans notre étude, nous nous concentrerons sur l'apprentissage supervisé, car il joue un rôle crucial dans l'évaluation de l'équilibre en permettant la classification des individus en catégories de risque distinctes en fonction de leurs caractéristiques de mouvement. Ces algorithmes apprennent à partir de données d'entraînement étiquetées, où chaque point de données est associé à un résultat connu (par exemple, le risque de chute). Plusieurs catégories d'algorithmes d'apprentissage supervisé ont été explorées à cette fin, chacune offrant des forces et des limites uniques.

1.7.1 Régression logistique

La régression logistique est un modèle linéaire classique largement utilisé dans l'analyse de données en santé et en biomécanique. Elle permet de prédire une variable dépendante binaire à partir d'un ensemble de variables indépendantes. L'étude de (Hsu et al., 2020) illustre son application dans le contexte de l'évaluation de l'équilibre, où elle a été utilisée pour prédire le risque de chute chez les personnes âgées. Dans leur approche, ils ont implémenté une régression logistique avec régularisation « elastic net », démontrant la polyvalence de cette méthode.

Avantages :

La régression logistique se distingue par sa simplicité et son interprétabilité, facilitant la compréhension des relations entre les variables. La technique de régularisation « elastic net » employée par (Hsu et al., 2020) permet une sélection efficace des caractéristiques les plus pertinentes tout en gérant la colinéarité entre les variables. Cette capacité à gérer la multicolinéarité renforce la robustesse du modèle et améliore sa capacité prédictive.

Inconvénients :

Malgré ses atouts, la régression logistique présente des limitations, notamment dans la modélisation de relations complexes et non linéaires entre les données. Cette faiblesse est mise en évidence par l'étude de (Caramia et al., 2018), qui ont analysé la classification de la maladie de Parkinson à partir de données de marche obtenues par IMU. Dans leur comparaison de six techniques d'apprentissage automatique, la régression logistique, bien qu'utile comme modèle de base, a été surpassée par d'autres algorithmes, notamment les SVM, en termes de précision de classification moyenne. Cette performance relativement inférieure dans des tâches de classification complexes souligne les limites de la méthode face à des problèmes non linéaires.

1.7.2 Machines à Vecteurs de Support (SVM)

Les Machines à Vecteurs de Support (SVM) sont des algorithmes d'apprentissage automatique conçus pour traiter des problèmes de classification et de régression. Ils se distinguent par leur capacité à gérer des données non linéaires grâce à l'utilisation de fonctions noyau (kernel) telles que linéaire, polynomial ou RBF (Radial Basis Function). Ces fonctions permettent de transformer les données dans un espace de dimensions supérieures, facilitant ainsi la séparation entre les classes. L'étude de (Caramia et al., 2018) illustre l'application des SVM dans le domaine de l'analyse de la marche, où ils ont été utilisés pour classifier les patients atteints de la maladie de Parkinson par rapport aux sujets sains.

Avantages :

Les SVM excellent dans la gestion de la non-linéarité des données, ce qui les rend particulièrement efficaces pour des problèmes de classification complexes. (Caramia et al., 2018) ont démontré que les SVM avec un noyau radial (RBF) obtenaient la meilleure précision de classification moyenne parmi six techniques d'apprentissage automatique testées, surpassant notamment la régression logistique. Cette performance supérieure souligne la capacité des SVM à capturer des relations complexes dans les données de mouvement, un atout majeur dans l'analyse de l'équilibre et de la marche.

Inconvénients :

Malgré leurs performances impressionnantes dans certains contextes, les SVM ne sont pas toujours la solution optimale. L'étude de (Hsu et al., 2020) sur la prédiction du risque de chute a révélé que les SVM avec un noyau RBF performaient légèrement moins bien que la régression logistique avec régularisation « elastic net ». Cette observation met en lumière une limitation potentielle des SVM : leur efficacité peut varier en fonction de la nature spécifique des données et de la complexité du problème de classification. De plus, le choix et le réglage

des hyperparamètres, notamment la fonction noyau et ses paramètres, peuvent s'avérer complexes et influencer significativement les performances du modèle.

1.7.3 Forêts Aléatoires

Les forêts aléatoires sont une technique d'apprentissage d'ensemble qui combine les prédictions de multiples arbres de décision pour améliorer la précision et la robustesse des modèles. Cette méthode construit de nombreux arbres de décision indépendants, chacun entraîné sur un sous-ensemble aléatoire des données et des caractéristiques. La prédition finale est obtenue par vote majoritaire (pour la classification) ou par moyenne (pour la régression) des prédictions individuelles de tous les arbres.

Avantages :

Les forêts aléatoires présentent plusieurs avantages significatifs. Premièrement, elles sont particulièrement efficaces pour gérer des données de haute dimension et bruitées, ce qui les rend adaptées à l'analyse de mouvement à partir d'IMU. Deuxièmement, elles fonctionnent avec n'importe quelle distribution de données, n'étant pas limitées par des hypothèses de normalité ou de linéarité. Cette flexibilité est un atout majeur dans l'analyse de données biomédicales souvent complexes et non linéaires. De plus, les forêts aléatoires sont robustes aux valeurs aberrantes et au bruit, ce qui est crucial pour l'analyse de données de mouvement potentiellement bruitées. L'étude de (Velazquez et al., 2021) illustre bien ces avantages : dans leur prédition de la conversion de la déficience cognitive légère à la maladie d'Alzheimer, le modèle de forêt aléatoire a atteint une précision impressionnante de 93,6% et une AUC de 96%, surpassant d'autres algorithmes comme les SVM, XGBoost et la régression logistique.

Inconvénients :

Premièrement, elles peuvent être computationnellement intensives, particulièrement pour de grands ensembles de données ou un nombre élevé d'arbres, ce qui peut augmenter le temps

d'entraînement et de prédiction. Deuxièmement, l'interprétabilité du modèle peut être un défi. Bien que les forêts aléatoires fournissent des mesures d'importance des caractéristiques, comprendre le processus de décision spécifique pour une prédiction donnée est moins direct que pour un seul arbre de décision ou un modèle linéaire. Enfin, les forêts aléatoires peuvent avoir tendance au surapprentissage si les paramètres ne sont pas correctement ajustés, en particulier lorsque le nombre d'arbres est très élevé ou que la profondeur des arbres n'est pas limitée.

1.7.4 Algorithme de Boosting de Gradient (XGBoost)

XGBoost est un algorithme d'apprentissage automatique basé sur le principe du boosting de gradient. Contrairement aux forêts aléatoires où les arbres de décision sont créés indépendamment, XGBoost construit ses modèles de manière séquentielle, chaque nouvel arbre cherchant à corriger les erreurs des modèles précédents. Cette approche itérative lui permet d'affiner progressivement ses prédictions, en se concentrant particulièrement sur les cas difficiles à classifier.

Avantages :

XGBoost se distingue par sa performance élevée et sa rapidité d'exécution, ce qui en fait un choix populaire dans de nombreuses compétitions d'apprentissage automatique. Sa capacité à gérer efficacement des données complexes et corrélées est particulièrement utile dans l'analyse de paramètres biomécaniques. L'étude de (Noh et al., 2021) illustre bien ces avantages dans le contexte de la prédiction du risque de chute chez les personnes âgées. Leur modèle XGBoost a démontré une précision de classification de 67 à 70%, avec une spécificité impressionnante de 77 à 84%. Un autre atout majeur est sa capacité à identifier les caractéristiques les plus influentes du modèle. Dans l'étude de (Noh et al., 2021) XGBoost a pu mettre en évidence des paramètres de marche cruciaux pour la prédiction du risque de chute, tels que la longueur de la foulée, la vitesse de marche et la phase d'appui.

Inconvénients :

Malgré sa puissance, XGBoost peut être difficile à interpréter, en raison de la complexité des modèles qu'il génère. Cette complexité peut poser des défis, notamment lorsqu'il s'agit d'expliquer les résultats à des non-spécialistes ou de comprendre les interactions entre les variables. De plus, bien que XGBoost soit rapide, il peut nécessiter un réglage fin des hyperparamètres pour atteindre une performance optimale, ce qui peut augmenter le temps et les ressources nécessaires à l'entraînement du modèle.

1.7.5 Réseaux Neuronaux Artificiels (ANN)

Les Réseaux Neuronaux Artificiels (ANN) sont des modèles d'apprentissage automatique inspirés du cerveau humain, composés de couches interconnectées de neurones artificiels. Ils excellent dans l'apprentissage de représentations complexes des données, les rendant adaptés aux problèmes non linéaires et multidimensionnels.

Avantages :

Les ANN excellent dans la modélisation de relations complexes entre variables. L'étude de Pickle et al. (2019) illustre cette capacité en prédisant avec précision les contributions segmentaires au moment cinétique du corps entier à partir de signaux d'accélération et de vitesse angulaire, avec des coefficients de corrélation élevés (0,989 pour les sujets sains, 0,987 pour les patients parkinsoniens). Cette étude démontre également le potentiel de généralisation des ANN, le réseau entraîné sur des sujets sains performant bien sur des patients atteints de troubles neurologiques. Cette adaptabilité est particulièrement précieuse pour l'évaluation de l'équilibre dans diverses populations.

Inconvénients :

Les ANN nécessitent généralement de grandes quantités de données d'entraînement, ce qui peut être problématique dans certains contextes cliniques. Leur nature de "boîte noire" rend difficile l'interprétation de leurs décisions, un défi dans les applications médicales où la transparence est cruciale. De plus, ils sont sensibles au surapprentissage et leur conception peut être complexe, nécessitant une expertise spécifique et une puissance de calcul importante.

CHAPITRE 2 OBJECTIFS

La revue de littérature a mis en lumière plusieurs défis majeurs dans l'évaluation actuelle de l'équilibre postural chez les personnes âgées. L'absence de protocoles standardisés pour l'utilisation des IMUs limite la comparabilité et la fiabilité des résultats entre différentes études et contextes cliniques. De plus, le manque de compréhension approfondie de l'impact du placement des capteurs sur différentes parties du corps entrave l'optimisation des mesures d'équilibre. L'incertitude quant à l'influence du type de tâche (statique ou dynamique) sur l'interprétation des données compromet la validité écologique des évaluations. Enfin, il est nécessaire d'identifier les techniques d'apprentissage automatique les plus efficaces pour prédire spécifiquement le risque de chute à partir des données d'IMU, afin d'améliorer la précision des évaluations cliniques.

Ces défis non relevés limitent l'utilisation des IMUs dans la prévention des chutes, un enjeu de santé publique majeur chez les personnes âgées. Avec le vieillissement de la population mondiale, le besoin d'outils d'évaluation précis, accessibles et non invasifs devient de plus en plus urgent.

Pour relever ces défis, notre recherche vise à explorer en profondeur l'utilisation des IMUs dans l'évaluation de l'équilibre postural chez les personnes âgées. Notre objectif global est de développer des outils d'évaluation de l'équilibre qui soient non seulement précis et fiables, mais aussi accessibles et centrés sur l'utilisateur. Pour y parvenir, nous poursuivons trois objectifs spécifiques, chacun associé à une hypothèse :

1. Développer un protocole simple et pratique pour l'utilisation des capteurs IMU, détaillant les étapes de calibration, de positionnement sur le corps, d'enregistrement des données et de calcul des caractéristiques cinématiques. L'objectif est d'identifier les caractéristiques dérivées des données IMU qui sont sensibles aux variations de l'équilibre postural et qui peuvent contribuer à une évaluation objective et quantitative

de l'équilibre. **Hypothèse :** Les caractéristiques dérivées des IMUs placés au bas du dos seront les plus prédictives du risque de chute, en raison de leur proximité avec le centre de masse du corps et de leur capacité à capturer les oscillations posturales globales.

2. Analyser l'influence du placement des capteurs (tête, torse, bas du dos) sur l'interprétation des données, ainsi que l'impact du type de tâche (statique ou dynamique) sur la relation entre les caractéristiques du mouvement et l'équilibre. Cette exploration permettra de mieux comprendre comment optimiser le placement des capteurs et le choix des tâches pour une évaluation plus précise de l'équilibre. **Hypothèse :** Les tâches dynamiques fourniront des informations plus pertinentes sur l'équilibre que les tâches statiques, car elles reflètent mieux les défis posturaux rencontrés dans la vie quotidienne et révèlent plus efficacement les déficits subtils de contrôle postural.
3. Prédire le risque de chute à partir des données IMU avec la meilleure précision possible. Pour atteindre cet objectif, nous appliquerons et comparerons les performances de divers algorithmes d'apprentissage automatique (régression logistique, SVM, forêt aléatoire, XGBoost, ANN). Cette approche nous permettra d'identifier les méthodes les plus efficaces pour l'analyse des données IMU dans le contexte de l'évaluation de l'équilibre et de la prédiction du risque de chute. **Hypothèse :** Les algorithmes d'apprentissage automatique basés sur les ensembles (forêt aléatoire, XGBoost) surpasseront les autres en termes de précision et de sensibilité dans la prédiction du risque de chute, ce qui est crucial pour détecter les cas à moindre risque tout en minimisant les faux négatifs.

Cette étude respectera scrupuleusement les considérations éthiques liées à la recherche sur les personnes âgées, assurant le consentement éclairé des participants et la confidentialité des données.

CHAPITRE 3

METHODOLOGIE

3.1 Participants

3.1.1 Méthodes de Recrutement des Participants de l'Étude

Notre étude a inclus 14 individus, reflétant une diversité significative en termes d'âge (44 à 81 ans), de sexe, et de conditions médicales variées, telles que les troubles de la vision, les maladies cardiaques, et de la thyroïde, ainsi que des antécédents chirurgicaux.

Le recrutement a débuté lors du Festival Interculturel de Notre-Dame-de-Grâce (NDG), un événement qui nous a permis d'atteindre directement un public diversifié et de partager des informations sur notre organisation et notre étude. Nous avons ensuite élargi notre échantillon par des réseaux familiaux et académiques. Cette approche a permis d'atteindre une population plus variée, non seulement en termes d'âge, mais aussi de conditions médicales et de profils de santé générale, renforçant ainsi la diversité et la représentativité de notre échantillon.

3.1.2 Processus de Consentement et Collecte de Données

Avant leur participation à l'étude, chaque individu a reçu un formulaire de consentement éclairé détaillé, expliquant clairement les objectifs, les procédures, les avantages, et les risques potentiels de la recherche. Nous avons souligné l'importance de la participation volontaire et informé les participants qu'ils pouvaient se retirer à tout moment sans aucune conséquence. Nous avons encouragé les participants à poser des questions pour garantir une compréhension complète de l'étude avant de donner leur consentement écrit.

Suite à l'obtention du consentement, nous avons collecté des données démographiques (âge, sexe) et anthropométriques (poids, taille), ainsi que des informations sur les conditions

médicales préexistantes de chaque participant. Un identifiant unique a été attribué à chaque individu pour garantir l'anonymat et la confidentialité des données.

Ce processus rigoureux de consentement éclairé et de collecte de données a été essentiel pour garantir l'intégrité éthique et la validité scientifique de notre étude. L'approbation éthique a été obtenue auprès du comité de révision institutionnel (Ref No. Projet H20221103), assurant que toutes les procédures respectaient les normes éthiques les plus strictes, tout en permettant une analyse approfondie des facteurs influençant l'équilibre chez les participants.

3.2 Tâches du Score d'Équilibre de Berg (BBS)

3.2.1 Description des tâches du BBS

Dans notre étude, nous avons utilisé le Score d'Équilibre de Berg (BBS) comme outil principal pour évaluer l'équilibre fonctionnel de nos participants. Chaque tâche de BBS est notée sur une échelle de 0 à 4, où 0 représente une incapacité à effectuer la tâche et 4 indique une exécution indépendante et sans difficulté. Le score total du BBS, allant de 0 à 56, permet une évaluation globale de l'équilibre, un score plus élevé reflétant un meilleur équilibre. L'étude originale de (Berg et al., 1991) détaille chaque tâche de la BBS, confirmant leur pertinence et leur importance dans l'évaluation de l'équilibre chez les patients.

Le Tableau 3-1 présente une description de chaque tâche du BBS et l'objectif spécifique de l'évaluation pour chaque tâche.

Tableau 3-1 Description des tâches du Score d'Équilibre de Berg (BBS)

N	Tâche	Description détaillée
1	Passer de la position assise à debout	Le participant se lève d'une chaise avec accoudoirs sans utiliser ses mains.
2	Se tenir debout sans appui	Le participant reste debout sans soutien pendant deux minutes.
3	Se tenir assis sans appui, pieds au sol ou sur un tabouret	Le participant reste assis, les bras croisés, pendant deux minutes, sur une chaise ou un tabouret.
4	Passer de la position debout à assise	Le participant s'assoit sur une chaise avec accoudoirs.
5	Transferts	Le participant se lève d'une chaise avec accoudoirs, se déplace et s'assoit sur une chaise sans accoudoir, puis retourne à la première chaise.
6	Se tenir debout les yeux fermés	Le participant reste debout sans soutien et les yeux fermés pendant dix secondes.
7	Se tenir debout les pieds joints	Le participant place ses pieds joints et reste dans cette position pendant une minute.
8	Déplacement antérieur bras étendus	Le participant lève son bras droit devant lui à 90°, doigts étendus, et avance le plus loin possible.

Tableau 3-1 Description des tâches du Score d'Équilibre de Berg (suite)

N	Tâche	Description détaillée
9	Ramasser un objet par terre	Le participant se penche pour ramasser une chaussure placée devant ses pieds.
10	Se retourner pour regarder par-dessus l'épaule gauche et l'épaule droite	Le participant regarde directement derrière lui en tournant la tête sur les épaules gauche et droite successivement.
11	Pivoter sur place (360 degrés)	Le participant fait un tour complet sur lui-même, puis répète l'action dans le sens opposé.
12	Debout et sans support, placement alternatif d'un pied sur un tabouret	Le participant place alternativement un pied sur un tabouret, répétant l'action quatre fois par pied.
13	Se tenir debout sans appui, un pied devant l'autre	Le participant positionne un pied devant l'autre, le talon en contact avec les orteils de l'autre jambe, et tient cette position.
14	Tenir debout sur une jambe	Le participant reste debout sur une jambe aussi longtemps que possible sans prendre appui.

3.2.2 Exécution des tâches

Au cours de cette phase, les participants ont été invités à réaliser une série de mouvements et d'exercices fonctionnels, tout en portant les capteurs IMU. Ces tâches visaient à évaluer l'équilibre et la stabilité des participants dans différentes conditions et positions.

Le Tableau 3-2 présente les étapes que nous avons suivies pour fournir des instructions claires aux participants et assurer leur sécurité tout au long du processus d'exécution des tâches.

Tableau 3-2 Procédure d'exécution des tâches

Étape	Description
Explication des tâches	Le personnel de soins de santé, qui est également membre de l'équipe de recherche, a expliqué en détail les tâches du BBS, en démontrant la technique appropriée et en offrant l'opportunité aux participants de poser des questions pour une compréhension approfondie.
Progression des tâches	Début par des tâches simples telles que se tenir debout calmement, avec une augmentation graduelle de la difficulté.
Instructions claires	Instructions détaillant la position de départ, les postures spécifiques et la durée de chaque tâche
Surveillance et évaluation	Sous la supervision du membre de l'équipe de recherche et des observateurs, les participants ont été surveillés attentivement pendant l'exécution des tâches, afin d'assurer une évaluation précise et d'attribuer les scores BBS appropriés.
Soutien	Un support physique a été mis à disposition pour les tâches les plus exigeantes afin de prévenir les chutes et minimiser les risques.
Repos	Repos accordé entre les tâches si nécessaire pour éviter la fatigue et maintenir la concentration et l'équilibre.
Documentation	Documentation de toute observation relative à la performance des participants, y compris les difficultés et stratégies compensatoires utilisées.

3.3 Équipements

3.3.1 Spécifications de l'IMU

Dans notre étude, nous avons utilisé les IMUs (le modèle SXT, NexGen, Montreal, Quebec, Canada) (Figure 3-1), reconnu pour sa haute précision et sa fiabilité exceptionnelle. Cet IMU incorpore une variété de capteurs avancés, qui ensemble, offrent une capacité de mesure complète et détaillée des mouvements dans l'espace tridimensionnel.

Le SXT (Sensor X-Technology) est un dispositif de pointe qui se distingue par sa conception intégrée et son traitement de signal avancé. Au cœur du SXT se trouve un microcontrôleur puissant qui orchestre le fonctionnement de l'ensemble du système. Ce microcontrôleur gère la synchronisation précise des différents capteurs, garantissant que toutes les mesures sont parfaitement alignées dans le temps. Une caractéristique clé du SXT est son système de fusion de capteurs propriétaire. Ce système utilise des algorithmes sophistiqués pour combiner les données des accéléromètres, des gyroscopes et des magnétomètres en temps réel. Cette fusion permet de compenser les limitations inhérentes à chaque type de capteur, résultant en une estimation du mouvement plus précise et plus robuste que ce que pourrait fournir chaque capteur individuellement.

Le SXT se distingue également par sa polyvalence et sa capacité à utiliser tous les modes d'enregistrement, notamment le streaming synchronisé, essentiel pour une analyse en temps réel des mouvements complexes (NexGen User Guide, 2014). Le mode de streaming synchronisé permet la transmission en temps réel des données de tous les capteurs, parfaitement alignées temporellement, ce qui est crucial pour l'analyse de mouvements complexes et rapides comme ceux impliqués dans l'équilibre postural.



Figure 3-1 Moniteur de mouvement SXT

Cet IMU intègre des accéléromètres triaxiaux avec une plage de mesure de $\pm 16g$, des gyroscopes triaxiaux avec une plage de $\pm 2000^{\circ}/s$, des magnétomètres triaxiaux, et un capteur de température. Ces capteurs, échantillonnés à une fréquence de 128 Hz, permettent une analyse détaillée des mouvements dans l'espace tridimensionnel. Pour notre étude spécifique sur l'équilibre, nous nous sommes concentrés sur les données d'accélération et de vitesse angulaire dans les axes X, Y et Z.

En utilisant ces données, les accéléromètres nous permettent de mesurer la direction et l'intensité des forces agissant sur le corps, capturant ainsi les accélérations et décélérations cruciales pour comprendre la dynamique du mouvement. Les gyroscopes complètent cette analyse en fournissant des mesures de rotations, essentielles pour évaluer l'orientation du corps et les changements d'angle dans l'espace.

3.3.2 Positionnement et Méthode de Fixation

Pour obtenir des données précises, il est crucial de placer les IMU de manière stratégique sur le corps des participants, conformément à ce qui est illustré dans la Figure 3-2, L'orientation des axes est précise : l'axe Z vertical, l'axe Y latéral, et l'axe X antéro-postérieur.

Tête : Placé derrière l'oreille droite sur une casquette spécialement conçue, l'IMU mesure les mouvements de la tête essentiels dans les activités nécessitant rotations ou inclinaisons.

Sternum : Fixé à un harnais de torse, cet IMU enregistre les mouvements cruciaux du tronc supérieur, notamment durant les flexions et rotations.

Bas du dos : Positionné sur la peau au niveau L5/S1, l'IMU est sécurisé avec du ruban médical. Ce site est stratégique pour analyser les mouvements du bas du dos et des hanches, particulièrement lors de la marche ou des changements de posture.



Figure 3-2 Emplacements des IMUs

3.3.3 Calibration des capteurs

La calibration des capteurs IMU est une étape fondamentale pour garantir l'exactitude des mesures. Ce processus exigeait des participants qu'ils adoptent une posture spécifique, nommée "ipose", pendant 10 secondes, se tenant immobiles, les bras le long du corps, et fixant un mur devant eux (Figure 3-3). L'objectif était de définir une référence d'origine neutre pour chaque participant, à partir de laquelle les mouvements ultérieurs seraient mesurés.

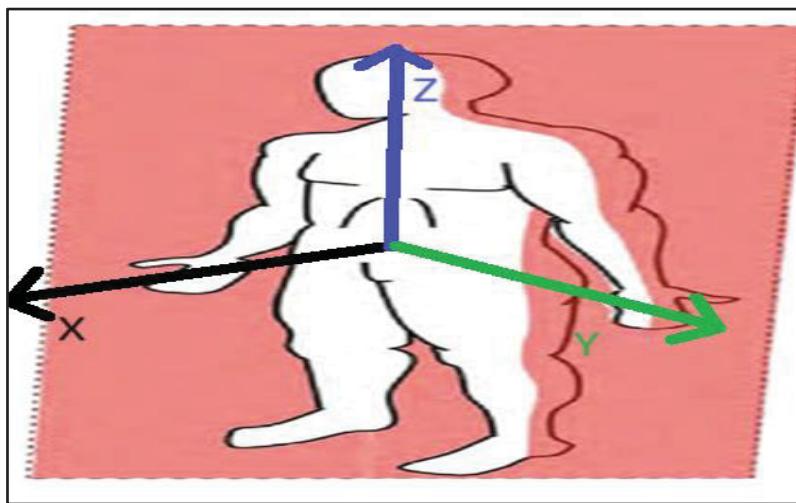


Figure 3-3 Ipose

Après l'étape clé de ce processus repose sur le calcul des valeurs médianes des accélérations mesurées sur les axes X, Y et Z pendant l'ipose, offrant une meilleure robustesse face aux valeurs aberrantes par rapport à une moyenne arithmétique. Les valeurs médianes sont préférées pour leur résistance aux pics imprévus qui peuvent fausser l'analyse des mouvements.

L'équation (3-1) illustrent la méthodologie appliquée pour obtenir les valeurs d'accélération calibrées :

$$\begin{cases} \bar{\bar{a}}_{ipose,X} = median(a_{ipose,X}) \\ \bar{\bar{a}}_{ipose,Y} = median(a_{ipose,Y}) \\ \bar{\bar{a}}_{ipose,Z} = median(a_{ipose,Z}) \end{cases} \quad (3-1)$$

Où $a_{ipose,X}$, $a_{ipose,Y}$ et $a_{ipose,Z}$ représentent les accélérations médianes de référence pour les axes X, Y et Z respectivement.

Ensuite, la calibration des données d'activité s'effectue en soustrayant ces valeurs de référence des mesures brutes d'accélération, selon l'équation (3-2):

$$\begin{cases} a_{c,X} = a_{brut,X} - \bar{\bar{a}}_{ipose,X} \\ a_{c,Y} = a_{brut,Y} - \bar{\bar{a}}_{ipose,Y} \\ a_{c,Z} = a_{brut,Z} - \bar{\bar{a}}_{ipose,Z} \end{cases} \quad (3-2)$$

D'où $a_{c,X}$, $a_{c,Y}$ et $a_{c,Z}$ sont les valeurs d'accélération calibrées, et $a_{brut,X}$, $a_{brut,Y}$, $a_{brut,Z}$ sont les valeurs d'accélération brut mesurées pendant l'activité.

3.3.4 Collecte et Téléchargement des Données avec le capteur de temps

Après avoir soigneusement calibré les capteurs IMU, nous avons procédé à la sélection des paramètres de collecte des données, en nous assurant qu'ils étaient adaptés à la nature des tâches à effectuer et aux spécificités des mouvements du participant. Les participants ont ensuite réalisé les tâches prévues en portant les IMUs. L'enregistrement des données a été activé au début de chaque tâche et désactivé à sa conclusion. Cette méthode a permis de capturer les données de mouvement de manière systématique et structurée, en s'assurant que chaque segment de données corresponde précisément à une tâche spécifique.

Notre méthodologie a été renforcée par l'adoption d'un quatrième capteur utilisé comme marqueur temporel (Figure 3-4). Ce petit dispositif, fixé à l'un des capteurs IMU, était équipé d'un bouton pour enregistrer des marqueurs de temps précis au début et à la fin de chaque tâche, ce qui a grandement facilité l'analyse des périodes de mouvement.



Figure 3-4 Capteur de temps

Après la collecte, les données ont été exportées et formatées pour analyse, en utilisant un système de nommage clair pour une identification facile des fichiers

3.3.5 Convention de nommage et l'organisation des données

Nous avons adopté une convention de nommage des fichiers rigoureuse pour organiser et gérer efficacement les données collectées à l'aide des capteurs IMU. Cette convention a été mise en œuvre à l'aide d'un script Python spécialement conçu à cet effet.

Pour optimiser l'analyse de l'équilibre, nous avons réduit l'ensemble des données brutes à un sous-ensemble de sept colonnes essentielles. Ce choix a été guidé par la pertinence des variables pour notre objectif spécifique d'étudier l'équilibre postural. Les sept colonnes retenues représentent le temps et les axes tridimensionnels de l'accélération et de la vitesse angulaire, fournissant une représentation complète des mouvements du corps dans l'espace. D'autres mesures, telles que la température ou les données magnétiques, n'ont pas été jugées directement pertinentes pour l'analyse de l'équilibre et ont donc été exclues afin d'améliorer l'efficacité du traitement et de l'analyse.

Le script Python que nous avons conçu parcourt le répertoire des fichiers CSV et traite chaque fichier individuellement, identifiant et extrayant automatiquement les colonnes d'intérêt. Il décompose également le nom de chaque fichier pour déterminer le participant concerné, la localisation du capteur et la tâche accomplie. Ces données sont ensuite utilisées pour structurer

une hiérarchie de dossiers ciblée sur notre serveur, créant un dossier principal pour chaque participant et des sous-dossiers pour chaque localisation du capteur étudiée. Les fichiers CSV simplifiés, désormais réduits aux sept colonnes requises, sont sauvegardés sous un nouveau nom qui reflète la tâche spécifique, par exemple, task1.csv, la Figure 3-5 montre le processus d'organisation des données :

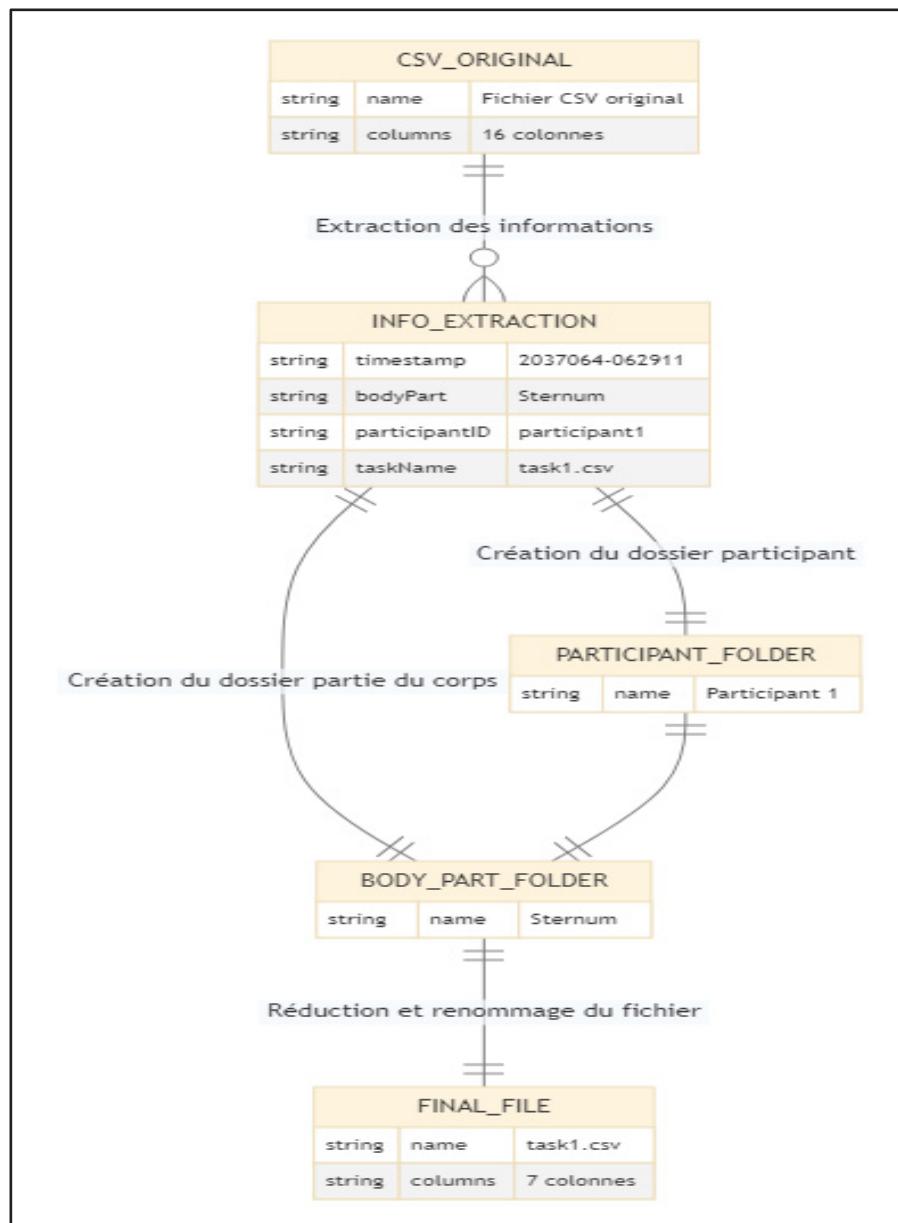


Figure 3-5 schéma illustrant le processus d'organisation des données

3.4 Caractéristiques calculées à partir des données IMU

3.4.1 Prétraitement des données

Le prétraitement des données IMU est une étape cruciale pour garantir la qualité et la fiabilité des analyses ultérieures. Dans notre étude, deux étapes principales ont été mises en œuvre pour préparer les données à part la calibration : l'interpolation des valeurs manquantes et le filtrage passe-bas.

Interpolation des valeurs manquantes :

Bien que les IMUs soient généralement fiables, notre étude a rencontré quelques instances de valeurs manquantes dans les données. Ce phénomène peut s'expliquer par la nature des tâches et le contexte de la collecte de données. De plus, la durée des sessions de collecte, combinée à une utilisation intensive des capteurs, a occasionnellement entraîné l'épuisement des batteries, créant ainsi des lacunes dans les enregistrements. Enfin, dans quelques cas, les participants n'ont pas été en mesure de réaliser certaines tâches du BBS en raison de limitations physiques, ce qui a engendré des périodes sans données pour les capteurs concernés.

Pour assurer la continuité du signal et permettre les calculs ultérieurs, une interpolation linéaire a été appliquée. Cette méthode consiste à remplacer chaque valeur NaN par une valeur estimée à partir des points de données voisins, en supposant une relation linéaire entre eux. Bien que l'interpolation linéaire soit couramment utilisée pour des données scalaires (1D), elle a été appliquée ici indépendamment à chaque caractéristique pour combler les petites lacunes dans les séries temporelles, tout en conservant la structure multidimensionnelle des données.

Cependant, l'application d'une interpolation linéaire seule peut ne pas suffire à gérer toutes les nuances des données manquantes, en particulier dans des contextes où les relations entre les caractéristiques sont complexes. Pour cette raison, nous avons également utilisé une imputation multiple après l'interpolation pour traiter l'incertitude des données manquantes de manière plus

robuste. L'imputation multiple génère plusieurs ensembles de données complétés, ce qui permet de mieux capturer la variabilité inhérente aux valeurs manquantes. En combinant ces méthodes, nous avons pu minimiser l'impact des données manquantes sur les résultats finaux, tout en préservant la validité des analyses.

De plus, pour gérer les valeurs NaN potentielles au début et à la fin des séries temporelles, un remplissage avant (forward fill) a été utilisé pour propager la première valeur valide vers l'avant afin de remplacer les NaN initiaux, tandis qu'un remplissage arrière (backward fill) a été utilisé pour propager la dernière valeur valide vers l'arrière afin de remplacer les NaN finaux.

Filtrage passe-bas :

Les données IMU contiennent du bruit haute fréquence, qui peut interférer avec l'analyse du mouvement. Pour atténuer ce bruit et se concentrer sur les composantes de fréquence pertinentes, un filtre passe-bas de Butterworth d'ordre 6 a été appliqué. Le choix de l'ordre 6 pour ce type de filtre, couramment utilisé pour son efficacité à supprimer les fréquences indésirables tout en préservant les caractéristiques importantes du signal, résulte d'une exploration empirique des différents ordres possibles, l'ordre 6 offrant le meilleur compromis entre la suppression du bruit et la préservation du signal.

La fréquence de coupure du filtre a été fixée à 3,667 Hz, conformément à la fréquence utilisée dans l'étude de (Aich et al., 2019). Cette valeur est justifiée par le fait que les mouvements significatifs liés à l'équilibre postural humain se situent généralement dans une gamme de fréquences inférieure à 3,667 Hz. Les composantes de fréquence supérieures à cette valeur sont donc atténuées par le filtre.

À la fréquence de coupure de -3 dB, le signal subit un déphasage d'environ 270 degrés, typique pour un filtre Butterworth d'ordre 6. Ce déphasage est une caractéristique inhérente aux filtres de Butterworth, mais il reste dans les limites acceptables pour nos analyses, car l'intégrité temporelle des caractéristiques du mouvement est maintenue.

La Figure 3-6 montre la réponse en fréquence du filtre passe-bas, confirmant visuellement son action en illustrant comment le gain diminue progressivement pour les fréquences supérieures à 3.667 Hz, assurant ainsi une filtration efficace du bruit haute fréquence. La pente relativement

raide observée dans cette figure est caractéristique d'un filtre d'ordre élevé, comme le filtre d'ordre 6 que nous avons utilisé. Cela assure une atténuation efficace des composantes de fréquence non désirées, tout en conservant les mouvements significatifs situés en dessous de 3,667 Hz.

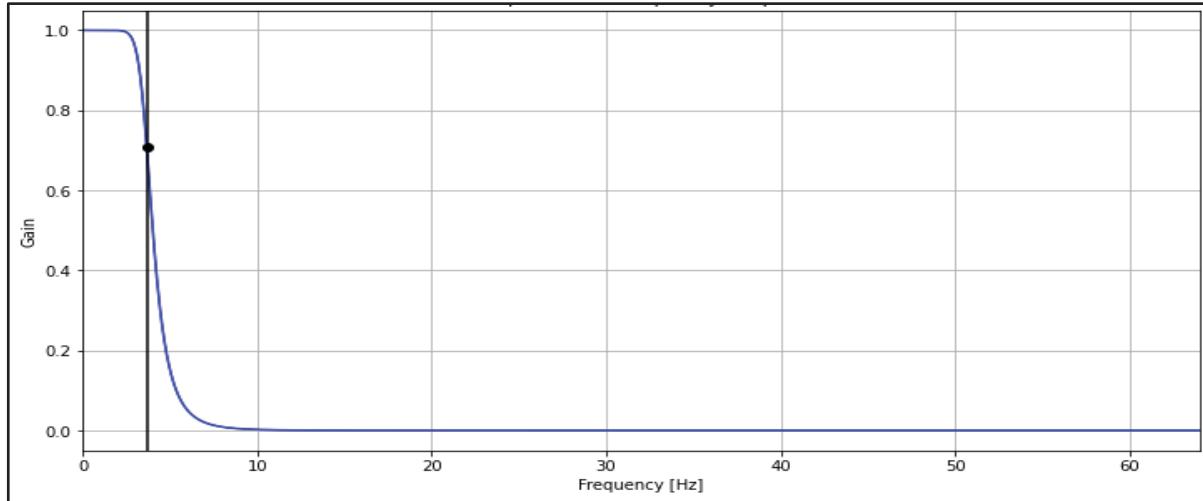


Figure 3-6 Réponse en fréquence du filtre passe-bas

3.4.2 Longueur totale du parcours

Après le prétraitement des données, l'étape suivante consiste à calculer la vitesse et le déplacement à partir des données d'accélération filtrées. Cette double intégration de l'accélération pour obtenir d'abord la vitesse, puis le déplacement, repose sur des principes fondamentaux de la physique (Halliday & Resnick, 2018). La vitesse $v(t)$ est calculée par l'intégration de l'accélération $a(t)$ sur le temps. Suivi de l'agrégation de ces déplacements pour obtenir la longueur totale du parcours. Cette intégration est réalisée à l'aide de la méthode de la somme cumulée (Chapra & Canale, 2015), qui s'avère simple et efficace pour les données uniformément espacées. Cette méthode numérique d'intégration est particulièrement adaptée pour les données issues des IMU, comme démontré par (Haraguchi & Hase, 2024), qui ont utilisé des techniques similaires pour prédire les forces de réaction du sol et la cinématique articulaire à partir de données IMU en utilisant un modèle dynamique tridimensionnel.

Plus précisément, l'intervalle de temps dt est défini à 1/128 seconde, reflétant une fréquence d'échantillonnage de 128 Hz pour les données IMU. Cela permet de calculer la vitesse $v(t)$ en intégrant l'accélération $a(t)$ sur le temps selon la formule(3-3) :

$$v(t) = \int a(t). dt = \sum a(t). dt \quad (3-3)$$

Ensuite, le déplacement $d(t)$ est obtenu par une intégration supplémentaire de la vitesse sur le temps, selon cette équation (3-4) :

$$d(t) = \int v(t). dt = \sum v(t). dt \quad (3-4)$$

Ces intégrations sont réalisées pour chaque axe (X, Y, Z).

Après la longueur totale du parcours est définie comme une mesure de la distance totale parcourue par le segment corporel pendant la durée de l'enregistrement. Selon l'équation (3-5), elle est calculée en sommant les valeurs absolues des déplacements sur chaque axe :

$$L = \sum |D_x| + \sum |D_y| + \sum |D_z| \quad (3-5)$$

Où L est la longueur totale du parcours, et D_x , D_y et D_z sont les déplacements dans les axes X, Y et Z respectivement.

Bien que le calcul de la longueur totale du parcours puisse sembler simple en théorie, il est important de noter que la double intégration des données d'accélération peut entraîner une accumulation d'erreurs, impactant la précision des déplacements mesurés. C'est pourquoi un prétraitement rigoureux des données, notamment l'application de filtres et l'élimination des artefacts, est essentiel pour minimiser ces erreurs. La précision de la méthode dépend donc fortement de la qualité du prétraitement et de la précision du placement initial des capteurs. Avec un traitement adéquat et une fixation rigoureuse des IMUs, cette mesure peut fournir une estimation fiable de la quantité de mouvement d'un segment corporel, s'avérant particulièrement utile pour comparer différents mouvements ou évaluer l'intensité d'une activité (Strang, 2016).

3.4.3 Jerk

Le jerk, défini comme le taux de variation de l'accélération dans le temps, représente la dérivée troisième de la position. Dans le cadre de cette étude, le jerk est calculé directement à partir des données d'accélération prétraitées, ce qui ne nécessite qu'une seule dérivation. Comme l'indique Slaboda (2004), le calcul direct du jerk à partir des données brutes de position, qui nécessite une triple différenciation, peut introduire un bruit significatif dans le signal, rendant les estimations peu fiables. Pour surmonter ces défis, nous avons appliqué un prétraitement aux données d'accélération, notamment par l'utilisation de techniques de lissage afin de réduire le bruit et d'améliorer la robustesse des estimations du jerk.

Le jerk fournit une indication de la douceur ou de la brusquerie d'un mouvement et est particulièrement utile pour identifier les changements rapides d'accélération, tels que les secousses, les à-coups ou les vibrations. Les formules utilisées pour chaque composante du jerk sont présentées l'équation (3-6):

$$\begin{cases} Jerk_x = \frac{da_x}{dt} \\ Jerk_y = \frac{da_y}{dt} \\ Jerk_z = \frac{da_z}{dt} \end{cases} \quad (3-6)$$

Où a_x , a_y , et a_z sont les accélérations dans les axes X, Y et Z respectivement.

Un jerk élevé indique un mouvement brusque, saccadé ou instable, tandis qu'un jerk faible reflète un mouvement plus doux et plus contrôlé

3.4.4 Valeur efficace (RMS) de l'accélération et de la vitesse angulaire

La valeur efficace (RMS) est une mesure statistique couramment utilisée pour quantifier l'amplitude globale d'un signal variable dans le temps. Elle est particulièrement utile pour les

signaux qui oscillent autour de zéro, comme l'accélération et la vitesse angulaire, car elle prend en compte à la fois l'amplitude et la durée des fluctuations du signal.

Dans le contexte de l'analyse du mouvement, la RMS de l'accélération et de la vitesse angulaire permet d'évaluer l'intensité moyenne du mouvement, reflétant la quantité d'énergie déployée pour réaliser une tâche. Par exemple, une RMS élevée d'accélération peut indiquer des mouvements plus énergiques ou des changements de direction plus brusques, tandis qu'une RMS élevée de vitesse angulaire peut révéler des rotations plus rapides ou plus amples.

Avant de procéder au calcul, il est essentiel de déterminer la magnitude de l'accélération et de la vitesse angulaire. La magnitude de l'accélération est calculée comme la racine carrée de la somme des carrés des composantes d'accélération sur les axes X, Y et Z. Elle reflète l'intensité globale du mouvement accélératif du corps ou d'un de ses segments, sans tenir compte de la direction. La magnitude de l'accélération est donnée par l'équation (3-7) :

magnitude de l'accélération =

$$\sqrt{(Accélération\ calibrée)_X^2 + (Accélération\ calibrée)_Y^2 + (Accélération\ calibrée)_Z^2} \quad (3-7)$$

De même, la magnitude de la vitesse angulaire mesure l'intensité totale de la rotation autour de chaque axe principal, selon l'équation (3-8) :

la magnitude de la vitesse angulaire =

$$\sqrt{(vitesse\ calibrée)_X^2 + (vitesse\ calibrée)_Y^2 + (vitesse\ calibrée)_Z^2} \quad (3-8)$$

Alors La valeur efficace (RMS) est calculée en prenant d'abord le carré de la magnitude de l'accélération et de la magnitude de la vitesse à chaque instant. Ensuite, on calcule la moyenne de ces valeurs au carré. Enfin, la racine carrée de cette moyenne donne la valeur efficace (RMS) de l'accélération (3-9) et de la vitesse angulaire (3-10) :

$$RMS \text{ Accélération} = \sqrt{\text{Moyenne}((\text{magnitude de l'accélération})^2)} \quad (3-9)$$

$$RMS \text{ Vitesse angulaire} = \sqrt{\text{Moyenne}((\text{la vitesse angulaire })^2)} \quad (3-10)$$

3.4.5 Aire

Notre analyse ne se limite pas à la compréhension des aspects temporels et cinématiques du mouvement. Il est également important d'évaluer la dispersion spatiale des données d'accélération, c'est-à-dire, comment les valeurs d'accélération se répartissent dans l'espace bidimensionnel au cours de l'activité. Cette information est essentielle pour comprendre la variabilité du mouvement, l'amplitude des changements d'accélération et l'engagement des différents axes de mouvement.

Pour quantifier cette dispersion spatiale, plusieurs méthodes permettent d'estimer la surface occupée par les points de données d'accélération. Dans notre étude, nous avons exploré trois méthodes distinctes : l'aire sous la courbe de la magnitude de l'accélération, l'aire de l'ellipse ajustée aux données d'accélération et l'aire de la boîte englobante. Chacune de ces méthodes offre une perspective unique sur la dispersion spatiale du mouvement et permet de tirer des conclusions complémentaires sur la nature et la variabilité de l'activité.

Surface de l'ellipse :

La méthode de l'ellipse, appliquée à un plan bidimensionnel formé par deux axes anatomiques pertinents pour le mouvement étudié, permet de quantifier la dispersion des données d'accélération et d'estimer la zone où se concentre la majorité des points de données. Johnson & Moise (1990, p. 24) présentent la formule classique pour calculer l'aire d'une ellipse : Aire = $\pi \times a \times b$, où a et b représentent respectivement le demi-grand axe et le demi-petit axe. Dans notre analyse, nous adaptons cette formule en utilisant les écarts-types des données d'accélération sur les axes choisis comme estimations de ces demi-axes. Cette approche se

justifie par le fait que l'écart-type représente la dispersion typique des valeurs autour de la moyenne pour chaque axe. En effet, l'écart-type σ_X capture l'étendue principale des points de données le long de l'axe X, agissant ainsi comme une approximation naturelle du demi-grand axe dans cette direction. De même, σ_Y représente l'étendue principale le long de l'axe Y, approximant le demi-petit axe. Ensemble, ces écarts-types forment une ellipse qui englobe la majorité des points de données d'accélération, offrant une représentation géométrique fidèle de la dispersion du mouvement dans le plan 2D. En substituant σ_X à a et σ_Y à b dans la formule de Johnson et Moise, nous obtenons l'équation adaptée à notre contexte d'analyse du mouvement :

$$\text{aire de l'ellipse} = \pi \times \sigma_X \times \sigma_Y \quad (3-11)$$

Où σ_X et σ_Y représentent l'écart-type des données d'accélération sur les axes X et Y, respectivement.

L'aire de l'ellipse donne une mesure de la dispersion des données d'accélération dans le plan 2D. Une ellipse plus grande indique une plus grande dispersion des données, ce qui suggère un mouvement plus varié ou plus complexe.

Surface de la boîte englobante :

Parallèlement à cette méthode, nous avons également exploré une approche plus directe avec la méthode de la boîte englobante. Cette technique offre une estimation simple et intuitive de la dispersion des données d'accélération. Elle consiste à dessiner un rectangle qui englobe tous les points de données, définissant ainsi une zone qui représente l'étendue maximale du mouvement dans le plan bidimensionnel. Le calcul de l'aire de la boîte englobante est direct : il suffit de mesurer la différence entre les valeurs maximales et minimales des données d'accélération sur les deux axes, puis de multiplier ces différences pour obtenir l'aire du rectangle selon l'équation (3-12):

$$\text{aire de l'ellipse} = (max_X - min_X) \times (max_Y - min_Y) \quad (3-12)$$

Où max_X et min_X sont les valeurs maximale et minimale des données d'accélération sur l'axe X, et max_Y et min_Y sont les valeurs maximale et minimale sur l'axe Y.

Cette surface donne une mesure globale de la dispersion des données d'accélération dans le plan bidimensionnel. Une boîte englobante plus grande indique une plus grande dispersion des données, ce qui peut suggérer un mouvement plus étendu dans l'espace ou une variabilité accrue du mouvement au cours de la tâche.

Aire sous la courbe de la magnitude de l'accélération :

En complément des méthodes traditionnelles d'évaluation de la surface, nous avons exploré une mesure pour l'évaluation de l'équilibre : l'aire sous la courbe de la magnitude de l'accélération. Cette méthode est conçue pour examiner comment l'accumulation de l'accélération au fil du temps peut influencer la performance de l'équilibre.

L'aire sous la courbe est obtenue par la méthode des trapèzes, une technique d'intégration numérique qui estime l'aire en décomposant la courbe en segments trapézoïdaux. Ces segments sont formés entre des points consécutifs de l'accélération, avec des bases représentées par les valeurs de l'accélération et des hauteurs correspondant aux intervalles de temps entre les mesures. L'équation (3-13) montre la méthode des trapèzes.

$$Aire = \sum_{i=0}^{N-1} \left(\frac{a_i + a_{i+1}}{2} \right) \times dt \quad (3-13)$$

Où :

- a_i et a_{i+1} sont les valeurs de l'accélération à deux instants consécutifs,
- dt est l'intervalle de temps entre ces échantillons,
- N est le nombre total de points mesurés.

Dans notre analyse, nous avons utilisé la fonction `np.trapz` de la bibliothèque NumPy pour calculer l'aire sous la courbe de la magnitude de l'accélération en fonction du temps (3-14).

$$\begin{aligned} \text{aire sous la courbe} &= \int \text{magnitude de l'accélération } dt \\ &= np.\text{Trapz}(\text{magnitude de l'accélération}, \text{temps}) \end{aligned} \quad (3-14)$$

La largeur des trapèzes, notée dt est déterminée par l'intervalle de temps entre deux mesures consécutives d'accélération. Dans notre étude, cet intervalle correspond à la période d'échantillonnage des capteurs IMU, qui est de 1/128 seconde en raison de la fréquence d'échantillonnage de 128 Hz. Cette valeur constante de dt assure une base uniforme pour chaque trapèze, permettant ainsi une intégration précise de la courbe de la magnitude de l'accélération.

3.4.6 Volume

Nous avons aussi exploré une nouvelle mesure spatiale : le volume de l'enveloppe convexe des données d'accélération tridimensionnelles. Cette approche vise à quantifier l'espace occupé par l'ensemble des points de données d'accélération, offrant ainsi une perspective tridimensionnelle sur la dispersion et la variabilité du mouvement.

L'enveloppe convexe, concept fondamental en géométrie computationnelle, s'avère être un outil précieux pour l'analyse spatiale du mouvement à partir de données d'accélération tridimensionnelles. Elle représente la forme géométrique la plus compacte qui englobe l'ensemble des valeurs d'accélération triaxiales enregistrées, sans concavité. Il est important de souligner que nous ne traitons pas les positions (XYZ) du corps, mais bien les valeurs d'accélération selon les axes X, Y, et Z, qui forment un espace tridimensionnel spécifique à l'accélération. L'enveloppe convexe représente la forme géométrique la plus compacte qui englobe l'ensemble de ces valeurs d'accélération triaxiales enregistrées, sans concavité.

Le volume de chaque tétraèdre est calculé à l'aide de la formule classique (3-15) (Jurgensen et al., 2000).

$$\text{Volume de la pyramide} = \frac{1}{3} \times \text{Aire de la base} \times \text{Hauteur} \quad (3-15)$$

En sommant les volumes de toutes les pyramides, on obtient le volume total de l'enveloppe convexe. Cela peut être exprimé par l'équation (3-16).

$$\text{Volume} = \frac{1}{3} \times \sum A_i \times h_i \quad (3-16)$$

Où :

- A_i Est l'aire de la i-ème face de l'enveloppe.
- h_i Représente la hauteur de la pyramide pour la i-ème face, c'est-à-dire la distance

La bibliothèque SciPy en Python simplifie considérablement le processus de calcul de l'enveloppe convexe. La classe ConvexHull offre une implémentation optimisée d'algorithmes efficaces pour ce calcul. Son interface intuitive et ses fonctionnalités supplémentaires, telles que l'accès aux faces, aux arêtes et aux sommets de l'enveloppe, en font un outil puissant pour l'analyse spatiale du mouvement.

Ce volume convexe offre une représentation tangible de la variabilité de l'accélération du corps dans l'espace 3D. En quantifiant ce volume, nous obtenons une mesure objective de la complexité des mouvements réalisés. Un volume plus grand suggère une plus grande amplitude de mouvement dans les trois dimensions, ainsi qu'une utilisation plus diversifiée des directions de mouvement. Ces caractéristiques, reflétant une plus grande capacité d'adaptation et de contrôle moteur, sont généralement associées à un meilleur équilibre. Par conséquent, la mesure du volume de l'enveloppe convexe s'avère précieuse pour l'évaluation de l'équilibre postural.

3.4.7 Crédit et Stockage dans la jeu de données

Notre jeu de données a été conçue pour rassembler et organiser de manière structurée les caractéristiques du mouvement calculées et les informations pertinentes des participants, constituant ainsi une fondation essentielle pour l'analyse approfondie de l'équilibre postural.

Le processus débute par l'exploration systématique des fichiers CSV contenant les données brutes des capteurs de mouvement. Grâce à une triple boucle imbriquée, le script parcourt minutieusement chaque fichier de tâche pour chaque capteur et chaque participant. Cette approche garantit que les données de l'ensemble des 588 fichiers de tâches sont extraits et intégrés à la jeu de données, assurant ainsi une représentation complète et fiable des mouvements effectués. Chaque fichier est ensuite soumis à une série de traitements : interpolation des valeurs manquantes, application de filtres passe-bas pour atténuer le bruit, et calculs de diverses métriques telles que l'accélération, la vitesse, et le jerk.

Les données traitées sont compilées dans un fichier CSV final, chaque enregistrement détaillant les tâches des participants et les 13 caractéristiques dérivées des données de mouvement. Les scores BBS, provenant d'un fichier distinct, sont intégrés via les identifiants des participants et des tâches pour une correspondance précise. Des caractéristiques supplémentaires comme l'âge, le sexe, la taille et le poids sont aussi incluses, servant de variables confondantes dans les analyses ultérieures.

La jeu de données finale comprend 588 enregistrements, chacun contenant 21 colonnes : trois pour identifier le participant, le capteur et la tâche, treize pour les caractéristiques de mouvement, une pour le score BBS et quatre pour les données démographiques.

3.5 Prétraitement de la jeu de données

Avant de plonger dans l'analyse des caractéristiques du mouvement et leur relation avec le score BBS, une étape cruciale de prétraitement a été effectuée pour garantir la qualité et la fiabilité des données. Cette étape comprend trois actions principales : l'ajustement des scores BBS pour créer une distribution binaire, la suppression des valeurs aberrantes potentiellement problématiques et la standardisation des caractéristiques calculées.

Ajustement des scores BBS :

Initialement, les scores BBS étaient représentés sur une échelle ordinaire de 0 à 4, où 0 indiquait un équilibre très faible et 4 un excellent équilibre. Pour faciliter l'analyse et la modélisation, ces scores ont été transformés en une variable binaire. Il est important de noter que cette transformation, en regroupant les scores de 0 à 3 en une seule catégorie (1 - mauvais équilibre) et en isolant le score de 4 (0 - bon équilibre), entraîne une perte de granularité en termes d'équilibre. Cependant, cette simplification était nécessaire compte tenu de la distribution des données dans notre échantillon. En effet, la majorité des participants ont exécuté les tâches du BBS avec aisance, obtenant ainsi un score de 4. Le nombre de participants ayant obtenu des scores de 1, 2 ou 3 était comparativement faible, ce qui aurait pu biaiser l'analyse statistique en raison du faible nombre d'observations dans ces catégories. En regroupant les scores de 0 à 3, nous avons créé une distribution binaire plus équilibrée entre les catégories "mauvais équilibre" et "bon équilibre", ce qui est essentiel pour l'application de la régression logistique et pour obtenir des résultats statistiquement robustes.

Élimination des Valeurs Aberrantes :

La suppression des valeurs aberrantes est une étape cruciale et délicate qui nécessite une approche rigoureuse et justifiée, car elle peut affecter l'intégrité des données. Pour aborder cette tâche, nous avons adopté une méthodologie en deux étapes, combinant une identification automatique des valeurs aberrantes avec une vérification manuelle, afin de garantir à la fois la rigueur statistique et la conservation des données pertinentes.

Phase 1 : Identification Automatique

Avant toute suppression, nous avons d'abord vérifié la normalité des données pour chaque caractéristique numérique. Cette étape était essentielle pour confirmer l'adéquation de la méthode du score Z, particulièrement adaptée aux données suivant une distribution normale. Une fois la normalité confirmée, nous avons appliqué le score Z, qui mesure l'écart d'une valeur par rapport à la moyenne, selon l'équation (3-17) :

$$z = \frac{(x - \mu)}{\sigma} \quad (3-17)$$

Où x est la valeur de la mesure, μ est la moyenne, et σ est l'écart type de la caractéristique. Un score Z élevé indique un écart notable de la moyenne, identifiant potentiellement une mesure aberrante.

Un seuil initial de score Z de 4 a été établi pour identifier ces valeurs. Cependant, conscient que les contextes varient d'une tâche à l'autre, nous avons ajusté ce seuil itérativement par incrément de 0,5, jusqu'à ce qu'au moins 90 % des données de chaque tâche soient conservées, avec une limite maximale de 10. Cette approche itérative permet de supprimer les valeurs extrêmes tout en conservant l'essentiel des données valides.

Phase 2 : Vérification Manuelle

Les valeurs identifiées comme aberrantes par le score Z ont ensuite été examinées manuellement. Cette vérification a permis de contextualiser chaque valeur et de s'assurer qu'elle était réellement aberrante et non une variation valide due aux caractéristiques spécifiques des participants ou des tâches. Si une valeur, malgré un score Z élevé, était jugée plausible dans le contexte de l'étude, elle était conservée dans l'analyse.

L'application de cette méthode en deux phases a permis de supprimer un pourcentage total de 6,76 % des données. Cette approche prudente et nuancée assure que seules les valeurs véritablement aberrantes ont été éliminées, préservant ainsi la richesse et l'intégrité des données pour une analyse robuste.

Standardisation des caractéristiques :

Une fois les valeurs aberrantes éliminées, une étape de standardisation a été appliquée aux caractéristiques. Cette étape est importante pour garantir que toutes les caractéristiques contribuent de manière équitable au modèle de régression logistique, évitant ainsi que les caractéristiques avec des échelles de valeurs plus grandes n'aient un impact disproportionné. La standardisation transforme chaque caractéristique en soustrayant sa moyenne et en divisant

par son écart type, ce qui ramène toutes les caractéristiques à une échelle commune avec une moyenne de zéro et un écart type d'un. Cette transformation préserve les informations relatives aux écarts et à la dispersion des données.

La standardisation assure une meilleure comparabilité des coefficients de régression et facilite l'interprétation des résultats du modèle. Elle permet de déterminer l'importance relative de chaque caractéristique du mouvement pour la prédiction de risque de chute, indépendamment de son échelle originale du score BBS.

3.6 Objectif 1 Identification des caractéristiques prédictives des troubles de l'équilibre à partir de l'IMU du bas du dos

Dans cette section, nous visons à identifier et valider les caractéristiques dérivées du capteur IMU placé au bas du dos pour prédire les troubles de l'équilibre. Le choix de cette position est basé sur sa proximité avec le centre de masse du corps, permettant une capture précise des mouvements globaux, et sur sa reconnaissance dans la littérature comme un emplacement standard pour l'étude de l'équilibre postural. Pour atteindre cet objectif, nous utilisons la méthode d'inférence statistique de la régression logistique.

La régression logistique a été choisie pour cette analyse en raison de sa capacité à traiter directement des variables dépendantes binaires qui indique un bon ou un mauvais équilibre. Ce modèle offre une interprétation claire des résultats, en quantifiant l'impact de chaque caractéristique sur la probabilité d'un score BBS (0-3 ou 4). Contrairement à d'autres modèles statistiques plus complexes qui nécessitent souvent une transformation des données ou des ajustements spécifiques pour gérer les sorties binaires, la régression logistique applique naturellement le modèle de probabilité à travers la fonction logit, la rendant idéale pour nos besoins.

Ce modèle offre une interprétation claire et directe des coefficients en termes de chances, ce qui est particulièrement utile pour évaluer l'impact relatif de chaque caractéristique sur la probabilité d'un mauvais équilibre. Pour formaliser cette relation nous utilisons l'équation(3-18), qui exprime le logarithme des chances :

$$\text{logit}(P) = \log\left(\frac{P}{1-P}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_P X_P \quad (3-18)$$

Où :

- P est la probabilité d'un mauvais équilibre.
- $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_P$ Sont les coefficients des variables prédictives X_0, X_1, \dots, X_P qui représentent les caractéristiques du mouvement.

Ces coefficients sont estimés en maximisant la vraisemblance du modèle, c'est-à-dire, en trouvant les valeurs qui rendent les observations les plus probables. La signification statistique de chaque coefficient est ensuite évaluée à l'aide d'un test de Wald. Un coefficient est significatif si sa valeur p est inférieure à 0,05, indiquant une influence réelle sur la probabilité de troubles de l'équilibre.

Pour gérer la multi-colinéarité et prévenir le surapprentissage, nous avons examiné attentivement la matrice de corrélation entre les variables prédictives. Notre attention s'est portée sur les caractéristiques présentant une forte corrélation entre elles, sans nécessairement tenir compte de leur corrélation avec la catégorie du score BBS dans un premier temps. Si une caractéristique présentait de fortes corrélations avec plusieurs autres, nous l'avons éliminée du modèle pour éviter de biaiser les coefficients de la régression. Cette approche permet d'obtenir des estimations plus robustes des coefficients et d'améliorer la capacité de généralisation du modèle.

3.7 Objectif 2 Exploration de l'impact du placement des IMUs et du type de tâche sur l'évaluation de l'équilibre

Après avoir identifié les caractéristiques prédictives des troubles de l'équilibre à partir du capteur placé au bas du dos, nous cherchons maintenant à étudier l'impact du placement des capteurs et du type de tâche sur l'interprétation des données, plus précisément, la relation entre

les caractéristiques dérivées des données des IMUs et l'équilibre quantifié par le score BBS. Cette phase répond directement à notre deuxième objectif de recherche.

Pour cela, nous avons segmenté les données en fonction de la position du capteur (tête, torse, bas du dos) et du type de tâche (statique ou dynamique). Nous considérons que les tâches suivantes sont statiques : 2, 3, 6, 7, 13, 14. Les tâches dynamiques sont les suivantes : 1, 4, 5, 8, 9, 10, 11, 12. Cette segmentation nous permet d'explorer si le placement du capteur influence l'identification des caractéristiques prédictives des troubles de l'équilibre. Notre hypothèse de base (hypothèse nulle) est que les capteurs placés sur la tête et le torse fournissent des interprétations comparables à celles du capteur du bas du dos. De plus, nous souhaitons déterminer si le type de tâche influence la relation entre les caractéristiques du mouvement et l'équilibre. Notre hypothèse est que nous observerons des différences dans les caractéristiques prédictives selon que la tâche soit statique ou dynamique.

Pour répondre à ces questions, nous avons appliqué la régression logistique à chaque sous-ensemble de données, en suivant la méthodologie décrite précédemment. Notre objectif était de vérifier si les capteurs situés sur la tête et le torse offrent des informations comparables à celles obtenues du capteur du bas du dos, qui est traditionnellement utilisé pour l'évaluation de l'équilibre. L'analyse comparative a ainsi révélé des tendances importantes et permis d'évaluer si certains capteurs, en dehors de celui du bas du dos, peuvent également fournir des indicateurs pertinents pour l'évaluation de l'équilibre.

3.8 Objectif 3 Application de l'apprentissage automatique à l'analyse de l'équilibre postural

3.8.1 Modification de la jeu de données pour l'optimisation des modèles d'apprentissage automatique

Afin d'améliorer la précision et la richesse des modèles d'apprentissage automatique, une modification substantielle a été apportée à la structure de la base de données. Initialement, les

caractéristiques du mouvement étaient calculées de manière globale, sans distinction entre les différents capteurs placés sur le corps. Dans la nouvelle approche, chaque caractéristique a été calculée individuellement pour chacun des trois capteurs (tête, torse, bas du dos), augmentant ainsi le nombre de caractéristiques de 13 à 39.

En augmentant le nombre de caractéristiques et en les individualisant par capteur, les modèles peuvent mieux capturer la complexité des mouvements et identifier des patterns spécifiques à chaque position du corps, améliorant ainsi leur capacité prédictive. Par exemple, une accélération RMS élevée au niveau de la tête indique souvent des ajustements posturaux rapides nécessaires pour maintenir l'équilibre, tandis qu'une même accélération au bas du dos peut révéler une instabilité accrue. De même, la mesure du jerk important au niveau de la tête est généralement associé à des corrections rapides et saccadées, alors qu'au niveau du torse, il peut signaler des changements brusques dans la direction du corps (Mancini et al., 2012), (C.-H. Lee & Sun, 2018).

3.8.2 Préparation des Données

Dans cette partie de notre étude, nous avons appliqué divers algorithmes d'apprentissage automatique pour prédire les scores de BBS en fonction des caractéristiques du mouvement des participants. L'application de ces techniques avancées nécessite un processus rigoureux de prétraitement des données a été mis en œuvre pour garantir la qualité et la pertinence des informations utilisées. Les étapes clés que nous avons suivies avant la construction des modèles sont détaillées dans la Figure 3-7.

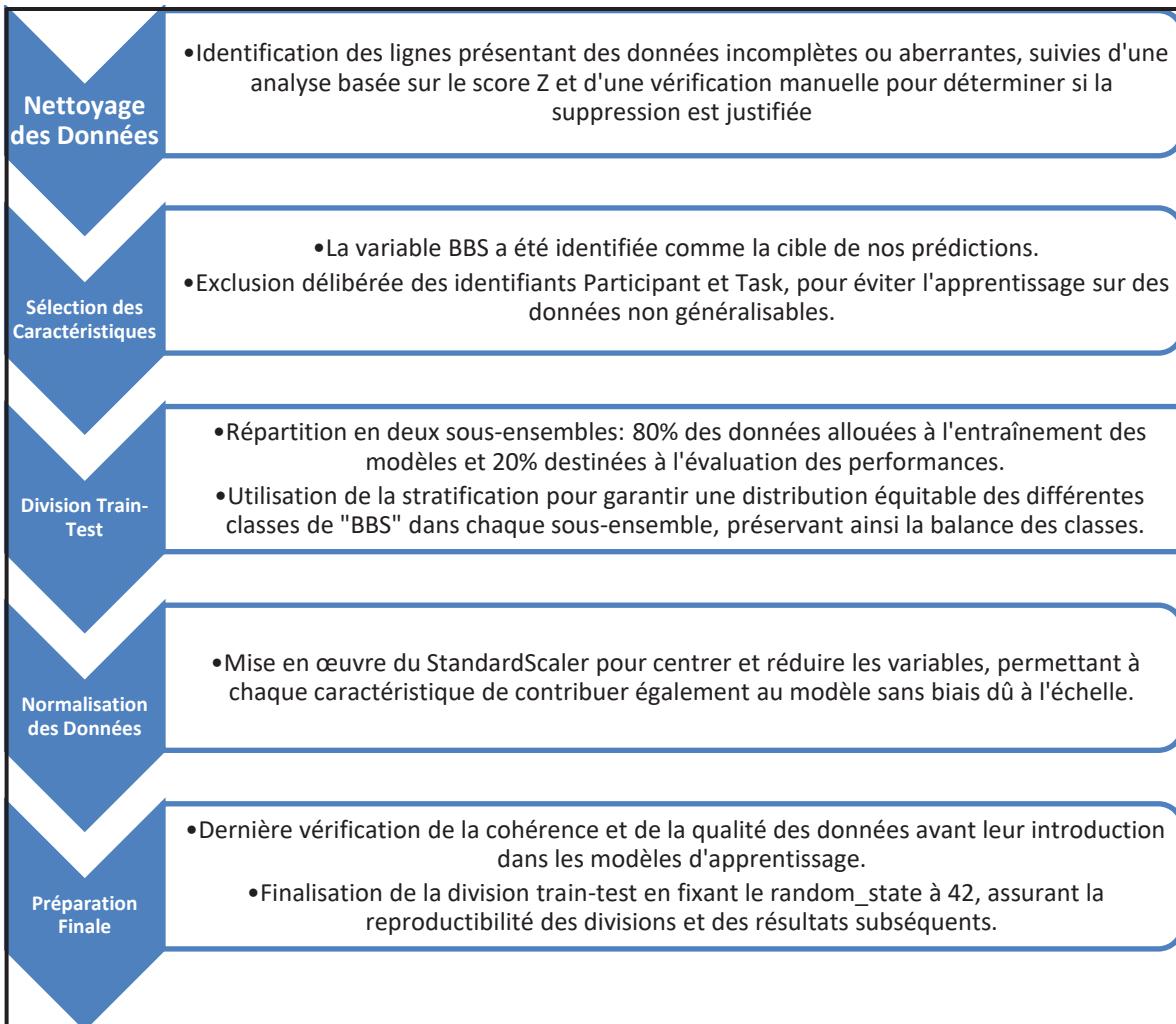


Figure 3-7 Étapes de prétraitement des données pour l'analyse des scores BBS

3.8.3 Construction du modèle

L'un des aspects cruciaux de l'entraînement d'un modèle d'apprentissage automatique est le réglage de ses hyperparamètres. Pour identifier la configuration optimale, nous utilisons la fonction de la classe « GridSearchCV ». Cette technique explore systématiquement un ensemble prédéfini de valeurs pour chaque hyperparamètre et sélectionne la combinaison qui maximise la précision du modèle sur l'ensemble de validation.

Une fois les hyperparamètres sont optimisés, le modèle est entraîné sur l'ensemble de données d'entraînement. Ensuite, il est utilisé pour prédire les valeurs de BBS sur l'ensemble de test, générant des prédictions binaires ainsi que des probabilités associées.

Différents algorithmes d'apprentissage automatique ont été implémentés et évalués pour la classification binaire du risque de chute à partir du score de BBS. Chaque algorithme présente des caractéristiques et des forces uniques, et le choix des paramètres initiaux a été guidé par une compréhension de ces propriétés ainsi que par des considérations sur la nature du problème.

Régression logistique :

La régression logistique reste un algorithme classique pour la classification binaire. L'enjeu crucial réside dans l'équilibre entre un ajustement précis aux données d'entraînement et la capacité à généraliser à de nouvelles données, ce qui est géré par le paramètre de régularisation C. Des valeurs plus faibles de C favorisent une régularisation forte, limitant la complexité du modèle et prévenant le surajustement, tandis que des valeurs plus élevées permettent de capturer des relations plus subtiles, augmentant potentiellement la précision mais avec un risque de surajustement. Dans notre étude, l'exploration d'une large gamme de valeurs pour C ([0.01, 0.1, 1, 10, 100]) via « GridSearchCV » permet d'identifier la configuration optimale, maximisant la précision du modèle sur l'ensemble de validation.

Les machines à vecteurs de support :

Les machines à vecteurs de support (SVM) brillent par leur capacité à résoudre des problèmes de classification, qu'ils soient linéaires ou non linéaires. La sélection du noyau, déterminant la transformation des données pour identifier un hyperplan optimal de séparation des classes, est cruciale. Un noyau linéaire convient lorsque les données sont naturellement séparables par une droite, tandis qu'un noyau « Radial Basis Function » (RBF) permet de capturer des relations plus complexes et non linéaires. Le paramètre de régularisation C joue un rôle d'équilibrisme

entre la maximisation de la marge séparant les classes et la tolérance aux erreurs de classification. Un C élevé, indiquant une faible tolérance aux erreurs, conduit à un hyperplan ajusté aux données d'entraînement avec une marge étroite, minimisant les erreurs de classification mais augmentant le risque de surajustement. À l'inverse, un C faible tolère davantage d'erreurs, favorisant une marge plus large et un modèle plus généralisable, mais potentiellement moins précis. Dans notre exploration, nous avons considéré deux noyaux ('linear' et 'rbf') et trois valeurs de C ([0.1, 1, 10]) pour identifier la configuration optimale qui équilibre précision et généralisation pour la classification du risque de chute.

La forêt aléatoire :

La forêt aléatoire est un algorithme d'ensemble qui combine la sagesse de multiples arbres de décision pour améliorer la précision et la robustesse des prédictions. Le réglage de ses hyperparamètres clés est essentiel pour optimiser ses performances : le nombre d'arbres influence la diversité et la stabilité de l'ensemble, la profondeur maximale des arbres contrôle la complexité et la granularité des décisions et le nombre minimal d'échantillons requis pour créer une feuille prévient le surajustement en limitant la croissance des arbres. Dans notre étude, nous avons exploré un éventail de valeurs pour ces hyperparamètres : [100, 200, 300] pour le nombre d'arbres offrant une gamme de diversité dans l'ensemble, [None, 10, 20] pour la profondeur maximale des arbres, permettant aux arbres de croître librement ou de limiter leur complexité et [1, 2, 4] pour le nombre minimal de feuille, contrôlant la granularité des décisions et prévenant le surajustement.

Algorithme XGBoost :

XGBoost est un algorithme de « boosting » de gradient réputé pour sa vitesse et ses performances, il s'appuie sur une approche distincte de la forêt aléatoire en construisant séquentiellement des modèles qui apprennent des erreurs de leurs prédecesseurs. Contrairement à la forêt aléatoire, où les arbres de décision sont créés indépendamment, le « boosting » crée des arbres itérativement, chacun cherchant à corriger les erreurs du modèle précédent. Outre les paramètres classiques comme le nombre d'arbres et la profondeur

maximale, le XGBoost introduit des hyperparamètres tels que « learning_rate », qui contrôle l'impact de chaque arbre sur le modèle global, empêchant ainsi des changements trop brusques et favorisant une convergence progressive. Les techniques de sous-échantillonnage, comme sélectionnant un sous-ensemble aléatoire des données d'entraînement pour chaque arbre contribuent à la robustesse du modèle en diversifiant les arbres et en réduisant le risque de surajustement. Pour remédier au déséquilibre potentiel des classes dans nos données, nous avons utilisé le hyperparamètre « scale_pos_weight », attribuant un poids plus élevé à la classe minoritaire afin d'améliorer la sensibilité du modèle à cette classe et de garantir des prédictions plus équilibrées.

Les réseaux de neurones artificiels :

Les réseaux de neurones artificiels (ANN), inspirés par la structure et le fonctionnement du cerveau humain, offrent une approche puissante pour la classification en raison de leur capacité à apprendre des représentations complexes des données. Pour la classification du risque de chute, nous avons utilisé un réseau neuronal avec une architecture optimisée grâce à « Keras Tuner ». On a défini un modèle séquentiel flexible, permettant à « Keras Tuner » d'explorer différentes configurations de couches cachées, de neurones par couche, de fonctions d'activation (telles que ReLU, ELU, SeLU, LeakyReLU), de taux de décrochage pour prévenir le surajustement, et de taux d'apprentissage pour l'algorithme d'optimisation Adam.

« Keras Tuner » effectue une recherche aléatoire, explorant 10 configurations différentes de modèles avec 2 exécutions par configuration, en visant à maximiser la précision sur l'ensemble de validation. Le meilleur modèle, identifié par le « Keras Tuner » et sauvégarde grâce à un « ModelCheckpoint », est ensuite utilisé pour prédire les probabilités BBS sur l'ensemble de test. Un seuil optimal est ensuite appliqué pour convertir ces probabilités en prédictions binaires, permettant l'évaluation du modèle à l'aide de métriques telles que la précision.

3.8.4 Évaluation du modèle

L'évaluation des performances du modèle s'appuie sur un ensemble complet de métriques pour assurer une analyse exhaustive de ses capacités prédictives.

Matrice de confusion : Pour visualiser les types d'erreurs commises, nous utilisons une matrice de confusion. Cette matrice résume les prédictions du modèle en comptabilisant les vrais positifs (TP), les vrais négatifs (TN), les faux positifs (FP) et les faux négatifs (FN). Elle permet d'identifier les erreurs spécifiques faites par le modèle, ce qui est essentiel pour affiner et améliorer les prédictions.

Précision globale : La précision globale mesure la proportion de prédictions correctes parmi l'ensemble des prédictions effectuées par le modèle. Elle est calculée selon l'équation (3-1):

$$\text{Précision} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3-1)$$

Cette métrique est particulièrement utile lorsque les classes sont équilibrées.

Sensibilité ou Taux de Rappel : La sensibilité quantifie la capacité du modèle à identifier correctement les vrais positifs parmi tous les cas réellement positifs. Elle est calculée selon l'équation (3-2) :

$$\text{Sensibilité} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3-2)$$

Une sensibilité élevée est cruciale pour les modèles où les faux négatifs sont coûteux.

Spécificité : La spécificité mesure la capacité du modèle à identifier correctement les vrais négatifs parmi tous les cas réellement négatifs. Elle est calculée selon l'équation (3-3):

$$\text{Sensibilité} = \frac{TN}{TP + FN} \quad (3-3)$$

F-score : il combine la précision et la sensibilité en une seule métrique harmonisée, particulièrement utile en cas de classes déséquilibrées. Il est calculé selon la formule (3-4) :

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Précision} \times \text{Sensibilité}}{\text{Précision} + \text{Sensibilité}} \quad (3-4)$$

Courbe ROC et Aire Sous la Courbe (AUC): La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) illustre la performance du modèle en traçant le taux de vrais positifs (sensibilité) contre le taux de faux positifs (1 - spécificité) à différents seuils de classification. L'aire sous la courbe (AUC) quantifie la capacité du modèle à distinguer les classes positives et négatives, où une AUC de 1 indique un modèle parfait et une AUC de 0,5 correspond à un modèle aléatoire.

Validation Croisée : Pour garantir la robustesse des résultats, une validation croisée a été réalisée. Nous avons utilisé la technique de K-fold cross-validation, où les données sont divisées en k sous-ensembles (folds). Le modèle est entraîné sur k-1 sous-ensembles et testé sur le dernier sous-ensemble. Ce processus est répété fois, et les performances moyennes sont calculées pour fournir une estimation fiable de l'efficacité du modèle.

Ces métriques et méthodes offrent une évaluation rigoureuse et détaillée des performances du modèle, assurant ainsi une interprétation robuste et fiable des résultats obtenus.

CHAPITRE 4

RESULTATS ET DISCUSSION SUR L'INFERENCE DE LA REGRESSION LOGISTIQUE DES CARACTERISTIQUES SIGNIFICATIVES

4.1 Profil des Participants

4.1.1 Démographie et Caractéristiques Physiques des Participants

Dans cette étude, l'échantillon présente une variété démographique qui contribue à la compréhension des facteurs affectant l'équilibre. L'âge des 14 participants varie de 44 à 81 ans, avec une moyenne d'environ 59 ans (Figure 4-1), couvrant ainsi un spectre large depuis l'âge moyen (avec 5 personnes de moins de 55 ans et 5 participants entre 55 et 64 ans) jusqu'à un âge plus avancé (avec 3 personnes entre 65 et 74 ans et 1 personne de plus de 75 ans, où les questions d'équilibre deviennent prégnantes.). L'âge est utilisé comme facteur de confusion dans l'effet étudié. La répartition entre les sexes, avec 6 femmes et 9 hommes, offre une représentation équilibrée. Les caractéristiques physiques, telles que le poids, variant de 52 kg à 98 kg avec une moyenne de 75.13 kg (écart-type = 15.04 kg), et la taille, de 157 cm à 183 cm avec une moyenne de 170.87 cm (écart-type = 9.20 cm), ont été utilisées comme paramètres d'ajustement dans nos modèles prédictifs de l'équilibre.

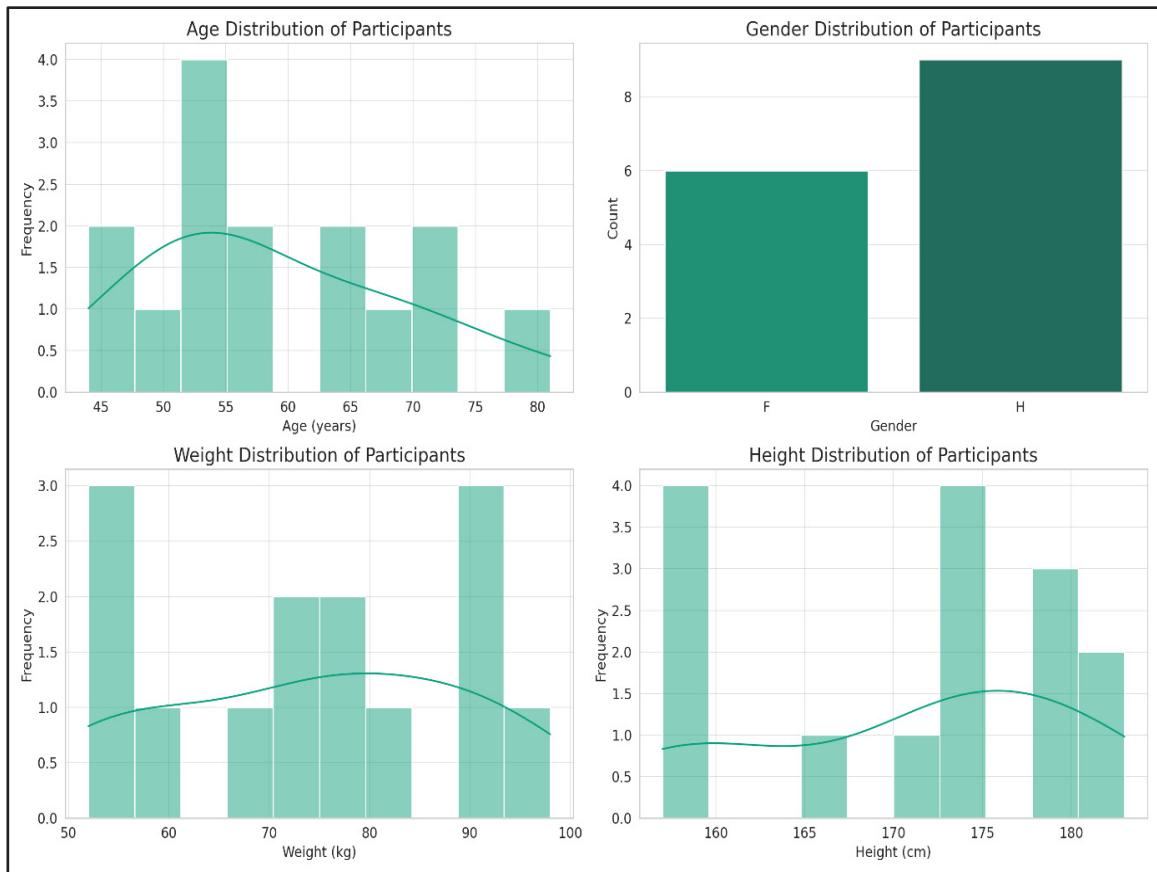


Figure 4-1 Distribution des caractéristiques des participants : (a) l'âge, (b) sexe, (c) poids, et (d) taille

4.1.2 Conditions Médicales des Participants

Le Tableau 4-1 récapitule des participants de notre étude, avec une brève explication de chaque condition médicale.

Tableau 4-1 Antécédents médicaux des participants

Antécédent	Raison de l'intérêt	Détails
Troubles de Vision	Ces conditions peuvent sérieusement compromettre l'équilibre et la coordination spatiale.	8 avec troubles, 1 grave
Cardiopathie	Les maladies cardiaques, telles que l'insuffisance cardiaque et la maladie coronarienne, peuvent diminuer l'endurance physique, réduisant ainsi la capacité d'une personne à maintenir un équilibre stable.	3 avec cardiopathie
Hypertension	La haute pression sanguine peut avoir des répercussions sur l'équilibre.	4 avec hypertension, 1 grave
Diabète	Cela peut causer des complications affectant l'équilibre, comme la neuropathie.	3 avec diabète
Problèmes de Thyroïde	Le déséquilibre hormonal peut influencer l'énergie et l'équilibre.	3 avec problèmes de Thyroïde
Allergies	Les réactions allergiques peuvent impacter temporairement l'équilibre par des symptômes comme les vertiges, la fatigue, et une baisse de la concentration, réduisant la capacité à maintenir ou ajuster la posture.	7 avec allergies, 1 grave
Asthme	La difficulté respiratoire peut affecter l'endurance et l'équilibre.	3 avec asthme
Chirurgie	Ces interventions peuvent affecter la mobilité et l'équilibre.	5 avec antécédents chirurgicaux

4.2 Analyse et Visualisation des Données IMU

Cette sous-section illustre un exemple l'analyse des données IMU obtenues d'un capteur situé sur la tête d'une participante lorsqu'elle effectue une rotation pour regarder par-dessus ses épaules.

4.2.1 Analyse exploratoire des données des paramètres de l'équilibre

Ce processus nous permet d'identifier les anomalies et de comprendre la distribution des données. Les résultats de cette étape préliminaire sont résumés dans le Tableau 4-2, qui présente des exemples de valeurs des paramètres de l'équilibre et leur interprétation.

Tableau 4-2 Paramètre de l'équilibre pour la tâche 10 effectué par une participante

Mesure	Valeur	Interprétation rapide
Longueur Totale du Trajet (m)	9.17×10^4	La longueur considérable du trajet suggère une grande amplitude de mouvement, ce qui est cohérent avec une tâche impliquant des rotations complètes de la tête.
Aire de l'Ellipse d'Ajustement (m^2)	3.26	Mouvements concentrés autour de la moyenne.
Aire de la Boîte Englobante (m^2)	26.82	Écarts occasionnels dans les mouvements.
Aire sous la courbe de l'accélération	1.99×10^6	Une aire importante sous la courbe indique une activité soutenue au cours de la tâche, avec une accélération variant significativement dans le temps.

Tableau 4 2 Paramètre de l'équilibre pour la tâche 10 effectué par une participante(suite)

Mesure	Valeur	Interprétation rapide
RMS pour l'Accélération (m/s ²)	1.73	Force et rapidité des mouvements de la tête.
RMS pour la Vitesse Angulaire (rad/s)	1.3	Exécution contrôlée de la tâche.
Volume Estimé (m ³ /s ⁶)	26.38	Variabilité tridimensionnelle des mouvements.
Accélération Moyenne X (m/s ²)	0.66	Prédominance du mouvement dans une direction sur l'axe X.
Accélération Moyenne Y (m/s ²)	1.23	Mouvement général de la tête sur l'axe Y.
Accélération Moyenne Z (m/s ²)	-9.8	Moindre tendance de mouvement sur l'axe Z, et cela correspond à la gravité terrestre

Une analyse approfondie des paramètres d'équilibre révèle des valeurs qui, à première vue, peuvent sembler anormalement élevées, notamment la Longueur Totale du Trajet (9.17×10^4 m) et l'Aire sous la courbe de l'accélération (1.99×10^6). Ces magnitudes importantes résultent principalement de l'intégration des données d'accélération sur le temps, un processus intrinsèque à l'analyse des données IMU qui peut amplifier certaines erreurs.

L'origine de ces valeurs élevées s'explique par plusieurs facteurs techniques inhérents aux mesures IMU. Premièrement, l'intégration successive des données d'accélération pour obtenir la vitesse, puis la position, entraîne une accumulation d'erreurs au fil du temps. De plus, malgré un prétraitement rigoureux, un certain niveau de bruit persiste dans les signaux, contribuant à cette amplification. Enfin, les IMU sont sujets à une dérive naturelle qui, bien que minime à court terme, peut s'accentuer significativement lors de l'intégration sur de longues périodes.

Il est crucial de comprendre que ces valeurs, bien qu'élevées, ne compromettent pas la validité de notre analyse comparative. En effet, ces erreurs systématiques affectent tous les paramètres calculés de manière cohérente, préservant ainsi la pertinence des comparaisons relatives entre différentes mesures, conditions ou participants. Notre objectif principal n'est pas de nous focaliser sur les valeurs absolues, mais plutôt d'analyser les patterns de mouvement et leurs variations dans différentes conditions d'équilibre.

4.2.2 Analyse temporelle de la grandeur du jerk et de l'accélération RMS

La courbe dans le Figure 4-2 illustre l'évolution de l'accélération jerk au cours du temps pour la tâche observée, avec des pics indiquant des changements rapides et soudaines dans la vitesse de mouvement du participant.

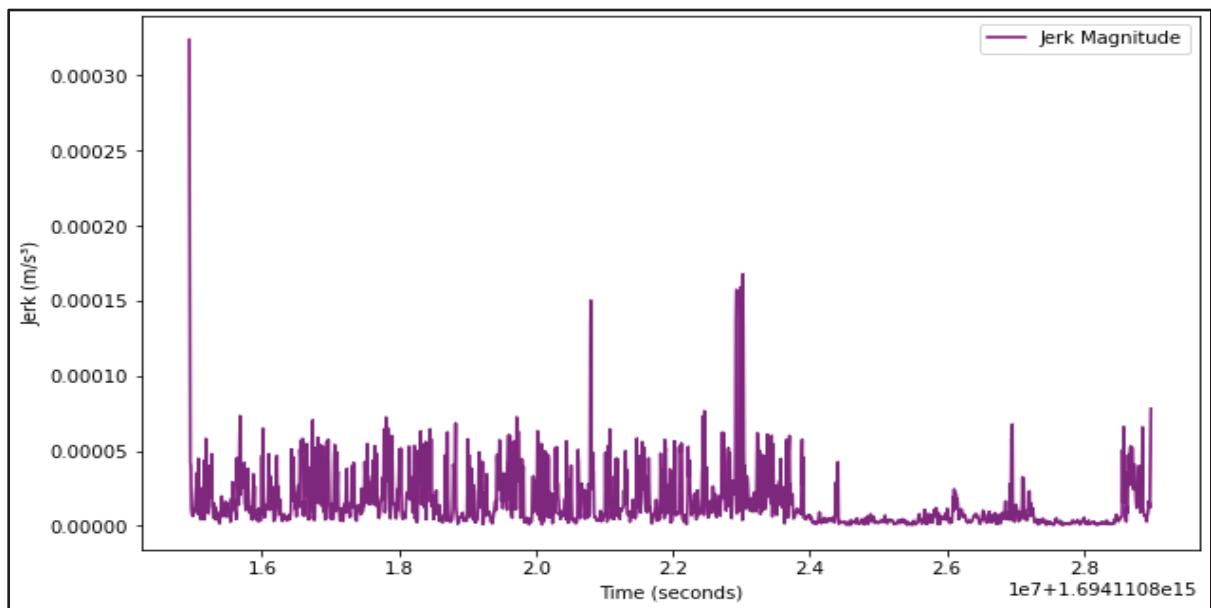


Figure 4-2 Graphique de la magnitude de jerk en fonction du temps

En parallèle, la Figure 4-3 montre la grandeur de l'accélération au fil du temps, avec une ligne rouge en pointillés indiquant la valeur RMS de 1.73 m/s^2 .

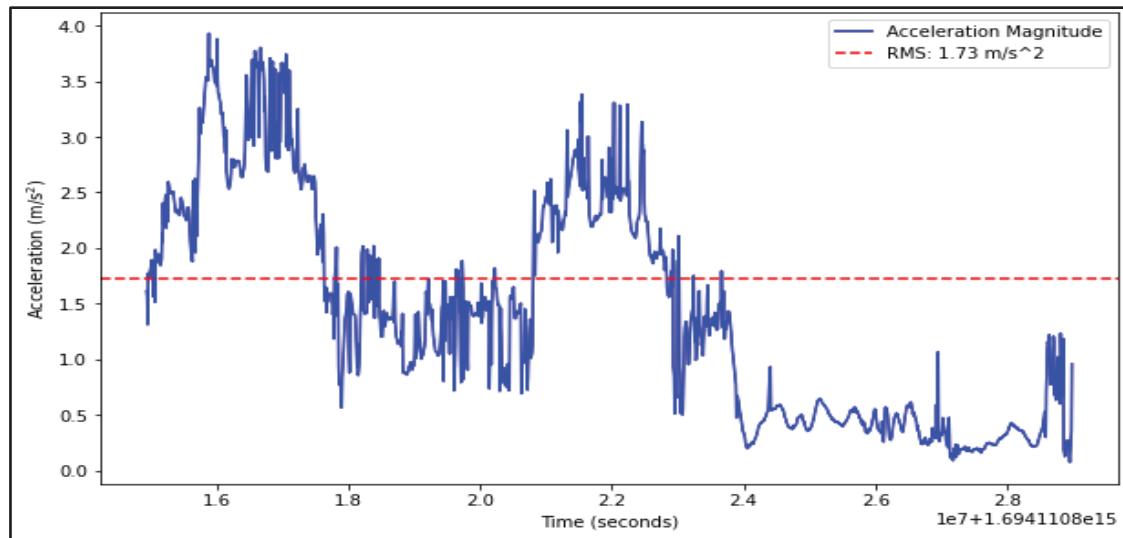


Figure 4-3 Graphique de la grandeur de l'accélération en fonction du temps

L'analyse des pics de jerk, en combinaison avec la valeur RMS de l'accélération, fournit des indications plus précises sur la façon dont le participant adapte son équilibre et réagit à une perte d'équilibre, ainsi que sur la qualité de l'exécution de la tâche. Un enchaînement de pics élevés indique des ajustements rapides et des mouvements potentiellement moins contrôlés, alors qu'une courbe plus lisse suggère une exécution fluide et maîtrisée.

L'importance de l'analyse conjointe de ces deux graphiques est cruciale pour comprendre comment le mouvement a été effectué et aussi pour évaluer la réaction du participant à des changements dynamiques. Ces informations ont des implications significatives dans la conception d'interventions visant à améliorer l'équilibre et la coordination.

4.2.3 Visualisation des caractéristiques de mouvement

Nous explorons différentes visualisations qui illustrent les caractéristiques dynamiques et statiques du mouvement enregistré par le capteur IMU. Chaque visualisation est conçue pour mettre en évidence des aspects spécifiques du mouvement du participant lors d'une tâche sélectionnée au hasard.

Visualisation des Aires de Mouvement en Projection :

Les graphiques de projection dans la Figure 4-4 offrent une visualisation des différentes aires spatiales occupées par le participant durant l'exécution de la tâche. En analysant ces projections, nous cartographions l'espace que le participant a parcouru à travers ses mouvements. L'étendue des accélérations calibrées, révèle non seulement l'amplitude des mouvements dans chaque plan, mais également les nuances de la dynamique du mouvement dans l'espace tridimensionnel.

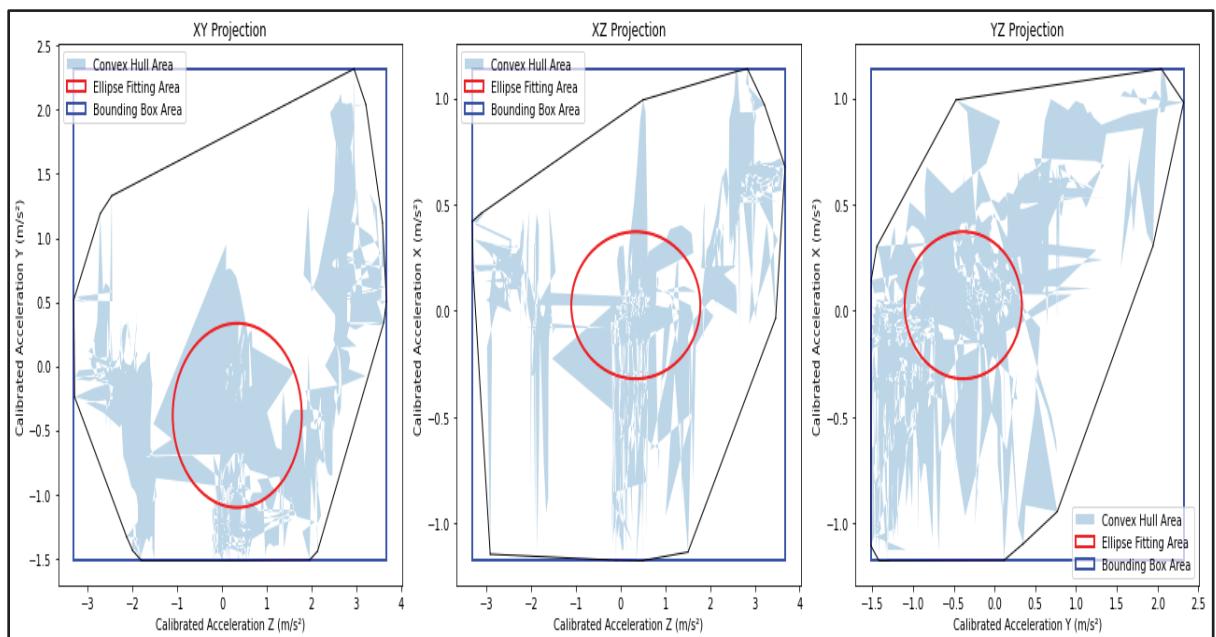


Figure 4-4 Cartographie des plans de mouvement en 2D : (gauche) Projection X-Y, (centre) Projection X-Z, (droite) Projection Y-Z

La projection XY représente le plan transversal, Cette vue horizontale montre les mouvements de la tête du participant dans les directions antéro-postérieure (avant-arrière) et médio-latérale (d'un côté à l'autre). La concentration des points de données à l'intérieur de l'ellipse indique les positions de la tête les plus fréquentes durant la rotation, représentant probablement la direction centrale du regard lorsque le participant regarde par-dessus chaque épaule. La boîte englobante

montre les extrêmes du mouvement de la tête, illustrant l'amplitude totale du mouvement dans ce plan.

La projection XZ, correspondant au plan sagittal, illustre les mouvements de la tête en vertical et en antéro-postérieur, révélant l'inclinaison et la flexion réalisées pendant la rotation de la tête. Simultanément, **la projection YZ**, qui reflète le plan frontal, capture les mouvements verticaux et médio-latéraux de la tête, mettant en lumière les inclinaisons latérales et la symétrie des mouvements lors des rotations vers la gauche et la droite. L'analyse de ces mouvements est essentielle pour évaluer comment la participante gère son équilibre.

Visualisation Tridimensionnelle des Données d'Accélération :

Cette visualisation en 3D (Figure 4-5) illustre l'étendue et la complexité des mouvements capturés par le capteur IMU. Elle offre une perspective intégrale sur la manière dont le participant a exécuté la tâche de rotation de la tête.

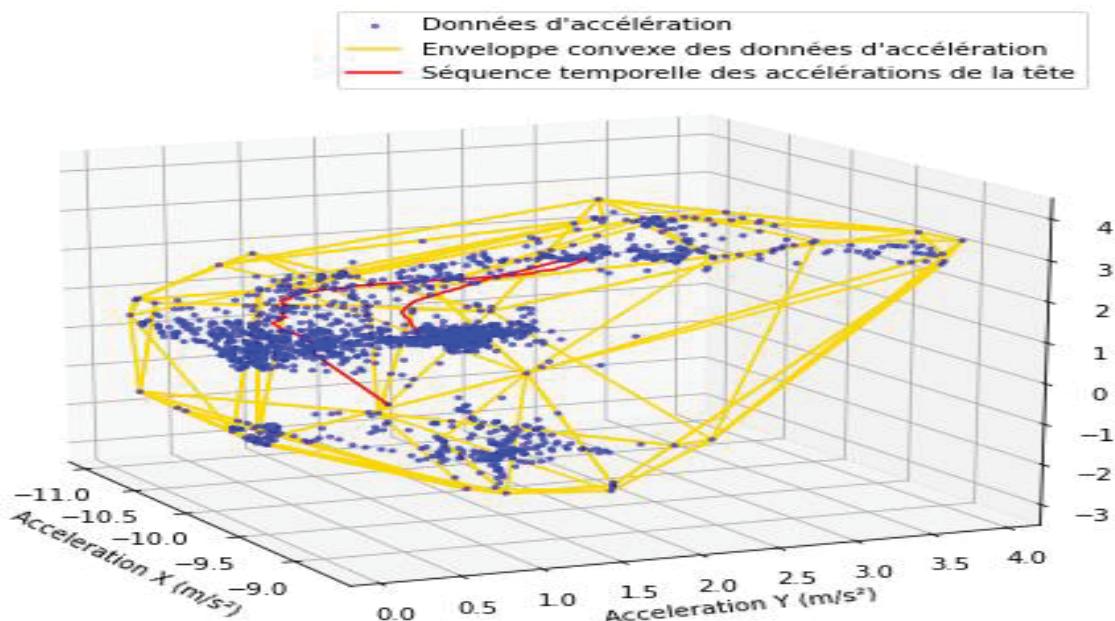


Figure 4-5 Visualisation 3D des données d'accélération

Dans cette visualisation 3D, la construction géométrique dorée représente l'enveloppe convexe autour des données d'accélération mesurées par le capteur placé sur la tête du participant durant la tâche. Ce volume tridimensionnel délimite l'espace des accélérations enregistrées, et non l'espace physique parcouru par la tête. Il encapsule la totalité des accélérations mesurées, fournissant une représentation de l'amplitude et de la complexité des changements d'accélération de la tête dans toutes les directions : verticale, antéro-postérieure et médiolatérale. Cette approche nous permet d'analyser la dynamique des accélérations, offrant des insights sur les patterns de contrôle moteur et les stratégies d'équilibre employées par le participant, sans pour autant représenter directement l'amplitude physique des mouvements de la tête dans l'espace.

4.3 Analyse descriptive statistique de la Jeu de données IMU

Test de Normalité des Données

Pour vérifier la conformité des données avec l'hypothèse de normalité, nous avons effectué un test de Shapiro-Wilk sur chaque variable de notre ensemble de données. Ce test est reconnu pour sa sensibilité à détecter les écarts par rapport à une distribution normale, ce qui en fait un choix pertinent pour notre analyse.

Les résultats du test, présentés dans le Tableau 4-3, montrent que toutes les variables analysées respectent l'hypothèse de normalité, comme l'indiquent les p-values, toutes supérieures au seuil de 0,05.

Tableau 4-3 Résultats du Test de Normalité (Shapiro-Wilk)

Variable	Statistique	P-Value	Normal
Aire sous la courbe de l'accélération (m/s)	0,979402	0,123128	VRAI
Jerk X (m/s^3)	0,962105	0,209829	VRAI

Tableau 4-1 Résultats du Test de Normalité (Shapiro-Wilk)

Variable	Statistique	P-Value	Normal
Jerk Y (m/s^3)	0,986618	0,216253	VRAI
Jerk Z (m/s^3)	0,972461	0,121501	VRAI
Accélération RMS (m/s^3)	0,980444	0,159134	VRAI
Vitesse angulaire RMS (rad/s)	0,955188	0,137983	VRAI
Surface de l'ellipse (m^2/s^4)	0,966573	0,1	VRAI
Surface de la boîte englobante (m^2/s^4)	0,95	0,193299	VRAI
Longueur totale du parcours (m)	0,99	0,268405	VRAI
Volume (m^3)	0,964767	0,276824	VRAI
Accélération moyenne X (m/s^2)	0,970423	0,13435	VRAI
Accélération moyenne Y (m/s^2)	0,985258	0,3	VRAI
Accélération moyenne Z (m/s^2)	0,968635	0,16909	VRAI

Le test de Shapiro-Wilk indique que toutes les variables analysées respectent l'hypothèse de normalité, comme en témoignent les p-values, toutes supérieures au seuil couramment utilisé de 0,05. Ces résultats permettent de justifier l'utilisation de méthodes statistiques paramétriques pour l'analyse de notre ensemble de données, renforçant ainsi la robustesse et la fiabilité des conclusions de notre étude.

Analyse descriptive des données

Dans la section qui suit, nous aborderons une analyse descriptive des données recueillies, en mettant l'accent sur les mesures de tendance centrale dans le Tableau 4-4, et nous examinerons la distribution et la variabilité des données pour saisir l'étendue des mouvements et des caractéristiques physiques des participants.

Tableau 4-4 Statistiques des variables tirées aux données des IMUs

Variable	Bas du dos		Torse		Tête	
	Moyenne	SD	Moyenne	SD	Moyenne	SD
Aire sous la courbe de l'accélération (m/s)	$5,65 \times 10^7$	8.84×10^7	4.03×10^7	4.75×10^7	8.14×10^7	8.87×10^7
Accélération RMS (m/s^3)	2.19	1.60	2.55	2.43	3.41	2.19
Vitesse angulaire RMS (rad/s)	0.91	0.33	0.94	0.35	2.53×10^4	9.41×10^4
Surface de l'ellipse (m^2/s^4)	2.10	3.09	2.99	5.97	3.83	4.96
Surface de la boîte englobante (m^2/s^4)	27.08	40.53	28.49	29.45	38.84	36.69
Longueur totale du parcours (m)	1.19×10^7	3.37×10^7	7.47×10^6	1.88×10^7	1.18×10^7	2.58×10^7
Volume (m^3)	72.66	194.98	38.86	59.57	70.91	109.31
Jerk X (m/s^3)	1.15×10^{-7}	6.54×10^{-7}	2.95×10^{-7}	7.66×10^{-7}	5.30×10^{-8}	2.05×10^{-7}

Tableau 4-4 Statistiques des variables tirées aux données des IMUs (suite)

	Bas du dos		Torse		Tête	
Variable	Moyenne	SD	Moyenne	SD	Moyenne	SD
Jerk Y (m/s^3)	-2.23 $\times 10^{-8}$	4.05 $\times 10^{-7}$	-1.12 $\times 10^{-7}$	4.43 $\times 10^{-7}$	1.1 $\times 10^{-7}$	5.31 $\times 10^{-7}$
Jerk Z (m/s^3)	-9.50 $\times 10^{-9}$	2.14 $\times 10^{-7}$	2.68 $\times 10^{-8}$	2.42 $\times 10^{-7}$	-3.60 $\times 10^{-8}$	2.08 $\times 10^{-7}$
Accélération moyenne X (m/s^2)	1.94	2.23	1.98	2.33	0.52	0.85
Accélération moyenne Y (m/s^2)	0.24	1.19	0.83	0.46	0.44	2.53
Accélération moyenne Z (m/s^2)	-9.19	0.66	-9.13	0.56	-9.40	0.61

Pour l'aire sous la courbe de l'accélération, on constate une variabilité élevée avec des écarts-types significatifs, atteignant 88,354,176.31 m/s pour le bas du dos. Ces valeurs élevées résultent de l'intégration des données d'accélération sur le temps, un processus qui amplifie inévitablement les erreurs et les accumulations inhérentes aux mesures des IMU.

Il est important de noter que certaines valeurs, comme la vitesse angulaire RMS pour la tête (moyenne de 25,390.09 rad/s avec un écart-type de 94,164.83 rad/s), peuvent sembler excessivement élevées. Ces valeurs ne représentent pas des rotations physiques réelles de cette amplitude, mais reflètent plutôt les limitations inhérentes à la technologie IMU et aux méthodes de calcul utilisées. Plusieurs facteurs contribuent à ces valeurs élevées :

- Erreurs d'intégration et de dérive cumulatives
- Sensibilité élevée des capteurs aux mouvements rapides
- Effets de l'échantillonnage et du traitement du signal

Malgré ces valeurs apparemment élevées, il est crucial de comprendre que ces erreurs sont systématiques et affectent tous les paramètres calculés de manière similaire. La validité de notre étude repose sur la comparaison relative entre les différentes mesures, qui reste informative et pertinente. Notre objectif principal est d'analyser les patterns de mouvement et les différences entre les conditions, plutôt que de nous concentrer sur les valeurs absolues.

Pour le bas du dos, l'écart-type pour l'aire de la boîte est de $40.53 \text{ m}^2/\text{s}^4$, tandis que celui de l'ellipse est de $3.09 \text{ m}^2/\text{s}^4$, ce qui indique une variation considérable dans la distribution des mouvements dans cette région. Pour le torse, ces valeurs sont respectivement de $29.45 \text{ m}^2/\text{s}^4$ et $5.97 \text{ m}^2/\text{s}^4$, montrant également une diversité notable dans la façon dont le torse se meut et occupe l'espace. Concernant la tête, les écarts-types sont de $36.69 \text{ m}^2/\text{s}^4$ pour l'aire de la boîte et de $4.96 \text{ m}^2/\text{s}^4$ pour l'aire de l'ellipse, reflétant les diverses amplitudes et directions des mouvements de la tête.

Enfin, l'accélération moyenne en Z pour la tête, avec une moyenne de -9.19 m/s^2 (avec un écart-type de 0.66) s'approche de la valeur gravitationnelle terrestre, qui est approximativement de -9.81 m/s^2 . Cette proximité suggère que la majorité des mouvements de la tête sont verticaux, dans une direction qui suit la force de gravité, tandis que l'accélération moyenne en Y pour la tête montre une moyenne plus élevée de 2.53 m/s^2 avec un écart-type beaucoup plus grand, indiquant une plus grande variabilité des mouvements latéraux de la tête.

4.4 Tendances Générales et Corrélations

L'analyse de la matrice de corrélation de nos données (Figure 4-6) a mis en lumière des liens significatifs entre plusieurs caractéristiques, en se concentrant sur les paires de variables présentant des corrélations dépassant le seuil de 0,7. Ce seuil a été choisi pour sa robustesse statistique et sa pertinence clinique dans l'évaluation de l'équilibre. Une corrélation de 0,7

indique qu'environ 49% de la variance d'une variable est expliquée par l'autre, ce qui est considéré comme substantiel en sciences biomédicales (Mukaka, 2012). Ce niveau de corrélation permet de filtrer le bruit statistique tout en identifiant des relations physiologiquement significatives, offrant un équilibre optimal entre sensibilité et spécificité dans notre analyse. De plus, ce seuil aide à gérer la multicolinéarité potentielle dans nos modèles prédictifs ultérieurs. Les corrélations ainsi identifiées fournissent des indications précieuses sur les interdépendances entre les différentes mesures d'équilibre, orientant nos analyses vers les aspects les plus prometteurs pour la compréhension et la prédiction des troubles de l'équilibre.

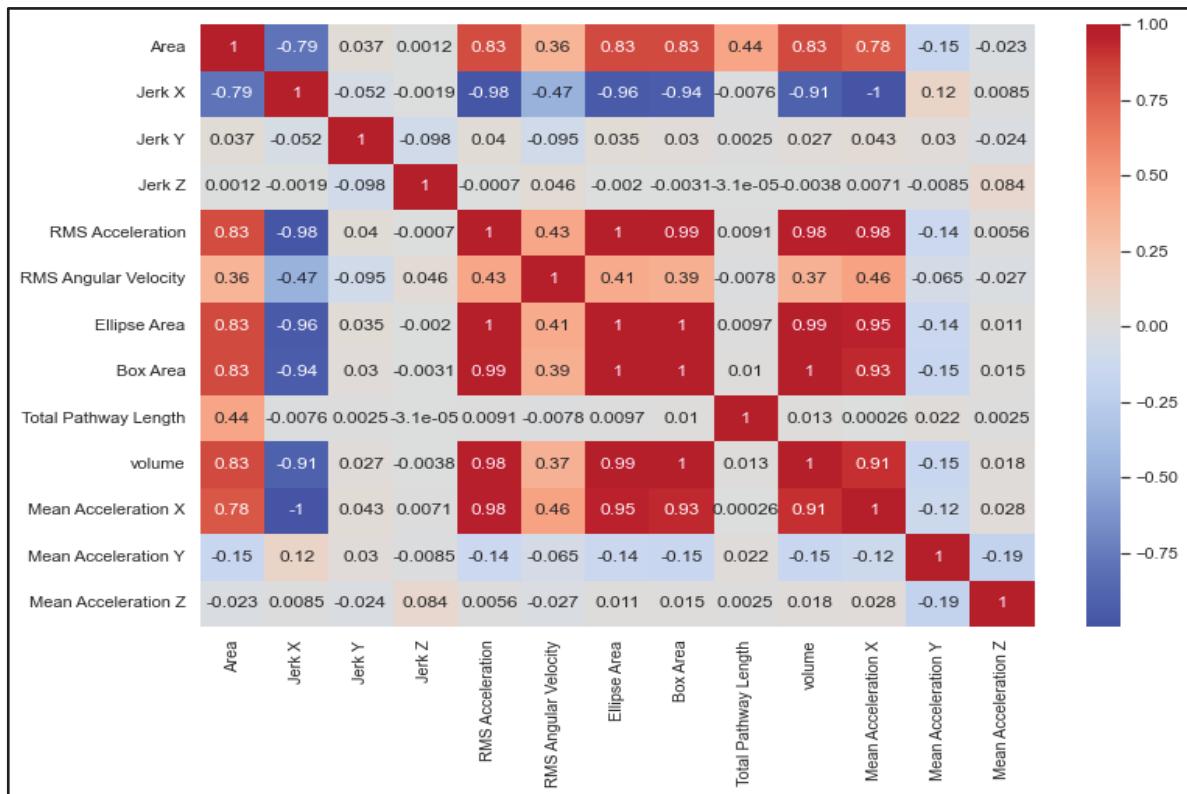


Figure 4-6 Matrice de corrélation des caractéristiques numériques

Les caractéristiques liées à la surface, telles que l'aire sous la courbe d'accélération, l'aire de l'ellipse, et l'aire de la boîte englobante, présentent toutes des corrélations fortes entre elles, avec des coefficients avoisinant 0,8 à 1. Ces associations suggèrent que les dimensions spatiales et la variabilité des mouvements sont étroitement liées, une grande aire de mouvement

entraînant une plus grande variabilité mesurée par ces différentes surfaces. Ceci s'explique par le fait que le calcul de l'aire sous la courbe est sensible aux changements d'accélération sur le temps, et des mouvements couvrant une plus grande surface nécessitent généralement des accélérations et décélérations plus importantes dans différentes directions.

Similairement, la corrélation de 0.91 entre la RMS de l'accélération et l'aire de la boîte englobante s'explique par le fait qu'une plus grande variabilité d'accélération conduit à une plus grande dispersion des valeurs d'accélération dans le plan XY, augmentant ainsi l'aire de la boîte englobante.

De même, la forte corrélation de 0.83 entre la longueur totale du chemin parcouru et l'aire de l'ellipse s'explique par la méthode d'intégration utilisée pour calculer le chemin total, qui additionne les déplacements absous dans les directions X, Y et Z.

Et enfin le volume présente des corrélations notables avec l'aire de la boîte englobante (0,91) et l'aire de l'ellipse (0,83). Ces associations suggèrent qu'une augmentation du volume du mouvement est souvent liée à une plus grande aire de mouvement dans le plan horizontal et à une plus grande variabilité dans les directions X et Y.

4.5 Objectif 1 Identification des caractéristiques significative des troubles de l'équilibre à partir du capteur du bas du dos

Cette analyse répond directement à notre premier objectif de recherche, qui consiste à identifier et valider les caractéristiques issues du capteur du bas du dos comme indicateurs pertinents des troubles de l'équilibre. Tableau 4-5 montre les coefficients obtenus à partir des modèles de régression logistique.

Tableau 4-5 Caractéristiques significative de l'équilibre postural à partir de la régression logistique

Variable	Coef.	Std. Err.	Z	P> z	[0.025	0.975]
Variables confondant						
Âge	0.783	0.162	4.822	< 0.0001	0.465	1.102
Sexe	0.576	0.177	3.252	0.001	0.228	0.923
Poids	-0.542	0.197	-2.753	0.006	-0.928	-0.156
Taille	-0.038	0.196	-0.195	0.84	-0.422	0.345
Variables prédictives						
Aire sous la courbe de l'accélération (m/s)	0.78	0.254	3.053	0.002	0.278	1.278
Jerk X (m/s^3)	-0.25	0.146	-1.721	0.08	-0.540	0.035
Jerk Y (m/s^3)	0.054	0.139	0.391	0.69	-0.218	0.327
Jerk Z (m/s^3)	-0.031	0.133	-0.235	0.81	-0.293	0.2303
Accélération moyenne Y (m/s^2)	0.145	0.141	1.022	0.306	-0.132	0.423
Accélération moyenne Z (m/s^2)	-0.11	0.123	-0.877	0.38	-0.349	0.133
La vitesse angulaire RMS	0.32	0.11	2.87	0.004	0.101	0.53
Longueur totale du parcours (m)	-1.82	0.528	-3.441	0.00057	-2.85	-0.782
Volume (m^3)	-0.521	0.226	-2.301	0.021	-0.966	-0.077

Il est essentiel de souligner la prise en compte de certains facteurs individuels potentiellement confondants. Ces facteurs, incluant l'âge, le sexe, le poids et la taille, peuvent influencer à la fois les caractéristiques du mouvement mesurées par les IMU et le risque de chute. Par exemple, l'âge a montré une corrélation significative avec le score BBS, suggérant un risque accru de déséquilibre avec l'âge. De même, le sexe, le poids et la taille peuvent influencer la biomécanique du mouvement et la stabilité posturale. En incluant ces facteurs confondants dans notre modèle, nous visons à mieux isoler l'effet propre des variables dérivées des IMU sur le risque de chute, en tenant compte des variations individuelles qui pourraient autrement biaiser nos résultats.

Par conséquent, nous avons inclus ces facteurs dans l'analyse comme facteurs confondants, et notre interprétation se concentrera principalement sur l'influence des variables de mouvement dérivées des IMU, car elles représentent les aspects spécifiques du comportement moteur que nous cherchons à étudier. Pour illustrer davantage notre analyse. Voici quelques observations claires qui émanent des données :

- L'aire sous la courbe d'accélération présente un effet positif significatif ($\text{coef} = 0.77$, $p = 0.002$) sur le risque de chute. Cela signifie qu'une aire plus grande sous la courbe, reflétant une activité de mouvement plus importante et des accélérations plus prononcées, est associée à un risque accru de mauvais équilibre.
- La vitesse angulaire RMS présente également un effet positif significatif ($\text{coef} = 0.31$, $p = 0.004$) sur le risque de chute. Des rotations plus rapides et plus variées pourraient être un indicateur de risque de déséquilibre, impliquant que des ajustements plus fréquents ou moins contrôlés peuvent perturber la stabilité posturale.
- Inversement, une longueur de chemin plus étendue ($\text{coef} = -1.81$, $p = 0.0006$) est liée à une meilleure stabilité, ce qui pourrait révéler que des mouvements plus économiques et délibérés contribuent à un équilibre optimal.

- Le volume présente également un effet négatif significatif ($\text{coef} = -0.52$, $p = 0.02$) sur le risque de chute. Cela implique que, dans le cadre spécifique de notre protocole expérimental, un plus grand volume de mouvement est associé à une meilleure stabilité. Cette association pourrait refléter une capacité à naviguer dans l'espace de mouvement de façon plus contrôlée et adaptative, favorisant ainsi le contrôle de l'équilibre.

Courbe ROC :

La courbe ROC (Figure 4-7) illustre la performance du modèle en termes de spécificité et de sensibilité pour l'inférence à de l'équilibre basée sur les données issues du capteur placé au niveau du bas du dos. Avec une AUC de 0,73, le modèle montre une performance considérée comme acceptable selon les standards du domaine. Cela indique que le modèle réussit à faire des prédictions plus précises que le hasard, tout en ayant une marge pour amélioration.

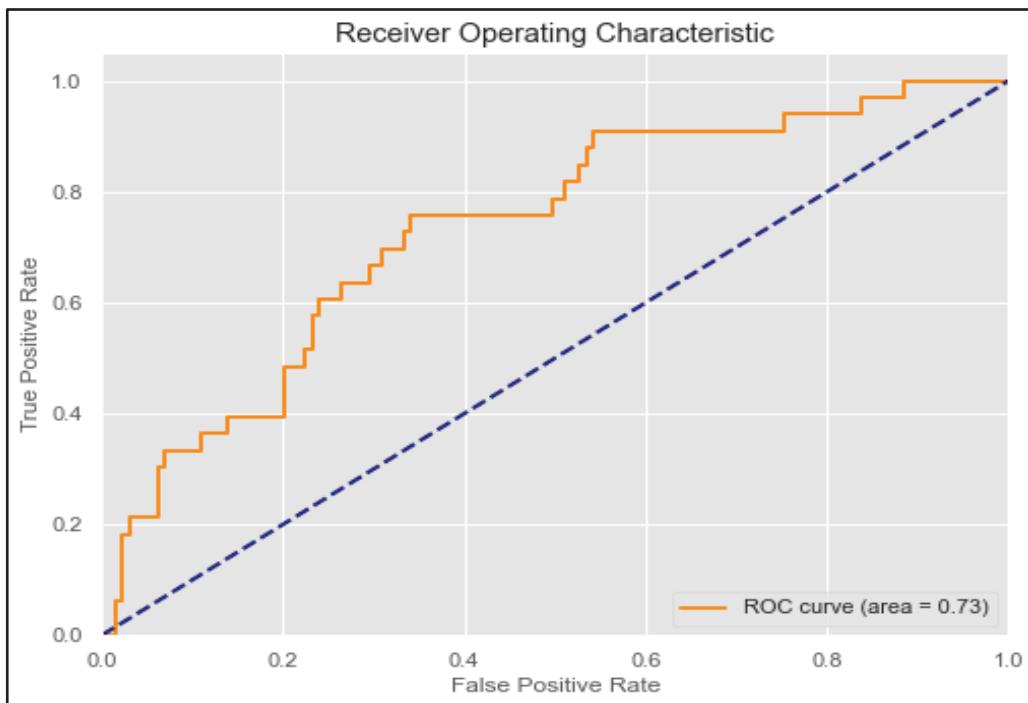


Figure 4-7 Caractéristique de Fonctionnement du Récepteur

Importance et signification des coefficients du modèle :

La Figure 4-8 montre les coefficients estimés par le modèle avec leur signification statistique. Chaque point bleu représente la valeur du coefficient pour une caractéristique spécifique, et les barres rouges indiquent les intervalles de confiance à 95%, et si ces dernières ne touchent pas la ligne, la ligne horizontale à zéro, cela indique que la caractéristique est statistiquement significative. Pour notre étude, à l'exception de l'âge, les variables de l'aire, la vitesse angulaire RMS, le volume et la longueur totale du chemin présentent des intervalles de confiance ne recouvrant pas zéro.

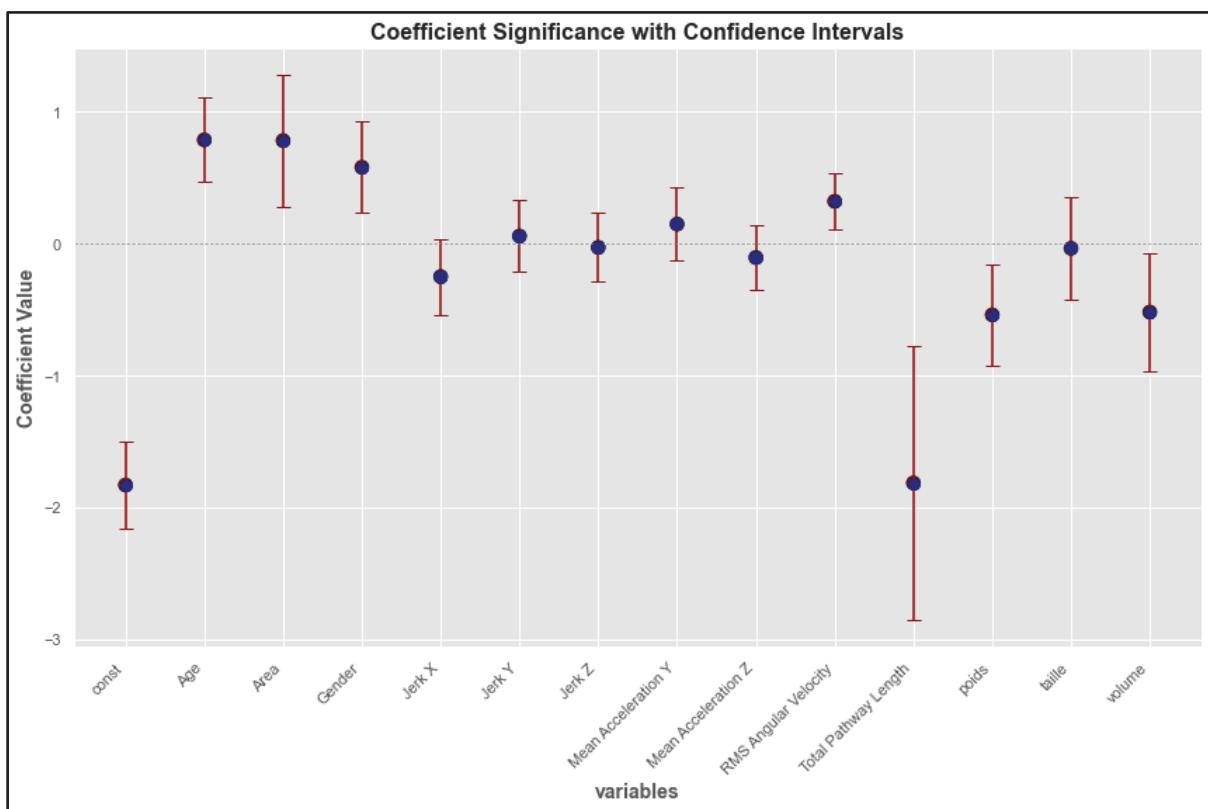


Figure 4-8 Signification des coefficients et intervalles de confiance

4.6 Objectif 2 Inférence à travers la position du capteur et le type de tâche.

Cette section présente les résultats de l'analyse de l'influence du placement des capteurs et du type de tâche sur l'identification des caractéristiques prédictives des troubles de l'équilibre. Cette analyse répond directement à notre deuxième objectif de recherche, qui consiste à étudier l'impact du placement des capteurs sur l'interprétation des données et à explorer l'influence du type de tâche (statique ou dynamique) sur la relation entre les caractéristiques du mouvement et l'équilibre.

En appliquant la régression logistique à chaque combinaison capteur-tâche (tête, torse, bas du dos ; statique, dynamique), nous avons identifié les caractéristiques significatives pour chaque condition. Les Tableaux 4-6, 4-7, 4-8 résume ces résultats, en mettant en évidence les caractéristiques du mouvement qui ont un impact significatif sur la probabilité d'un score BBS faible pour chaque combinaison capteur-tâche.

Tableau 4-6 Caractéristiques significatives de l'équilibre postural en fonction de la position du capteur en tête et du type de tâche

Combinaison Capteur-Tâche	Caractéristique	Intervalle de Confiance	Impact	Type de Caractéristique	Explication
Tête - Statique	Accélération moyenne Y (m/s^2)	[0.16,0.51]	Positif	Prédiktive	Une plus grande, l'accélération moyenne en Y suggère un mauvais équilibre.
	Accélération moyenne Z (m/s^2)	[-0.30,-0.05]	Negatif	Prédiktive	Une plus grande, l'accélération moyenne en Z suggère un meilleur équilibre (BBS faible).
Tête- Dynamique	Accélération moyenne Z (m/s^2)	[0.05,0.37]	Positif	Prédiktive	Une plus grande, l'accélération moyenne en Z suggère un mauvais équilibre (BBS faible).

Tableau 4-7 Caractéristiques significatives de l'équilibre postural en fonction de la position du capteur en torse et du type de tâche

Combinaison Capteur-Tâche	Caractéristique	Intervalle de Confiance	Impact	Type de Caractéristique	Explication
Torse - Statique	Longueur totale du parcours (m)	[0.0008,0.65]	Positif	Préditive	Une plus grande, Longueur suggère un mauvais équilibre.
Torse - Dynamique	Accélération moyenne Y (m/s^2)	[-0.22,-0.01]	Negatif	Préditive	Une plus grande, l'accélération moyenne en Y suggère un meilleur équilibre (BBS faible).
	Volume (m^3)	[0.02,0.27]	Positif	Préditive	L'augmentation du Volume est liée à une détérioration de l'équilibre.
	Jerk X (m/s^3)	[0.06,0.32]	Positif	Préditive	L'augmentation du Jerk X est liée à une altération de l'équilibre.

Tableau 4-8 Caractéristiques significatives de l'équilibre postural en fonction de la position du capteur en bas du dos et du type de tâche

Combinaison Capteur-Tâche	Caractéristique	Intervalle de Confiance	Impact	Type de Caractéristique	Explication
Bas du dos - Statique	Longueur totale du parcours (m)	[0.0007,0.61]	Positif	Prédiktive	Une plus grande, Longueur suggère un mauvais équilibre.
	Volume (m^3)	[-0.23,-0.1]	Négatif	Prédiktive	L'augmentation du Volume est liée à une amélioration de l'équilibre.
Bas du dos - Statique	Longueur totale du parcours (m)	[0.0007,0.61]	Positif	Prédiktive	Une plus grande, Longueur suggère un mauvais équilibre.
Bas du dos - Dynamique	Aucune caractéristique était statistiquement significative	-	-	-	-

4.7 Discussion

Dans cette partie, nous allons interpréter résultats obtenus, notamment en ce qui concerne l'influence de divers paramètres motrices sur le score du BBS. Nous mettrons ces observations en perspective par rapport aux travaux antérieurs pour en évaluer la validité et la pertinence. Cet examen approfondi permettra d'identifier précisément les éléments qui jouent un rôle crucial dans l'équilibre postural.

4.7.1 Facteurs influençant l'équilibre postural

Notre approche ajustant pour les variables démographiques et morphologiques liées à l'âge, le genre, le poids et la taille, nous a permis de cibler spécifiquement les aspects cinématiques de l'équilibre. Cela nous a laissé de nous concentrer sur les caractéristiques physiques directement liées au score BBS. Par conséquent, nous avons pu faire une analyse et des explications plus détaillées.

L'aire sous la courbe d'accélération :

L'association significative entre une aire sous la courbe d'accélération (AUC) plus importante au niveau du bas du dos et un risque accru de mauvais équilibre s'explique par la nature dynamique des 14 tâches du BBS. Ces tâches exigent une adaptation posturale constante et une réorganisation rapide des réponses sensorimotrices, sollicitant ainsi davantage le système postural.

L'étude antérieure (Doi et al., 2013) ont démontré que l'harmonie du ratio d'accélération du tronc est un bon prédicteur de chute chez les personnes âgées. Bien qu'ils aient utilisé une mesure différente de l'accélération du tronc, leur étude souligne l'importance de cette région corporelle dans l'évaluation du risque de chute, corroborant ainsi l'intérêt de notre mesure de l'AUC au niveau du bas du dos. L'augmentation de l'AUC observée dans notre étude, chez les

individus avec un score BBS plus faible reflète les ajustements posturaux plus fréquents et plus amples nécessaires pour maintenir l'équilibre lors des tâches complexes du BBS.

De même, une autre recherche (J. Zhou et al., 2023), qui s'est concentrée sur les personnes âgées de plus de 80 ans, ont constaté que les dysfonctionnements du contrôle de l'équilibre affectent la capacité des personnes âgées à maintenir une marche sûre. Bien que leur étude se concentre spécifiquement sur la marche, elle met en évidence les difficultés rencontrées lors de mouvements dynamiques et les tensions musculaires qui perturbent la stabilité. Cela rejoint les défis observés dans notre étude lors des tâches dynamiques du BBS, comme se lever d'une chaise, effectuer des transferts entre deux chaises, se pencher pour ramasser un objet. Ces tâches impliquent des changements de direction et des déplacements du centre de masse, ce qui sont similaires à ceux rencontrés lors de la marche. L'étude de (J. Zhou et al., 2023) renforce l'idée qu'une AUC plus élevée, reflétant une plus grande instabilité, est associée à un risque accru de chute, que ce soit lors de la marche ou lors des tâches dynamiques du BBS.

En conclusion, l'AUC au niveau du bas du dos, reflétant l'effort postural global et la capacité d'adaptation aux exigences dynamiques des tâches du BBS, offre une mesure objective et quantitative des défis rencontrés pour maintenir l'équilibre.

La vitesse angulaire RMS :

La vitesse angulaire RMS avec sa corrélation positive ($\text{coef} = 0.3182, p = 0.004$), indique que les mouvements plus rapides et variés au niveau du bas du dos sont généralement associés à un risque accru de mauvais équilibre.

L'étude, menée par (Donath et al., 2016), montre que les personnes âgées ayant des vitesses angulaires RMS élevées lors de tâches de balance présentent une stabilité posturale réduite. Bien que cette étude se concentre principalement sur des tâches de balance statique et utilise l'électromyographie de surface pour mesurer l'activité musculaire plutôt que la cinématique directement, elle renforce l'idée que des mesures élevées de vitesse angulaire RMS sont

associées à des déficiences dans la capacité à maintenir l'équilibre. Des vitesses angulaires plus élevées peuvent refléter des ajustements posturaux excessifs ou mal contrôlés, nécessaires pour stabiliser une moindre efficacité du système neuromusculaire chez les personnes âgées. Ces ajustements rapides et variables peuvent entraîner des oscillations posturales plus importantes, difficiles à compenser en raison de la dégradation des systèmes sensoriels et moteurs, contribuant ainsi à un score BBS plus faible.

Malgré ces limitations, notre analyse, combinée aux résultats de (Donath et al., 2016), met en évidence la pertinence de la vitesse angulaire RMS comme mesure précieuse du contrôle postural et de la susceptibilité aux déséquilibres.

La longueur totale du chemin parcouru :

Notre analyse révèle une association intéressante : une plus grande longueur totale du chemin parcouru au niveau du bas du dos est liée à une meilleure stabilité, reflétée par un score BBS parfait. Il est plus juste de dire que les individus ayant un meilleur équilibre sont capables d'explorer un espace de mouvement plus large, car une plus grande confiance en leurs capacités posturales leur permet de se déplacer plus librement sans craindre de perdre l'équilibre.

Cette observation rejoue les théories de (Horak, 2006) sur l'importance de la confiance et de la compétence motrice pour une performance optimale sur le BBS. Une plus grande longueur de chemin pourrait indiquer une meilleure flexibilité, coordination et planification motrice, ainsi qu'une utilisation efficace des différentes stratégies de mouvement pour maintenir l'équilibre. En effet, selon Horak (2006), la confiance en ses capacités posturales permet à un individu de se déplacer avec plus d'assurance et d'explorer un espace de mouvement plus large sans appréhension excessive. De plus, une meilleure compétence motrice, acquise par l'apprentissage et la pratique, permet à l'individu de générer des mouvements plus précis, efficaces et adaptés aux différentes situations, lui conférant ainsi une plus grande stabilité et la capacité de se déplacer dans un espace plus large sans perdre l'équilibre. C'est pourquoi, dans notre étude, les participants ayant un score BBS parfait, reflétant une meilleure maîtrise de

l'équilibre, ont parcouru des distances plus importantes, témoignant d'une confiance accrue et d'une meilleure compétence motrice.

Il est important de noter que les travaux de (Horak, 2006) ne se concentrent pas exclusivement sur le BBS, mais abordent le contrôle postural dans un contexte plus large. Malgré cela, le BBS, dans sa globalité, évalue la capacité d'un individu à contrôler son équilibre dans une variété de situations, ce qui rejoint à son approche qui considère le contrôle postural comme une compétence complexe et multifactorielle. Ainsi, même si la longueur du chemin parcouru ne reflète pas parfaitement chaque stratégie de mouvement utilisée, elle peut offrir un aperçu de la capacité globale d'un individu à s'adapter aux différentes exigences posturales et à maintenir son équilibre.

Le volume :

Notre analyse révèle une corrélation positive entre un volume de mouvement accru au niveau du bas du dos et une meilleure stabilité, concordant avec nos observations sur la longueur totale du trajet. Ce volume accru suggère une exploration plus diversifiée de l'espace de mouvement lors des tâches du BBS, indiquant une adaptation plus flexible et efficace, reflétée par des scores BBS plus élevés.

Melecky et al., (2016) renforcent cette interprétation en introduisant le volume de l'enveloppe convexe comme méthode de quantification de la stabilité posturale du tronc. Bien que leur étude se concentre sur le tronc et la nôtre sur le bas du dos, les deux approches partagent le principe fondamental de quantification de l'espace tridimensionnel du mouvement, consolidant l'association entre un volume accru et une meilleure adaptation posturale.

Cette notion de variabilité bénéfique du mouvement s'étend au-delà de notre population d'étude. Zampogna et al., (2020) soulignent son importance pour le contrôle postural chez les personnes atteintes de troubles neurologiques, un principe applicable à notre analyse de l'équilibre chez les personnes âgées. Dans un contexte de réadaptation, Barton et al., (2013) ont démontré que l'entraînement par réalité virtuelle pouvait améliorer le couplage tronc-pelvis chez un enfant atteint de paralysie cérébrale. Transposé à notre étude, une augmentation du

volume de l'enveloppe convexe pourrait indiquer une amélioration de la capacité d'exploration et d'adaptation aux perturbations, reflétant un meilleur contrôle moteur sélectif et une coordination tronc-pelvis améliorée.

En conclusion, la mesure du volume offre une évaluation plus complète et sensible de la fonction posturale, capable de détecter des changements subtils dans les stratégies de mouvement souvent imperceptibles aux mesures bidimensionnelles traditionnelles. Sa polyvalence, démontrée dans divers contextes cliniques, en fait un indicateur prometteur de la stabilité posturale et de la récupération du contrôle moteur, ouvrant de nouvelles perspectives pour l'évaluation et la réadaptation de l'équilibre.

4.7.2 Choix de la position du capteur et l'équilibre par rapport au type de tâche

L'analyse a révélé des différences significatives dans la manière dont les positions des capteurs et les types de tâches influencent l'évaluation de l'équilibre.

Tête :

Lors des tâches statiques, la tête, essentielle pour la perception spatiale et la coordination motrice, joue un rôle crucial dans le maintien de l'équilibre. L'analyse des données des capteurs révèle que l'accélération moyenne plus élevée sur l'axe médio-latéral (Y) indique une instabilité, souvent due à des oscillations corporelles ou des ajustements posturaux fréquents. Ces résultats sont confirmés par (Noamani et al., 2023), qui ont noté que des mesures comme l'accélération RMS et la fréquence du centre de pression sont particulièrement révélatrices de l'altération de l'équilibre chez les personnes âgées. Ces auteurs soulignent aussi l'importance de standardiser les mesures pour assurer la comparabilité des études. Inversement, une accélération accrue sur l'axe vertical (Z) suggère une meilleure posture et un contrôle efficace de la gravité, ce qui favorise la stabilité. Ce résultat s'explique par le fait qu'une accélération verticale plus importante indique un alignement postural plus stable avec la force de gravité. Un contrôle efficace de la gravité est essentiel pour maintenir la tête dans une position stable et minimiser les oscillations posturales. Cette observation aligne avec les connaissances actuelles sur les ajustements posturaux anticipatoires essentiels au maintien de l'équilibre vertical.

Dans les tâches dynamiques, l'augmentation de l'accélération verticale (Z) est associée à une réduction de la stabilité posturale, ce qui suggère une plus grande sollicitation du système vestibulaire et des réflexes visuomoteurs. Les mouvements étendus de la tête pourraient provoquer des conflits sensoriels, affectant l'intégration sensorielle et la coordination motrice essentielles pour équilibrer le corps. Cette augmentation pourrait également signifier des ajustements posturaux retardés ou excessifs face à l'instabilité causée par les transitions de mouvement. Selon l'étude antérieure (Lacour et al., 2018), les patients avec une hypo-fonction vestibulaire bilatérale dépendent plus des signaux extra-oculaires des mouvements oculaires pour stabiliser leur posture, surtout dans des tâches nécessitant un suivi visuel. Cela indique que les mouvements oculaires, et par extension ceux de la tête, qui sont souvent coordonnés avec les mouvements oculaires pour assurer un champ visuel stable, offrent une compensation en l'absence de signaux vestibulaires fiables. En effet, pour suivre un objet en mouvement, les yeux doivent se déplacer, et la tête tourne généralement pour faciliter ce suivi et maintenir l'objet dans le champ visuel central. En cas d'hypo-fonction vestibulaire, les signaux provenant des muscles oculomoteurs deviennent plus importants pour estimer la position de la tête et maintenir l'équilibre. Cependant, cette compensation par les mouvements oculaires et de la tête peut être moins efficace lors de mouvements dynamiques complexes, car elle nécessite une intégration sensorielle et une coordination motrice plus importantes.

Torse :

Lors des tâches statiques, une longueur totale du chemin parcouru plus importante par le torse suggère un équilibre précaire. Ce résultat met en lumière le rôle crucial du tronc dans le maintien de la posture verticale et la stabilisation du centre de masse. Par exemple, si un participant essaye de se tenir debout sur une jambe : des mouvements excessifs du tronc, oscillant d'avant en arrière ou de gauche à droite, indiquent une difficulté à maintenir l'équilibre. Ces mouvements compensatoires peuvent être dus à une faiblesse des muscles du tronc, un manque de coordination neuromusculaire ou une altération des informations proprioceptives provenant des articulations et des muscles. En effet, (Hosseinimehr &

Norasteh, 2010) ont démontré que la proprioception des muscles du tronc, perturbée par des vibrations, affecte le contrôle postural dynamique. Des muscles du tronc faibles ou mal coordonnés peuvent entraîner une instabilité accrue et nécessiter des mouvements compensatoires excessifs pour maintenir l'équilibre. Un tronc stable, au contraire, agit comme un mât solide, limitant les oscillations du centre de masse et favorisant un meilleur contrôle postural.

Cette observation concorde avec les conclusions de (Ringhof & Stein, 2018) qui soulignent la spécificité des compétences d'équilibre en fonction des différentes tâches. Leur recherche sur l'évaluation biomécanique de l'équilibre dynamique montre que les mesures de stabilité obtenues lors de différentes tâches ne sont pas corrélées entre elles, ce qui suggère que l'équilibre n'est pas une capacité générale mais plutôt un ensemble de compétences spécifiques à chaque tâche.

Lors des tâches dynamiques, les mouvements du tronc deviennent plus complexes et leur influence sur l'équilibre postural est plus nuancée. L'analyse des données révèle une interaction complexe entre la stabilité et la mobilité du tronc. Le tronc doit être suffisamment stable pour maintenir l'équilibre général, mais aussi suffisamment mobile pour permettre les ajustements posturaux nécessaires aux mouvements dynamiques. Ce rôle du tronc est similaire à celui d'un athlète qui doit à la fois maintenir une posture stable et effectuer des mouvements fluides et expressifs.

L'accélération moyenne accrue en Y est associée à un meilleur équilibre. Ce résultat peut sembler paradoxal, car d'autres études (Ge et al., 2021) ont montré qu'une accélération accrue du bas du dos est généralement associée à un équilibre plus précaire. En effet, une revue systématique et méta-analyse a démontré que les personnes âgées souffrant de douleurs lombaires chroniques, qui entraînent souvent une augmentation de l'accélération du bas du dos, présentaient une plus grande amplitude de mouvement du centre de pression, une vitesse de balancement plus élevée et une longueur de trajectoire plus longue, indiquant ainsi une instabilité accrue et un contrôle postural réduit (Ge et al., 2021).

Cependant, il s'explique par le rôle du tronc dans le transfert du poids du corps et le maintien de l'équilibre dynamique. Par exemple, lors d'une rotation sur place, où des accélérations latérales contrôlées du tronc permettent de pivoter efficacement tout en adaptant la position du centre de masse pour gérer les changements rapides de direction. L'étude de (Kegelmeyer et al., 2017) démontre que les individus avec la maladie de Huntington présentent des mouvements de tronc rapides et variés, nécessitant des ajustements constants pour maintenir la stabilité. Ces résultats mettent en évidence l'importance du contrôle précis des mouvements du tronc pour la stabilité posturale, tant dans les activités statiques que dynamiques. Ces mouvements, anticipatoires ou réactifs, sont essentiels pour une bonne coordination neuromusculaire et une capacité à réagir aux perturbations externes, comme démontré dans l'étude de (Khallaf, 2020) sur l'effet de l'entraînement spécifique à la tâche sur le contrôle du tronc et l'équilibre chez des patients ayant subi un AVC. Bien que l'étude de (Khallaf, 2020) ait porté sur une population différente, elle met en évidence l'importance de l'activation contrôlée des muscles du tronc pour le maintien de l'équilibre dynamique.

Cependant, un volume et un jerk accrus en X suggèrent une instabilité du tronc, pouvant compromettre l'équilibre. Des mouvements brusques et saccadés du tronc peuvent indiquer une difficulté à contrôler le centre de masse et à maintenir une trajectoire stable. Ce type d'instabilité peut être particulièrement critique lors de tâches nécessitant un contrôle postural précis, comme se pencher pour ramasser un objet, où quelques participants ont dû s'adapter pour maintenir leur équilibre. L'étude de (Horsak et al., 2023) montre que l'augmentation de la variabilité de la vitesse linéaire médio-latérale du tronc est liée à une instabilité et des difficultés de contrôle postural, tandis que l'étude de (Kegelmeyer et al., 2017) démontre que des mouvements rapides et variés du tronc indiquent une instabilité accrue et une difficulté à maintenir une trajectoire stable.

Bas du dos :

Nos résultats pendant **les tâches statistiques** indiquent qu'un volume de mouvement plus important est associé à un meilleur équilibre. Cela suggère que les individus ayant un bon équilibre explorent un plus large éventail d'options de mouvement, utilisant efficacement l'espace disponible pour trouver la posture optimale pour la stabilité. Inversement, une longueur totale de trajet plus longue, indiquant un déplacement plus important du bas du dos, est liée à un équilibre plus précaire. Bien que cela puisse paraître paradoxal, cela souligne la distinction entre se déplacer de manière excessive, sans nécessairement explorer différentes options posturales et explorer stratégiquement l'espace de mouvement pour maintenir l'équilibre. Ce résultat peut être mis en relation avec le jerk en X, qui est associé à une instabilité accrue du tronc. Un jerk plus élevé peut indiquer des mouvements brusques et non contrôlés du tronc, nécessitant des ajustements posturaux plus importants du bas du dos pour compenser l'instabilité. Le volume quantifie l'espace 3D occupé par le mouvement du segment corporel. Un volume plus important implique une exploration plus diversifiée et expansive de cet espace, signifiant une meilleure adaptabilité et une utilisation efficace des stratégies de mouvement pour maintenir l'équilibre. Il est important de noter que l'utilisation du volume comme indicateur de stabilité posturale est relativement nouvelle. Par exemple, (Pourghayoomi et al., 2020) ont introduit un nouvel indicateur de stabilité posturale, basé sur la présence du centre de pression (CoP) dans différentes zones fonctionnelles rectangulaires (RFA). Cet indicateur, appelé FTR1/2, mesure le volume de l'espace occupé par le CoP pendant les tâches posturales. Leur étude a montré que cet indicateur pouvait prédire avec précision l'intensité de la peur de tomber chez les patients atteints de la maladie de Parkinson, ce qui souligne l'importance de l'analyse volumétrique du mouvement pour évaluer la stabilité posturale. Notre recherche contribue à l'avancement de cette approche en démontrant sa pertinence pour l'évaluation de l'équilibre statique.

Dans les tâches dynamiques, il est intéressant de noter que le capteur du bas du dos n'a révélé aucune caractéristique significative de manière indépendante dans ce contexte. Cela pourrait indiquer que, bien que le bas du dos joue un rôle crucial dans l'équilibre statique, sa contribution à l'équilibre dynamique est probablement plus subtile et intégrée aux actions

d'autres segments corporels, comme le suggèrent les travaux de (Hansen et al., 2021) sur la fiabilité des paramètres d'équilibre dérivés d'IMU. Leurs résultats ont montré que les paramètres d'équilibre statique dérivés d'IMU, y compris ceux mesurés au niveau du bas du dos, présentent une fiabilité modérée à faible chez les patients neuro-gériatriques. Ceci suggère que ces paramètres, pris isolément, peuvent ne pas être suffisamment sensibles pour capturer les nuances du contrôle de l'équilibre dynamique. Donc, les mesures au niveau du centre de masse ne devraient pas être utilisées seules dans le contexte des activités de la vie quotidienne. Le bas du dos aide probablement à transmettre les forces entre le haut et le bas du corps, contribuant à la coordination des mouvements et à l'alignement général du corps pendant les tâches dynamiques. Cependant, les schémas de mouvement du bas du dos ne sont pas des indicateurs aussi directs du contrôle de l'équilibre dynamique que les actions des jambes et des chevilles. Ces dernières jouent un rôle plus direct dans le maintien de l'équilibre lors des déplacements.

Comme l'ont montré (Gueugnon et al., 2019), les adaptations liées à l'âge de la coordination intersegmentaire des membres inférieurs pendant la marche affectent principalement la coordination entre le pied et la jambe, influençant ainsi la cinématique de la cheville. Cet aspect, qui met en évidence l'importance des segments distaux dans le contrôle dynamique de l'équilibre, n'a pas été capturé dans notre étude.

4.7.3 Considérations méthodologiques, limitations et perspectives futures

Le bas du dos s'est avéré être un point de mesure privilégié pour l'évaluation de l'équilibre statique. Les caractéristiques du mouvement telles que le volume et la longueur totale du trajet, ont démontré une forte association avec l'incidence de basse d'équilibre dérivée du score BBS, reflétant la capacité d'adaptation et l'efficacité des stratégies posturales.

Les capteurs placés sur la tête et le torse ont offert des perspectives complémentaires précieuses, en particulier dans le contexte des tâches dynamiques. La moyenne d'accélération verticale de la tête suggère une plus grande instabilité lorsque les mouvements de la tête sont

importants. Le torse a démontré un rôle crucial dans le transfert du poids et le maintien de l'équilibre dynamique, avec une moyenne d'accélération en Y et un volume de mouvement accrus associés à une meilleure stabilité. Ces observations ouvrent des pistes de réflexion fascinantes sur les mécanismes subtils qui sous-tendent l'équilibre dynamique et sur la manière dont les différents segments corporels interagissent pour maintenir la stabilité en mouvement.

Bien que les capteurs de la tête et du torse n'offrent pas les mêmes niveaux d'indicateurs prédictifs d'équilibre que ceux obtenus au niveau du bas du dos. La combinaison d'analyse des données par les trois capteurs enrichisse notre compréhension de l'équilibre postural en dévoilant les ajustements posturaux spécifiques à ces régions et en identifiant les défis rencontrés lors de mouvements dynamiques complexes. De toute façon, l'interprétation de ces données nécessite une attention particulière, car ces régions sont également influencées par des mouvements non liés à l'équilibre, tels que les expressions faciales, les mouvements oculaires et la respiration. Cependant, ces limitations ne diminuent en rien la valeur de ces capteurs, mais soulignent plutôt la nécessité d'une approche qui intègre les informations provenant de différentes sources pour obtenir une image complète de l'équilibre postural.

Les résultats de notre étude ouvrent des perspectives prometteuses pour l'utilisation des IMU dans l'évaluation de l'équilibre chez les personnes âgées. Nous suggérons qu'en combinant les données des capteurs de la tête, du torse et du bas du dos avec d'autres mesures, telles que l'évaluation clinique et les questionnaires, nous pouvons développer des outils d'évaluation plus complets et personnalisés, permettant ainsi une meilleure identification des personnes à risque de chute et une conception d'interventions adaptées pour améliorer l'équilibre et la qualité de vie des personnes âgées.

CHAPITRE 5

RESULTATS ET DISCUSSION SUR L'APPLICATION DE DIFFERENTES METHODES DE MACHINE LEARNING POUR PREDIRE LE SCORE BBS

Afin de développer des modèles prédictifs de la perte d'équilibre, nous avons exploité 39 caractéristiques au total. Ces caractéristiques comprennent les mesures d'équilibre postural, issues de capteurs placés sur la tête, le torse et le bas du dos, ainsi que d'autres variables individuelles pertinentes. L'objectif est de prédire la variable binaire dépendante liée au BBS. Cette section présente les résultats de cinq modèles d'apprentissage automatique : la régression logistique, les machines à vecteurs de support (SVM), la forêt aléatoire, XGBoost et les réseaux de neurones artificiels (ANN). L'accent est mis sur la performance de chaque modèle pour identifier celui qui prédit le plus efficacement la perte d'équilibre.

5.1 Modèle de régression logistique

La performance du modèle de régression logistique pour la prédiction de la perte d'équilibre (le score BBS inférieure à 4) est évaluée sous plusieurs angles. Tout d'abord, la précision de validation croisée moyenne se situe à 82.91%, comme le montre le Tableau 5-1. Cela suggère que le modèle est relativement stable sur différents sous-ensembles de données.

Tableau 5-1 Précision de la validation croisée du modèle de régression logistique

Échantillon	Score
CV Score 1	76.67%
CV Score 2	86.21%
CV Score 3	82.76%
CV Score 4	82.76%
CV Score 5	86.21%
Moyenne CV	82.91%

Ensuite la matrice de confusion (Figure 5-1) révèle une performance contrastée du modèle de régression logistique. Bien qu'il atteigne une spécificité de 87%, identifiant correctement 26 des 39 individus sans risque de perte d'équilibre, sa sensibilité de 43% est préoccupante. Cela signifie que le modèle ne détecte que 3 des 7 individus réellement à risque, soulignant une limitation importante dans sa capacité à identifier les cas positifs.

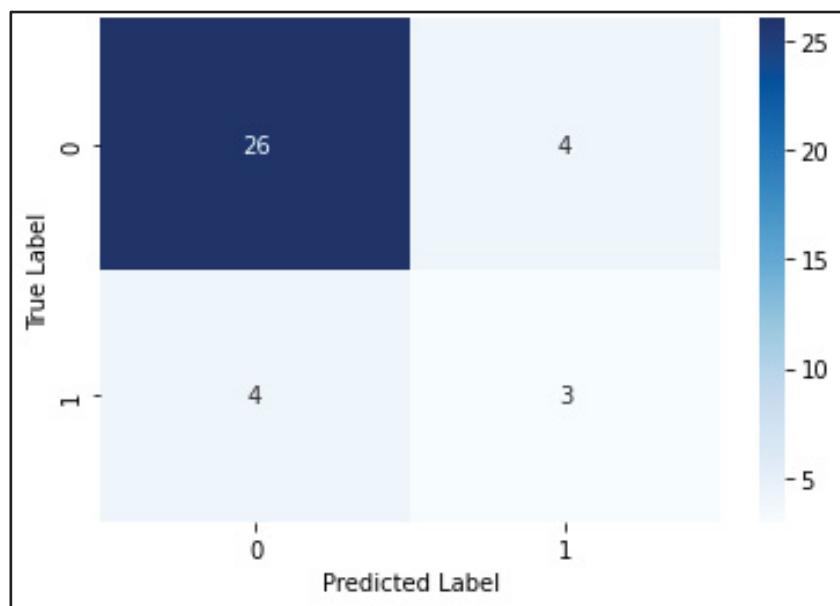


Figure 5-1 Matrice de confusion du modèle de régression logistique

Puis, La courbe ROC (Figure 5-2) présente une aire sous la courbe (AUC) de 0.84. Cela suggère une capacité acceptable à distinguer les classes.

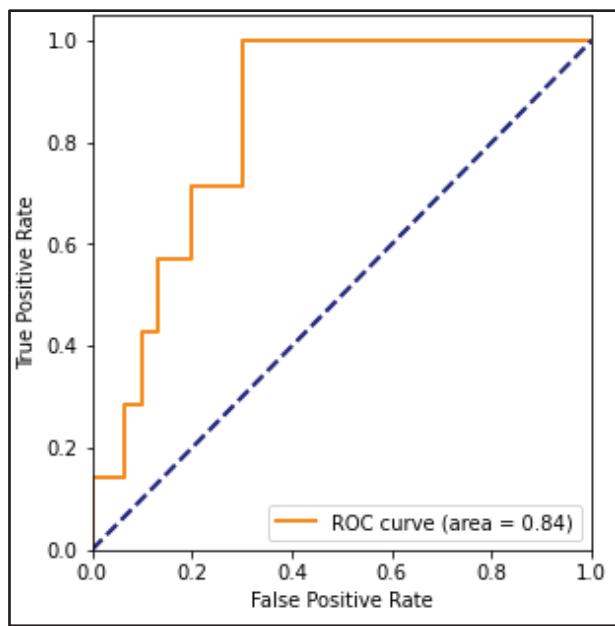


Figure 5-2 Courbe ROC du modèle de régression logistique

Bien qu'il atteigne une précision respectable de 78% dans l'ensemble de données de test (Tableau 5-2), la faible sensibilité met en évidence la difficulté du modèle à identifier les individus à risque de perte d'équilibre. Les scores F1 confirment cette disparité, avec un score de 0.65 pour la globalité des données. Cela signifie que, bien que le modèle soit précis lorsqu'il prédit qu'un patient est à risque, il manque un grand nombre de patients qui sont réellement à risque.

Tableau 5-2 Récapitulatif des performances du modèle

Indicateur	Valeur
Précision	78%
Sensibilité	43%
Spécificité	87%
Score F1	0.65
AUC	0.84

5.2 Modèle SVM

Ce modèle SVM a été rigoureusement évalué par validation croisée pour prédire une perte d'équilibre avec l'échelle BBS, révélant des scores de précision variant de 76.67% à 86.21% (Tableau 5-3). Cette variabilité indique une performance globalement raisonnable, similaire à celle de la régression logistique, dont les scores CV minimums et la moyenne de précision sont très proches de ceux du SVM, soulignant ainsi des performances comparables entre les deux modèles.

Tableau 5-3 Précision de la validation croisée du modèle de SVM

Échantillon	Score
CV Score 1	76.67%
CV Score 2	86.21%
CV Score 3	86.21%
CV Score 4	86.21%
CV Score 5	82.76%
Moyenne CV	83.60%

La matrice de confusion (Figure 5-3) révèle des nuances dans la performance de classification. Pour les cas jugés sans risque (BBS=4), le modèle a identifié correctement 26 des 30 cas, mais quatre cas ont été incorrectement marqués comme présentant un risque, soulignant une marge d'erreur dans l'identification des vrais négatifs.

La performance du modèle concernant les cas à risque (BBS=0-3) est moins performante, avec une sensibilité de 29% (2 détecté parmi 7 cas réels). Cette sensibilité, bien qu'inférieure à celle observée avec la régression logistique, indique que le SVM a certaines limitations pour identifier les participants qui présentent un risque de déséquilibre.

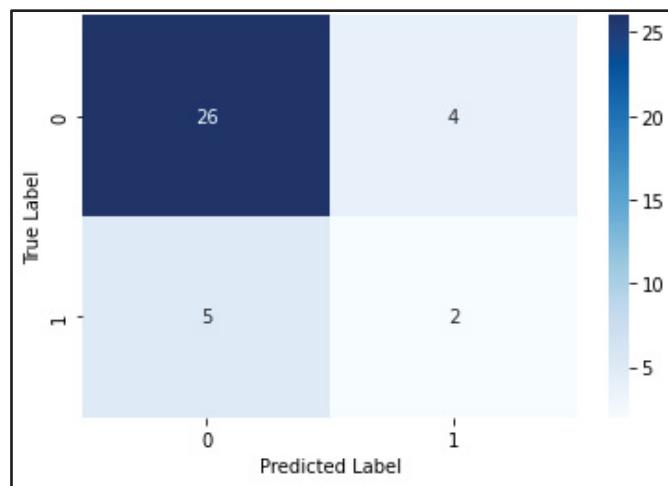


Figure 5-3 Matrice de confusion du modèle de SVM

La courbe ROC du modèle de SVM, avec une AUC de 0.81 (Figure 5-4), révèle une bonne capacité discriminante du modèle :

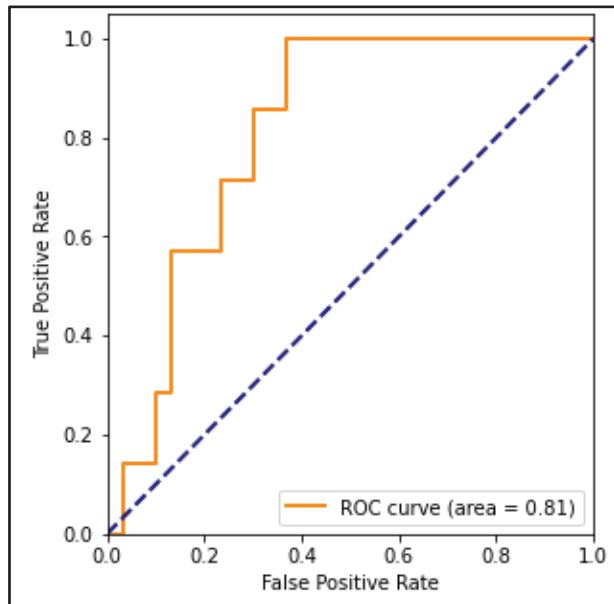


Figure 5-4 Courbe ROC du modèle de SVM

Le modèle SVM affiche des performances médiocres, avec un score F1 de 0.58 et une sensibilité de 29%. Ces résultats (Tableau 5-4) démontrent clairement les limitations du modèle

à identifier de manière fiable les cas à risque, surtout compte tenu du petit nombre d'exemples dans cette catégorie.

Tableau 5-4 Rapport de classification

Indicateur	Valeur
Précision	76%
Sensibilité	29%
Spécificité	87%
Score F1	0.58
AUC	0.81

La précision globale sur l'ensemble de test est de 76%, légèrement inférieure à celle obtenue avec la régression logistique. Ce résultat souligne une performance globale insuffisante du modèle SVM, notamment dans sa capacité à discriminer entre les participants à risque et ceux sans risque, malgré un AUC de 0.81. Cela révèle une efficacité globalement réduite par rapport à la régression logistique, en particulier pour la détection des cas à risque.

5.3 Modèle de forêt aléatoire

La performance du modèle de forêt aléatoire est évaluée sous plusieurs dimensions. Initialement, la précision moyenne obtenue par validation croisée est de 81.52% (Tableau 5-5) ce qui démontre une certaine cohérence du modèle à travers différents segments de données, suggérant une aptitude correcte à généraliser sur de nouveaux échantillons, tant que ces derniers partagent des caractéristiques similaires avec l'ensemble de données utilisé pour la validation.

Tableau 5-5 Précision de la validation croisée du modèle de forêt aléatoire

Échantillon	Score
CV Score 1	80.00%
CV Score 2	86.21%
CV Score 3	82.76%
CV Score 4	82.76%
CV Score 5	75.86%
Moyenne CV	81.52%

L'analyse de la matrice de confusion (Figure 5-5) révèle une excellente capacité du modèle à classifier correctement les cas négatifs, avec une spécificité de 100%, mais montre des faiblesses significatives dans la reconnaissance des cas positifs, avec une sensibilité de seulement 29%. La courbe ROC (Figure 5-6) avec une AUC de 0.85 indique une assez bonne capacité discriminante du modèle, malgré ses lacunes dans la détection des instances positives.

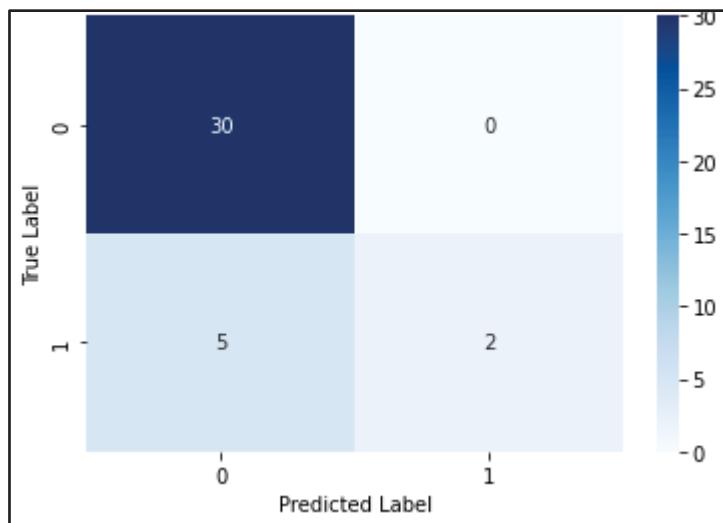


Figure 5-5 Matrice de confusion du modèle de forêt aléatoire

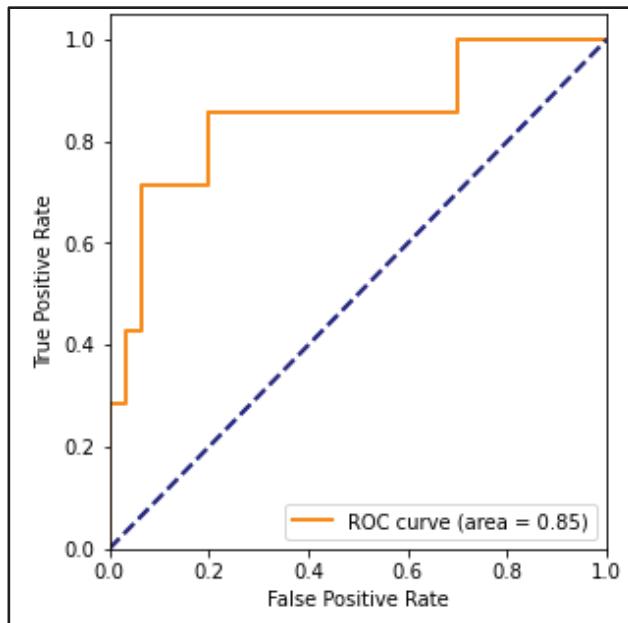


Figure 5-6 Courbe ROC pour le modèle de forêt aléatoire

La performance globale du modèle de forêt aléatoire sur l'ensemble de test atteint une précision de 86% (Tableau 5-6), ce qui témoigne de l'efficacité de la combinaison des forces de multiples arbres pour minimiser les erreurs individuelles et offrir une vue d'ensemble précise. Toutefois, la sensibilité de 29% est préoccupante. Le rapport de classification indique une meilleure précision de 86%, avec un score F1 de 0.68. Ces résultats mettent en évidence un défi significatif : malgré une excellente spécificité (100%) et une haute précision globale, la capacité du modèle à identifier correctement les cas à risque est considérablement limitée. Cette limitation s'explique probablement par le déséquilibre des classes dans notre ensemble de données. Avec un nombre beaucoup plus important d'individus-tâches sans perte d'équilibre (classe 0) que d'individus-tâches avec la présence du risque de chute (classe 1), le modèle de forêt aléatoire a tendance à privilégier la classification des cas majoritaires, au détriment de la classe minoritaire soulignant l'importance d'accorder plus d'attention aux classes minoritaires.

Tableau 5-6 Récapitulatif des performances du modèle

Indicateur	Valeur
Précision	86%
Sensibilité	29%
Spécificité	100%
Score F1	0.58
AUC	0.85

5.4 Modèle XGBoost

L'évaluation du modèle XGBoost, qui repose sur une technique d'optimisation gradient boostée pour améliorer les performances prédictives et traiter efficacement les déséquilibres de classes, révèle plusieurs aspects intéressants sur ses capacités. La précision moyenne obtenue par la validation croisée est de 81.54%, illustrée dans le Tableau 5-7 :

Tableau 5-7 Précision de la validation croisée du modèle de XGBoost

Échantillon	Score
CV Score 1	76.67%
CV Score 2	89.66%
CV Score 3	82.76%
CV Score 4	86.21%
CV Score 5	72.41%
Moyenne CV	81.54%

Le modèle XGBoost se distingue par une excellente capacité de discrimination, illustrant une gestion efficace des faux positifs et une bonne reconnaissance des cas positifs, grâce à sa spécificité de 93% et sa sensibilité de 57% (Figure 5-7). C'est la première fois qu'un modèle atteint une sensibilité supérieure à 50% dans nos tests comparatifs. Cette performance illustre

non seulement une gestion efficace des faux positifs, mais aussi une capacité notable à reconnaître correctement les cas positifs.

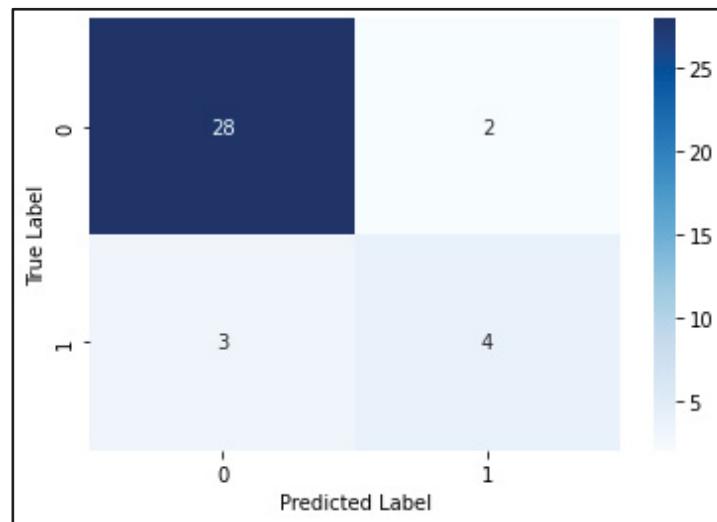


Figure 5-7 Matrice de confusion du modèle de XGBoost

Avec une AUC de 0.90, le modèle XGBoost se distingue par sa capacité à discriminer entre les participants à risque et ceux sans risque, comme le montre également la courbe ROC (Figure 5-8).

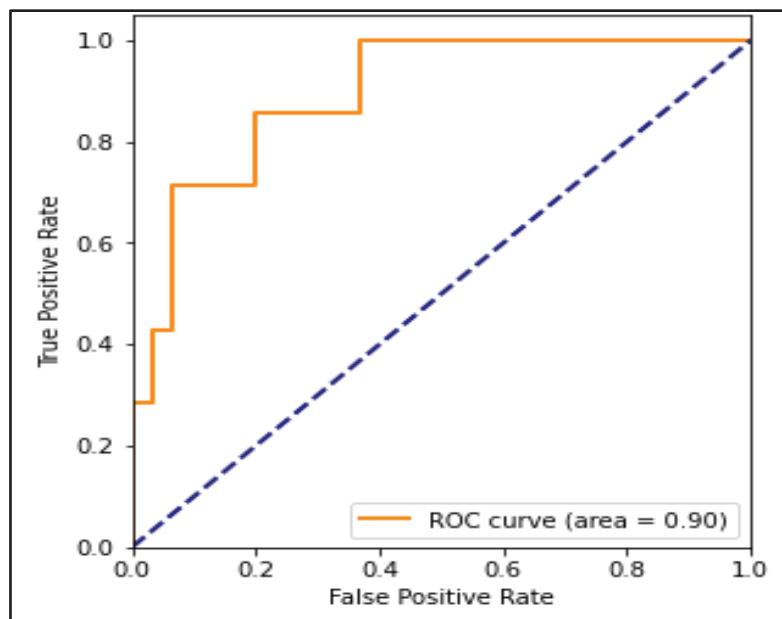


Figure 5-8 Courbe ROC pour le modèle de XGBoost

Le modèle XGBoost démontre une performance assez impressionnante sur l'ensemble de test avec une précision de 86%. Le rapport de classification (Tableau 5-8) révèle que pour les cas négatifs, XGBoost atteint un bon score F1 de 0.77 avec une précision de 90%.

Tableau 5-8 Résumé des Performances du Modèle XGBoost

Indicateur	Valeur
Précision	86%
Sensibilité	57%
Spécificité	93%
Score F1	0.77
AUC	0.90

5.5 Modèle de Réseau de Neurones Artificiels (ANN)

Le modèle de Réseau de Neurones Artificiels (ANN) affiche une précision de 78.38% sur l'ensemble de test, démontrant une capacité remarquable à effectuer des prédictions correctes, se démarquant ainsi des autres modèles testés. Cette performance robuste est encore confirmée par une moyenne de précision impressionnante de 89.01% obtenue lors de la validation croisée à 5 plis (Tableau 5-9). Les résultats de la validation croisée varient entre un minimum de 75.86% et un maximum de 93.33%, illustrant la variabilité du modèle sous différentes conditions de test.

Tableau 5-9 Précision de la validation croisée du modèle d'ANN

Échantillon	Score
CV Score 1	93.33%
CV Score 2	75.86%
CV Score 3	93.10%
CV Score 4	93.10%
CV Score 5	89.65%
Moyenne CV	89.01%

La courbe ROC, illustrée dans la Figure 5-9, présente une aire sous la courbe (AUC) de 0.79 pour le modèle ANN. Bien que cette valeur indique une capacité acceptable à distinguer les classes positives et négatives, elle est légèrement inférieure à l'AUC de 0.84 obtenue par le modèle de régression logistique et à l'AUC de 0.9 du modèle XGBoost.

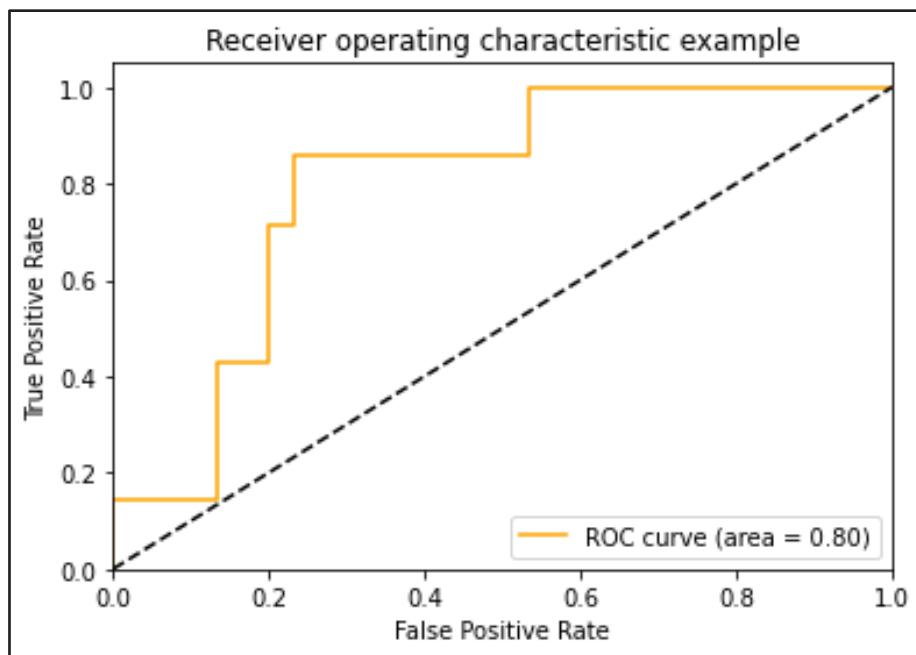


Figure 5-9 Courbe ROC pour le modèle ANN

La matrice de confusion du modèle ANN, présentée dans la Figure 5-10, révèle des informations plus détaillées sur sa performance de classification.

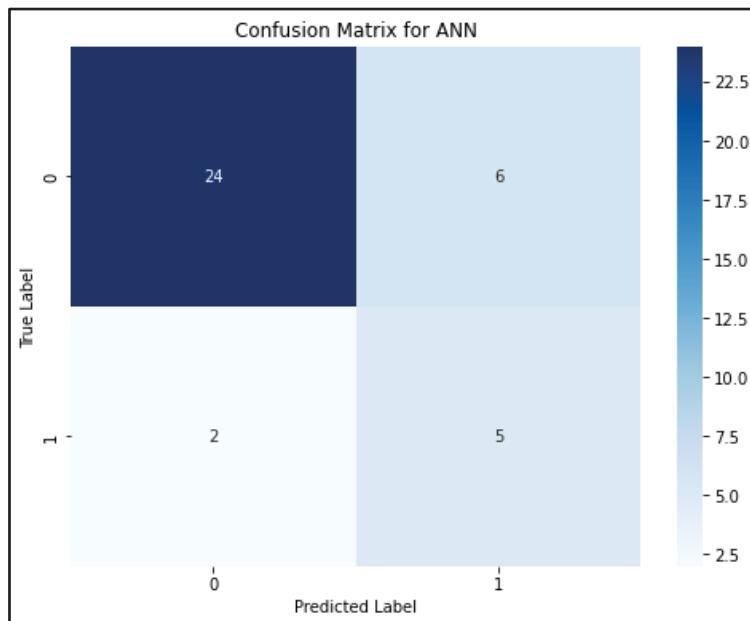


Figure 5-10 Matrice de confusion du modèle ANN

Le modèle ANN affiche une spécificité de 80%, présentée dans le Tableau 5-10, ce qui signifie qu'il est capable de détecter 80% des individus sans risque de perte d'équilibre (BBS = 4). Cette spécificité est légèrement inférieure à celle du modèle de régression logistique (87%) et du modèle XGBoost (93%). Cependant, la sensibilité de 71% du modèle ANN est supérieure à celle des deux autres modèles (43% pour la régression logistique et 57% pour XGBoost), indiquant une meilleure capacité à détecter les individus présentant un risque de perte d'équilibre ($BBS < 4$). Le score F1 de 0.56 reflète un compromis médiocre entre la précision et la sensibilité. Ainsi, bien que le modèle ANN soit avantageuse en termes de sensibilité, sa performance globale est atténuée par sa faible précision et son score F1 pour les cas à risque, ce qui soulève des préoccupations quant à son utilisation pratique pour la gestion du risque de chute chez les personnes âgées.

Tableau 5-10 Résumé des Performances du Modèle ANN

Indicateur	Valeur
Précision globale	78%
Sensibilité	71%
Spécificité	80%
Score F1	0.55
AUC	0.79

Finalement, le Tableau 5-11 présente un résumé des résultats importants des différents modèles de machine Learning utilisés dans cette étude.

Tableau 5-11 Comparaison des performances des modèles de Machine Learning

Modèle	Précision de Validation Croisée (Moyenne)	Précision Globale	Sensibilité	Spécificité	Score F1 (Global)	AUC
Régression Logistique	82.91%	78.38%	43%	87%	0.65	0.84
SVM	83.60%	75.68%	29%	87%	0.58	0.81
Forêt Aléatoire	81.52%	86.49%	29%	100%	0.68	0.85
XGBoost	81.54%	86.49%	57%	93%	0.77	0.90
ANN	89.01%	78.38%	71.43%	80%	0.55	0.79

5.6 Discussion

5.6.1 Analyse approfondie des performances des modèles d'apprentissage automatique

L'évaluation comparative de cinq modèles de l'apprentissage automatique (régression logistique, SVM, forêt aléatoire, XGBoost et ANN) pour la prédiction de la perte d'équilibre a révélé un éventail de performances et mis en lumière les forces et les faiblesses de chaque approche. Alors que certains modèles, comme la forêt aléatoire, ont excellé en termes de spécificité qui distingue des personnes ou des situations de bon équilibre, d'autres, comme l'ANN, ont démontré une sensibilité supérieure pour identifier les individus ou les moments à risque de perte d'équilibre. XGBoost s'est distingué par une performance globale équilibrée.

Dans cette section, nous approfondirons la discussion en analysant en détail les performances de chaque modèle en fonction de multiples critères d'évaluation, notamment la validation

croisée de l'entraînement des modèles, ainsi que les matrices de confusion, les courbes ROC et les scores AUC et les scores F1 lors du test des modèles. Cette analyse permettra d'évaluer la robustesse, la capacité de généralisation et l'adéquation de chaque modèle pour l'évaluation du risque de chute chez les personnes âgées.

Interprétation de l'entraînement du modèle :

La validation croisée a joué un rôle crucial dans l'entraînement de nos modèles. Elle a permis d'optimiser les hyperparamètres de chaque algorithme en utilisant la précision comme critère principal. Les scores de précision obtenus lors de cette étape ont varié d'un modèle à l'autre, soulignant l'importance de cette technique pour évaluer la robustesse des modèles face à la variabilité des données d'apprentissage. La régression logistique et le SVM ont présenté des précisions de CV relativement stables, avec des moyennes de la précision de 82.91% et 83.60%, respectivement. La forêt aléatoire et l'XGBoost ont affiché une plus grande variabilité, avec des gammes de la précision de 72% à 90%, mais les deux modèles ont obtenu des moyennes de la précision de 81.52% et 81.54%, respectivement. L'ANN a obtenu les scores les plus élevés, avec une moyenne de 89.01%, mais la gamme de la précision était un peu élargie de 76% à 93%.

Cependant, la précision en validation croisée ne représente qu'une partie de l'histoire. C'est ainsi que, lors de la prédiction avec les données du test, le modèle XGBoost s'est distingué par une précision globale de 86.49%, illustrant sa capacité supérieure à classer correctement à la fois les individus à risque et ceux sans risque. La forêt aléatoire a atteint la même précision globale, bénéficiant de la robustesse apportée par l'utilisation de multiples arbres. En revanche, la régression logistique et l'ANN ont obtenu une même précision globale de 78.38%, tandis que le SVM présentait la précision la plus basse avec 75.68%. Ces différences de performance, en particulier pour le SVM, pourraient s'expliquer par des difficultés à gérer les déséquilibres de classe et une sensibilité réduite pour identifier correctement les cas à haut risque. L'analyse multi-métrique sur l'ensemble de test a donc permis de choisir le modèle le plus performant

parmi les cinq algorithmes, en tenant compte des compromis entre les différentes mesures et de l'objectif final de notre étude.

Performance du modèle :

L'analyse des matrices de confusion a révélé des différences notables dans la capacité des modèles à identifier correctement les vrais positifs et les vrais négatifs. Malheureusement, la régression logistique, le SVM et la forêt aléatoire ont tous présenté des difficultés à détecter les vrais positifs, avec des sensibilités respectives de 43%, 29% et 29%. Cette faiblesse partagée, malgré l'excellente spécificité de 100% de la forêt aléatoire, suggère une limitation commune de ces algorithmes à identifier efficacement les individus réellement à risque de perte d'équilibre, probablement due au déséquilibre des classes dans notre ensemble de données.

L'XGBoost au contraire a permis d'améliorer la sensibilité à 57% tout en maintenant une spécificité élevée à 93%. Bien que la différence entre ces deux métriques reste notable, le « boosting » de gradient utilisé par l'XGBoost a clairement contribué à une meilleure détection des cas à risque. Cette technique permet d'affiner progressivement la précision du modèle en construisant séquentiellement des arbres qui apprennent des erreurs de leurs prédecesseurs, accordant ainsi une attention particulière à la classe minoritaire.

L'ANN s'est démarqué avec la meilleure sensibilité de 71.43%, ce qui est un atout majeur dans un contexte clinique où il est crucial d'identifier les individus à risque de chute. Cette efficacité des ANN pour l'évaluation du risque de chute est soutenue par les travaux de Hahn et Chou (2005) qui ont démontré une précision de classification de 89% pour distinguer les personnes âgées en bonne santé ($N=19$) des personnes âgées ayant des problèmes d'équilibre ($N=10$) (Hahn & Chou, 2005).

Cependant, le score F1 de l'ANN (0.55) est inférieur à celui du XGBoost (0.77), confirmant que l'XGBoost offre un meilleur équilibre global parmi la précision, la spécificité et la sensibilité. Cette efficacité des ANN pour l'évaluation du risque de chute, bien que

prometteuse, nécessite une optimisation plus poussée pour atteindre une performance comparable à celle du XGBoost.

Les courbes ROC et les scores AUC offrent un aperçu crucial de la capacité des modèles à discriminer entre les classes de risque. Dans notre étude, le modèle XGBoost a affiché le score AUC le plus élevé avec 0.90, ce qui démontre sa remarquable capacité à différencier les participants à risque de ceux sans risque. La performance du modèle de forêt aléatoire n'était pas loin derrière, avec un AUC de 0.85, tandis que le modèle de régression logistique a également montré une discrimination compétente avec un AUC de 0.84. En comparaison, le modèle ANN a enregistré un AUC de 0.8, qui, tout en étant acceptable, reste inférieur aux autres modèles analysés.

Bien que les scores AUC plus élevés indiquent généralement une meilleure performance globale du modèle, il est important de prendre en compte la complexité du modèle et le coût de calcul. Les modèles plus complexes, comme l'ANN, peuvent nécessiter plus de ressources de calcul et être plus difficiles à interpréter, malgré leurs performances potentiellement supérieures.

En conclusion, bien que chaque modèle ait présenté des avantages et des inconvénients, XGBoost apparaît comme le modèle préférable pour la prédiction de la perte d'équilibre dans notre contexte spécifique. Il se démarque par son équilibre entre haute précision, une sensibilité nettement améliorée par rapport aux autres modèles classiques, et une spécificité élevée, offrant ainsi une performance robuste sur différents aspects de la classification. La forêt aléatoire, malgré une précision élevée, est limitée par une faible sensibilité, la rendant moins fiable pour la détection des cas à risque. L'ANN, bien qu'affichant la meilleure sensibilité, présente un coût de calcul significativement plus élevé et souffre d'une précision globale moins convaincante.

Le choix du modèle optimal dépend donc de la situation. Avec un nombre limité de données, l'ANN pourrait être envisagé malgré son coût de calcul, car sa sensibilité élevée permettrait de

déetecter un maximum de cas à risque. Cependant, avec un jeu de données plus conséquent, l'XGBoost s'avère être le meilleur choix. Il offre une combinaison optimale de précision, sensibilité et spécificité, tout en ayant un coût de calcul raisonnable. Ses prédictions sont donc particulièrement adaptées aux applications cliniques où l'identification précise des individus à risque est cruciale, et où les ressources de calcul sont disponibles pour son utilisation.

5.6.2 Comparaison à des autres recherches

Notre recherche a démontré le potentiel des unités de mesure inertie (IMU) et de l'apprentissage automatique pour prédire le risque de perte d'équilibre chez les personnes âgées. Pour mieux comprendre la place de notre travail dans le paysage scientifique, il est pertinent de le comparer à d'autres recherches qui explorent des approches similaires pour l'évaluation de l'équilibre et la prédiction du risque de chute.

Première étude :

Notre étude et celle de (Silva, 2020) visent toutes deux à prédire et détecter les chutes chez les personnes âgées à l'aide de capteurs portables. Notre approche explore spécifiquement les aspects cinématiques de l'équilibre en utilisant des capteurs IMU et en contrôlant les facteurs individuels. En revanche, (Silva, 2020) adopte une perspective multifactorielle plus large, incorporant des données cliniques, des informations auto-déclarées et des données multicapteurs. Les deux études utilisent des tests fonctionnels instrumentés pour évaluer l'équilibre et la mobilité, mais se concentrent sur des tests différents. (Silva, 2020) utilise l'iTUG et le STS pour évaluer la mobilité et la force du bas du corps, tandis que nous nous concentrerons sur les tâches du BBS pour une évaluation plus complète de l'équilibre statique et dynamique.

La combinaison de données est un point commun aux deux études, bien que les techniques diffèrent. Nous combinons les caractéristiques de mouvement dérivées de l'IMU avec des données démographiques simples dans des modèles d'apprentissage automatique pour prédire le score BBS avec une précision de 86.49% (XGBoost). Silva explore des techniques de fusion

de données en combinant des informations provenant de diverses sources à différentes étapes du processus d'apprentissage automatique. Sa méthode de fusion tardive atteint un rappel de 78,6% pour la prédiction des chutes, ce qui est comparable à notre sensibilité de 71,43% (ANN).

Deuxième étude :

L'étude de (Liuzzi et al., 2023), tout comme la nôtre, utilise des capteurs IMU et l'apprentissage automatique pour évaluer et prédire l'équilibre et la mobilité. Cependant, leur étude se concentre sur une population de personnes atteintes de troubles neurologiques, tandis que la nôtre se penche sur les personnes âgées saines. Malgré cette distinction, les deux études sont dédiées aux populations confrontées à des défis de l'équilibre.

En ce qui concerne la méthodologie, les deux études utilisent des IMUs pour capturer des données de mouvement. Toutefois, le placement des capteurs diffère : (Liuzzi et al., 2023) placent les capteurs sur le tronc et les tibias pour cibler la dynamique de la marche, alors que nous utilisons des capteurs sur la tête, le torse et le bas du dos pour une évaluation plus large de l'équilibre statique et dynamique. De plus, les études cherchent à prédire des scores cliniques différents : (Liuzzi et al., 2023) prédisent le score mDGI, qui évalue l'adaptabilité de la marche, tandis que nous visons le score BBS, qui évalue la capacité à maintenir l'équilibre dans diverses situations.

Les caractéristiques spécifiques identifiées divergent entre les deux études. Notre étude privilégie l'aire sous la courbe d'accélération, la vitesse angulaire RMS et le volume, reflétant notre approche cinématique et notre focus sur les tâches BBS. (Liuzzi et al., 2023), en revanche, mettent en avant la vitesse de marche et l'utilisation d'aides à la marche, s'alignant sur leur évaluation de l'adaptabilité de la marche chez les personnes atteintes de troubles neurologiques. Ces divergences, issues des variations dans les populations et les tests d'évaluation, soulignent la nécessité de mieux comprendre l'impact spécifique de chaque type de caractéristique sur la prédiction du risque de chute et sa pertinence clinique.

En termes de modèles d'apprentissage automatique, (Liuzzi et al., 2023) utilisent une régression Elastic-Net, un modèle linéaire régularisé qui offre un bon compromis entre la complexité du modèle et la précision des prédictions. Notre étude explore une variété de modèles, y compris la régression logistique, les SVM, les forêts aléatoires, l'XGBoost et les réseaux de neurones artificiels (ANN), afin d'identifier le modèle le plus performant pour la prédiction des scores BBS.

En comparant les résultats, on constate que les deux études démontrent la capacité des modèles d'apprentissage automatique à prédire avec précision les scores cliniques liés à l'équilibre. (Liuzzi et al., 2023) rapportent une erreur absolue médiane de 3,58 points sur le score mDGI.

Troisième étude :

Notre recherche et celle de (Greene et al., 2021) partagent l'objectif d'évaluer l'équilibre et le risque de chute chez les personnes âgées, mais elles sont différentes par leurs approches. Contrairement à notre étude, qui utilise des IMU placés sur la tête, le torse et le bas du dos et demande des participantes à effectuer certaines tâches, Greene et al. (2021) ont opté pour une évaluation non supervisée à domicile, via une application de téléphone intelligence en utilisant l'IMU du téléphone et un questionnaire sur les facteurs de risque.

Alors que nous analysons 13 caractéristiques cinématiques, Greene et al. (2021) calculent 19 caractéristiques quantitatives, incluant un score d'équilibre et une estimation du risque de chute (FREcombined) combinant données du capteur et du questionnaire. De plus, nous explorons divers modèles d'apprentissage automatique pour prédire le score BBS, tandis que Greene et al. (2021) utilisent un algorithme pré-validé pour l'évaluation de l'équilibre et du risque de chute.

Leurs résultats mettent en évidence une forte association entre l'historique autodéclaré des chutes et les scores de l'application, suggérant une utilité clinique potentielle. Par exemple, leur

modèle FREcombined atteint une précision de 69.87% pour prédire l'historique binaire des chutes. Nos résultats, quant à eux, révèlent que certaines caractéristiques cinématiques spécifiques sont des prédicteurs significatifs du risque de chute tiré au score du BBS.

L'étude de Greene et al. (2021) se distingue par sa faisabilité pour une évaluation non supervisée et sa grande taille d'échantillon ($N=270$). Notre étude, en revanche, se caractérise par une analyse cinématique plus approfondie et l'exploration de divers modèles d'apprentissage automatique.

L'intégration des deux approches pourrait créer un programme de prévention des chutes plus complet. L'application pour smartphone de Greene et al. (2021) pourrait être utilisée pour le dépistage initial et l'auto-évaluation à domicile ou en milieu communautaire. Les personnes identifiées comme étant à haut risque par l'application pourraient ensuite subir une évaluation plus approfondie en utilisant l'approche basée sur les IMU décrite dans notre recherche. Cela fournirait une compréhension plus détaillée de leurs déficiences d'équilibre et éclairerait le développement d'interventions personnalisées. L'application pour téléphone intelligence pourrait ensuite être utilisée pour le suivi continu et le suivi des progrès, permettant aux individus et aux professionnels de la santé d'évaluer l'efficacité des interventions et de les ajuster au besoin.

Les recherches futures peuvent s'appuyer sur ces résultats pour développer des outils d'évaluation plus complets, accessibles et efficaces pour la prévention et la gestion des chutes chez les personnes âgées.

Le Tableau 5-12 présente une synthèse des aspects clés de chaque étude, permettant de mettre en lumière les points de convergence et de divergence entre les différentes méthodologies.

Tableau 5-12 Comparaison des études sur l'évaluation de l'équilibre et du risque de chute

Aspect	Notre étude	Silva (2020)	(Liuzzi et al., 2023)	Étude de (Greene et al., 2021)
Population	Adultes saines avec âge plus de 40 ans)	Adultes âgés de 50 ans ou plus N = 403	Personnes ayant un des troubles neurologiques (sclérose en plaques, de Parkinson et AVC) avec âge de 20 à 85 ans	Adultes âgés de 60 ans ou plus (moyenne non spécifiée), N=270
Technologie	IMU (Tête, Torse, Bas du dos)	IMU, plateforme de pression	3 IMU (tronc, tibias)	IMU de smartphone, Ensemble de données de référence (Capteur lombaire)
Contexte d'évaluation	Tâches BBS	Tests fonctionnels instrumentés (iTUG, STS)	Marche en régime permanent (extraite du test de marche de 6 minutes)	Non supervisé, autodirigé à domicile (application pour smartphone)

Tableau 5-13 Comparaison des études sur l'évaluation de l'équilibre et du risque de chute(suite)

Aspect	Notre étude	Silva (2020)	(Liuzzi et al., 2023)	Étude de (Greene et al., 2021)
Caractéristiques de l'équilibre	13 caractéristiques cinématiques (ex : aire sous la courbe, vitesse angulaire RMS, volume), données démographiques	Multiples, incluant données cliniques, auto-déclarées et multi-capteurs	Spatio-temporelles et de qualité de la marche (régularité, intensité, stabilité, etc.)	19 caractéristiques quantitatives incluant : <ul style="list-style-type: none"> Score d'équilibre (basé sur les percentiles) Estimation du risque de chute (FREcombined : données du capteur et questionnaire)
Modèles d'apprentissage automatique	Régression logistique, SVM, Forêt aléatoire, XGBoost, ANN	Decision Tree, SVM, Deep Learning	Régression Elastic-Net	Algorithme pré-validé pour l'évaluation de l'équilibre et du risque de chute

Tableau 5 13 Comparaison des études sur l'évaluation de l'équilibre et du risque de chute(suite)

Aspect	Notre étude	Silva (2020)	(Liuzzi et al., 2023)	Étude de (Greene et al., 2021)
Points forts	Analyse complète des caractéristiques cinématiques, exploration de divers modèles	Approche multifactorielle, techniques de fusion avancées, étude de l'impact de la position du capteur et du type de données	Erreur absolue médiane de 3,58 points sur le score mDGI	Faisabilité de l'évaluation non supervisée, grande taille de l'échantillon
Limites	Petite taille d'échantillon et classes non-équilibrées	-	Population spécifique, monocentrique	Dépendance à l'égard de l'historique autodéclaré des chutes, interprétation limitée des caractéristiques
Précision	86.49% (XGBoost)	78.6% (fusion tardive pour prédiction de chute)	-	69.87% (FREcombined)
Sensibilité	71.43% (ANN)	95.3% (détection de chute)	-	37.86% (FREcombined)

Tableau 5 13 Comparaison des études sur l'évaluation de l'équilibre et du risque de chute(suite)

Aspect	Notre étude	Silva (2020)	(Liuzzi et al., 2023)	Étude de (Greene et al., 2021)
F1-score	0.77 (XGBoost)	84.6% (détection de chute)	-	-

5.6.3 Considérations méthodologiques, limitations et perspectives futures

L'application de différents modèles de l'apprentissage automatique a permis d'explorer le potentiel des données IMU pour identifier les cas à risque de perte d'équilibre. Le modèle XGBoost s'est révélé être le plus performant. Toutefois, il est important de prendre en compte les limitations méthodologiques de l'étude.

La taille de l'échantillon ($N=14$), bien que comparable à certaines études antérieures comme celle de (Pickle et al., 2019) qui n'incluait que 10 participants, reste un facteur limitant. Un échantillon plus large permettrait d'augmenter la généralisabilité des modèles. De plus, le déséquilibre des classes, dû à la majorité des participants réalisant les tâches du BBS avec aisance, a pu influencer la performance des modèles, notamment en limitant leur sensibilité. Les futures recherches peuvent utiliser des techniques de rééchantillonnage, comme la suréchantillonnage de la classe minoritaire ou le sous-échantillonnage de la classe majoritaire. Cependant, ces techniques peuvent introduire un biais et surestimer les performances des modèles, particulièrement avec un petit échantillon.

CONCLUSION

Cette recherche s'est attachée à explorer le potentiel des unités de mesure inertielle (IMU) pour l'évaluation de l'équilibre postural chez les personnes âgées. En premier lieu, en analysant les données de mouvement capturées par des IMU placés sur la tête, le torse et le bas du dos lors de l'exécution de tâches inspirées de l'échelle de Berg (BBS), nous avons pu identifier des caractéristiques cinématiques significatives qui prédisent le score BBS, reflétant ainsi le risque de chute.

Notre étude a révélé que le bas du dos est un point de mesure privilégié pour l'évaluation de l'équilibre statique. Des caractéristiques telles que le volume de mouvement et la longueur totale du chemin parcouru se sont avérées être des prédicteurs significatifs du score BBS, illustrant l'importance de l'adaptabilité et de l'efficacité des stratégies posturales. D'ailleurs, les capteurs placés sur la tête et le torse ont offert des perspectives complémentaires précieuses, notamment dans le contexte des tâches dynamiques.

Par la suite, en appliquant divers modèles d'apprentissage automatique, nous avons pu prédire l'incidence de la perte d'équilibre dérivé par le score BBS avec une précision allant jusqu'à 86,49%. Parmi les modèles créés, le XGBoost s'est distingué par sa performance globale équilibrée, combinant une haute précision, une sensibilité accrue et une spécificité élevée.

Notre recherche a des implications importantes pour le développement d'outils d'évaluation de l'équilibre plus précis et adaptés aux conditions réelles. L'identification de caractéristiques cinématiques significatives issues des IMUs ouvre la voie à la conception de systèmes de surveillance portables capables de détecter les troubles de l'équilibre de manière précoce et non invasive. Des exemples concrets de ces systèmes incluent des bracelets intelligents comme l'Apple Watch et des applications mobiles comme iStoppFalls, qui utilisent déjà les IMUs, par contre aux poignets, pour détecter les chutes et évaluer l'équilibre (Subramaniam et al., 2022). Avant l'application clinique de ces technologies, des stratégies de mitigation des biais, telles que l'équilibrage des données d'apprentissage, l'utilisation de techniques d'apprentissage

robustes ou l'analyse des biais dans les prédictions du modèle, doivent être intégrées au processus de développement. Il est également crucial de valider les modèles sur des ensembles de données indépendants et diversifiés pour s'assurer de leur performance généralisable.

En conclusion, cette recherche démontre le potentiel des IMU et de l'apprentissage automatique pour révolutionner l'évaluation de l'équilibre chez les personnes âgées. En combinant les avancées technologiques et une meilleure compréhension de la biomécanique du mouvement, nous pouvons contribuer à un vieillissement en meilleure santé, en permettant une identification précoce des risques de chute et une intervention personnalisée pour améliorer la qualité de vie des personnes âgées. Cependant, il est important de poursuivre les recherches en adressant les limitations identifiées dans cette étude et en intégrant des stratégies de mitigation des biais pour garantir une application clinique efficace et éthique de ces technologies.

ANNEXE I

FORMULAIRE D'INFORMATION ET DE CONSENTEMENT

 <p style="text-align: center;">ÉTS Le génie pour l'industrie</p>	<p>Projet H20221103 FIC – version 5 septembre 2023</p>
FORMULAIRE D'INFORMATION ET DE CONSENTEMENT	
TITRE DU PROJET DE RECHERCHE	
<p>Développer une méthode peu coûteuse pour mesurer l'équilibre postural humain, la fatigue mentale et leurs effets physiologiques</p>	
CHERCHEUSE RESPONSABLE	
<p>Ornwipa Thamsuwan, Professeure au département de génie mécanique – École de technologie supérieure (ÉTS)</p>	
ÉTUDIANTES ET ÉTUDIANTS	
<p>Yasmine Gherbi, Étudiante à la maîtrise en technologie de la santé – ÉTS Youssef Nkizi, Étudiant à la maîtrise en génie mécanique – ÉTS Ines Belhaj-Messaoud, Étudiante à la maîtrise en génie de technologie de l'information – ÉTS</p>	
FINANCEMENT	
<p>Ornwipa Thamsuwan a reçu du financement de l'ÉTS et du Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG) pour mener à bien ce projet de recherche.</p>	
INTRODUCTION	
<p>Nous vous invitons à participer à un projet de recherche. Cependant, avant d'accepter de participer à ce projet et de signer ce formulaire d'information et de consentement, veuillez prendre le temps de lire, de comprendre et de considérer attentivement les renseignements qui suivent.</p>	
<p>Ce formulaire peut contenir des mots que vous ne comprenez pas. Nous vous invitons à poser toutes les questions que vous jugerez utiles à la chercheuse responsable de ce projet ou à un membre de l'équipe de recherche, et à leur demander de vous expliquer tout mot ou renseignement qui n'est pas clair.</p>	
NATURE ET OBJECTIFS DU PROJET DE RECHERCHE	
<p>L'équilibre postural et la fatigue mentale sont les deux premières priorités définies par les spécialistes de la réadaptation post-accident vasculaire cérébral. La fatigue mentale est souvent mesurée par le biais de questionnaires psychométriques autodéclarés qui nécessitent la participation des patients. Il semble toutefois possible de mesurer la fatigue mentale grâce à la variabilité de la fréquence cardiaque. Cette recherche vise à quantifier l'équilibre postural et la fatigue mentale pour tenter d'établir une relation entre les deux.</p>	
<p>Pour mener à bien ce projet, nous recruterons 16 hommes et 16 femmes, âgés de 40 ans et plus, en bonne santé.</p>	
<p>H20221103 – Formulaire d'information et de consentement, version 9 septembre 2023</p>	
<p>p.1/7</p>	

Figure-A I-1 formulaire d'information et de consentement (1)

DÉROULEMENT DU PROJET DE RECHERCHE

1. Lieu de réalisation du projet de recherche et durée de la participation

Ce projet de recherche se déroulera à l'endroit de votre choix, qui peut être le laboratoire en ergonomie de l'ETS, votre centre de soins à domicile, votre centre communautaire, votre résidence pour personnes âgées ou votre domicile. Votre participation à ce projet durera 2 heures et nécessitera une rencontre.

2. Nature de votre participation

Vérification de l'éligibilité

Tout d'abord, vous remplirez un questionnaire démographique portant sur votre âge, votre sexe et vos antécédents médicaux. Nous mesurerons votre taille et prendrons votre poids. Vous aurez la possibilité de ne pas voir votre poids sur la balance. Il se peut qu'à l'issue de cette étape, vous ne soyez pas admissible à participer à l'étude. Le cas échéant, nous vous en expliquerons les raisons.

Installation du matériel

Ensuite, nous installerons le matériel nécessaire pour collecter les données :

- **Moniteur de fréquence cardiaque pour la mesure de votre rythme cardiaque**
Vous devrez installer un moniteur de fréquence cardiaque fixé sur une sangle au-dessus de votre abdomen (pour les femmes) ou de votre poitrine (pour les hommes) comme indiqué sur la figure 1. Vous mettrez la sangle et attacherez le capteur par vous-même, puis une ou un membre de l'équipe de recherche du même sexe que vous vérifiera la connexion.
- **Unités de mesure inertielles pour mesurer la position, l'orientation ainsi que la vitesse de mouvement de votre corps dans l'espace**
Nous installerons 3 unités de mesure inertielle comme indiqué sur la Figure 2. Au niveau de la tête, l'unité sera placée sur un bonnet/chapeau derrière l'oreille droite. Au niveau du sternum et du bas du dos, les unités seront attachées à un harnais.

Une période d'adaptation au matériel et d'échauffement vous sera accordée.



Figure 1: Capteur sur la sangle autour de l'abdomen ou de la poitrine



Figure 2: Position des unités de mesure inertielle

H20221103 – Formulaire d'information et de consentement, version 5 septembre 2023

p.2/7

Figure-A II-2 formulaire d'information et de consentement (2)

Tests

Vous devrez effectuer une série d'activités simulées des activités dans la vie quotidienne pour une durée de 40-50 minutes. Ces activités incluent les positions et mouvements suivants :

1. Passer de la position assise à debout en essayant de ne pas utiliser les mains pour se soutenir
2. Rester debout sans appui
3. Rester assis les bras croisés avec le dos non soutenu
4. Passer de la position debout à la position assise
5. Transférer d'une chaise à une autre
6. Se tenir debout sans appui, les yeux fermés
7. Se tenir debout les pieds joints sans appui
8. Rester debout avec les bras tendus vers l'avant
9. Ramassez un objet au sol en position debout
10. Se tourner pour regarder derrière les épaules gauche et droite en position debout
11. Tourner sur soi-même
12. Placer un autre pied sur une marche ou un tabouret en se tenant debout sans support
13. Se tenir debout avec un pied placé devant l'autre sans appui
14. Se tenir debout sur une jambe

Entre chaque activité, une pause de 2 minutes vous sera accordée.

Pendant que vous effectuez ces activités, il est possible que nous prenions des photos et des vidéos.

3. Condition de participation

Le jour de votre visite, nous vous demandons de ne pas avoir consommé de café. Nous vous demandons aussi de ne pas être à jeun afin d'éviter les malaises. De plus, nous vous recommandons de porter des vêtements confortables.

UTILISATION DES ENREGISTREMENTS

Le but premier des enregistrements photos et vidéos collectés dans le cadre du projet est de nous permettre de développer des modèles d'apprentissage automatique. Votre visage sera visible sur les enregistrements vidéo, mais il ne sera jamais associé à votre nom.

Par ailleurs, avec votre consentement, ces enregistrements pourraient être utilisés à des fins d'enseignement ou lors de conférences scientifiques. Avenant la publication de ces enregistrements, votre visage serait brouillé afin de préserver votre identité.

Acceptez-vous que vos enregistrements soient utilisés à des fins d'enseignement, de recherche ou lors de conférences scientifiques ? Oui Non

Figure-A III-3 formulaire d'information et de consentement (3)

<p>DÉCOUVERTE FORTUITE</p> <hr/> <p>Bien qu'ils ne fassent pas l'objet d'une évaluation médicale formelle, puisqu'il s'agit d'un projet de recherche, les résultats des tests, examens et procédures réalisés dans le cadre de ce projet de recherche peuvent mettre en évidence des problèmes jusque-là ignorés, c'est ce que l'on appelle une découverte fortuite. C'est pourquoi, en présence d'une particularité, la chercheuse responsable du projet vous appellera pour assurer un suivi de l'information.</p> <p>AVANTAGES ET BÉNÉFICES ASSOCIÉS AU PROJET DE RECHERCHE</p> <hr/> <p>Il se peut que vous retirez un bénéfice personnel de votre participation à ce projet de recherche, mais nous ne pouvons vous l'assurer. Par ailleurs, les résultats obtenus contribueront à l'avancement des connaissances scientifiques dans ce domaine de recherche.</p> <p>INCONVÉNIENTS ASSOCIÉS AU PROJET DE RECHERCHE</p> <hr/> <p>Le déplacement et le temps dédié à la participation constituent les seuls inconvénients.</p> <p>RISQUES ASSOCIÉS AU PROJET DE RECHERCHE</p> <hr/> <p>Cette recherche implique des activités physiques qui peuvent vous causer des vertiges ou des malaises passagers. Si l'une de ces conditions se manifeste, une pause vous sera accordée et vous aurez accès à des jus et collations au cas où vous en ressentiez le besoin. Nous vous demanderons si vous souhaitez poursuivre ou non la séance. Si vous ressentez une fatigue intense, un essoufflement, une oppression thoracique, des étourdissements, une gêne ou une douleur, nous arrêterons immédiatement votre participation à cette recherche et nous vous inviterons à consulter votre médecin.</p> <p>La participation implique également un risque de perte d'équilibre ou de chute. Nous installerons des matelas autour de vous pour atténuer le risque de blessure en cas de chute. De plus, un membre de l'équipe de recherche se tiendra près de vous en tout temps pour vous retenir en cas de perte d'équilibre.</p> <p>Le contact avec le capteur peut provoquer de la chaleur, en particulier la ceinture thoracique ou abdominale de la Figure 1. Si c'est le cas, vous pourrez retirer l'équipement temporairement, ou choisir de mettre fin à votre participation.</p> <p>PARTICIPATION VOLONTAIRE ET DROIT DE RETRAIT</p> <hr/> <p>Votre participation à ce projet de recherche est volontaire. Vous êtes donc libre de refuser d'y participer. Vous pouvez également vous retirer de ce projet à n'importe quel moment, sans avoir à donner de raison, en informant l'équipe de recherche.</p> <p>La chercheuse responsable de ce projet de recherche, le Comité d'éthique de la recherche de l'École de technologie supérieure ou les organismes subventionnaires peuvent mettre fin à votre participation, sans votre consentement. Cela peut se produire si de nouvelles découvertes ou informations indiquent que votre participation au projet n'est plus dans votre intérêt, si vous ne respectez pas les consignes du projet de recherche ou encore s'il existe des raisons administratives d'abandonner le projet.</p> <p>Si vous vous retirez du projet ou êtes retiré(e) du projet, l'information et le matériel déjà recueillis dans le cadre de ce projet seront néanmoins conservés, analysés ou utilisés pour assurer l'intégrité du projet.</p>
--

Figure-A IV-4 formulaire d'information et de consentement (4)

Toute nouvelle connaissance acquise durant le déroulement du projet qui pourrait avoir un impact sur votre décision de continuer à participer à ce projet vous sera communiquée rapidement.

CONFIDENTIALITÉ

Durant votre participation à ce projet de recherche, la chercheuse responsable ainsi que les membres de l'équipe de recherche recueilleront, dans un dossier de recherche, les renseignements vous concernant et nécessaires pour répondre aux objectifs scientifiques de ce projet de recherche.

Ces renseignements peuvent comprendre votre nom, votre âge, vos antécédents médicaux ainsi que les résultats de tous les tests et procédures réalisés dans le cadre du projet.

Tous les renseignements recueillis demeureront confidentiels, dans les limites prévues par la loi. Afin de préserver votre identité et la confidentialité de vos renseignements, un numéro de code vous sera attribué. La clé du code reliant votre nom à votre dossier de recherche sera conservée par la chercheuse responsable de ce projet de recherche.

Ces données de recherche seront conservées pendant au moins 10 ans par la chercheuse responsable de ce projet de recherche.

Les données de recherche pourront être publiées ou faire l'objet de discussions scientifiques, mais il ne sera pas possible de vous identifier.

À des fins de surveillance, de contrôle, de protection, de sécurité, votre dossier de recherche pourra être consulté par une personne mandatée par des organismes réglementaires ainsi que par des représentants des organismes subventionnaires, de l'École de technologie supérieure ou du Comité d'éthique de la recherche. Ces personnes et ces organismes adhèrent à une politique de confidentialité.

Vous avez le droit de consulter votre dossier de recherche pour vérifier les renseignements recueillis et les faire rectifier au besoin.

UTILISATION SECONDAIRE DES DONNÉES DE RECHERCHE

La chercheuse responsable souhaite utiliser vos données de recherche pour réaliser d'autres projets de recherche dans le domaine de la santé.

Ces projets de recherche seront évalués et approuvés par le Comité d'éthique de la recherche avant leur réalisation. De plus, le Comité en assurera le suivi. Vos données de recherche seront conservées de façon sécuritaire sur des serveurs de l'École de technologie supérieure. Afin de préserver votre identité et la confidentialité de vos données de recherche, vous ne serez identifié(e) que par un numéro de code.

Vos données de recherche seront conservées aussi longtemps qu'elles peuvent avoir une utilité pour l'avancement des connaissances scientifiques. Lorsqu'elles n'auront plus d'utilité, vos données de recherche seront détruites. Par ailleurs, notez qu'en tout temps, vous pouvez demander la non-utilisation de vos données de recherche en vous adressant à la chercheuse responsable de ce projet de recherche.

Acceptez-vous que vos données de recherche soient utilisées à ces conditions? Oui Non

EN CAS DE PRÉJUDICE

Si vous deviez subir quelque préjudice que ce soit dû à votre participation au projet de recherche, vous recevrez tous les soins et services requis par votre état de santé.

Figure-A V-5 formulaire d'information et de consentement (5)

En acceptant de participer à ce projet de recherche, vous ne renoncez à aucun de vos droits ni ne libérez la chercheuse responsable, l'École de technologie supérieure et les organismes subventionnaires de leur responsabilité civile et professionnelle.

PROCÉDURES EN CAS D'URGENCE MÉDICALE

L'École de technologie supérieure n'offre pas de services d'urgence. Par conséquent, advenant une condition médicale qui nécessiterait des soins immédiats, les premiers soins vous seront dispensés par le personnel en place et des dispositions seront prises afin de vous transférer, si nécessaire, aux urgences d'un hôpital avoisinant.

SUIVI ÉTHIQUE

Le Comité d'éthique de la recherche de l'École de technologie supérieure a approuvé ce projet de recherche et en assure le suivi.

PERSONNES-RESSOURCES

Pour toute question en lien avec le projet de recherche, vous pouvez contacter la chercheuse responsable par courriel à l'adresse orrwipa.thamsuwan@etsmtl.ca ou par téléphone au (514) 396-8534.

Pour toute question en lien avec vos droits en tant que participant à la recherche, vous pouvez contacter le Comité d'éthique de la recherche de l'École de technologie supérieure par courriel à l'adresse cer@etsmtl.ca ou par téléphone au (514) 396-8800 poste 7807.

H20221103 – Formulaire d'information et de consentement, version 5 septembre 2023

p.6/7

Figure-A VI-6 formulaire d'information et de consentement (6)

<p style="text-align: center;">DEVELOPPER UNE METHODE PEU COUTEUSE POUR MESURER L'EQUILIBRE POSTURAL HUMAIN, LA FATIGUE MENTALE ET LEURS EFFETS PHYSIOLOGIQUES</p>		
CONSENTEMENT <hr/> <p><u>Participant(e)</u></p> <p>J'ai lu le présent formulaire de consentement et j'ai disposé de suffisamment de renseignements et du temps nécessaire pour prendre ma décision. Après réflexion, je consens volontairement à participer à ce projet de recherche, aux conditions énoncées.</p>		
<i>Nom du(de la) participant(e)</i>	<i>Signature</i>	<i>Date</i>
<p><u>Personne qui obtient le consentement (si différente de la chercheuse responsable)</u></p> <p>J'ai expliqué au(à la) participant(e) tous les aspects pertinents de la recherche et j'ai répondu aux questions qu'il(elle) m'a posées.</p>		
<i>Nom de la personne qui obtient le consentement</i>	<i>Signature</i>	<i>Date</i>
<p><u>Signature et engagement de la chercheuse responsable de ce projet de recherche</u></p> <p>Je certifie qu'on a expliqué au(à la) participant(e) le présent formulaire d'information et de consentement, que l'on a répondu aux questions qu'il(elle) avait.</p> <p>Je m'engage, avec l'équipe de recherche, à respecter ce qui a été convenu au formulaire d'information et de consentement et à remettre une copie signée du présent formulaire au(à la) participant(e).</p>		
<i>Chercheuse responsable</i>	<i>Signature</i>	<i>Date</i>
 <p>Le génie pour l'industrie</p> <p>H20221103 (Thamsuwan, O) – Formulaire d'information et de consentement, version 5 septembre 2023</p> <p>p.7/7</p>		

Figure-A VII-7 formulaire d'information et de consentement (7)

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Aguilar, V. S., Manzanera, O. M., Sival, D. A., Maurits, N. M., & Roerdink, J. B. T. M. (2019). Distinguishing Patients With a Coordination Disorder From Healthy Controls Using Local Features of Movement Trajectories During the Finger-to-Nose Test. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 66(6), 1714–1722.
<https://doi.org/10.1109/TBME.2018.2878626>
- Aich, S., Chakraborty, S., Sim, J.-S., Jang, D.-J., & Kim, H.-C. (2019). The Design of an Automated System for the Analysis of the Activity and Emotional Patterns of Dogs with Wearable Sensors Using Machine Learning. *Applied Sciences*, 9(22), 4938.
<https://doi.org/10.3390/app9224938>
- Assadzadeh, A., Arashpour, M., Li, H., Hosseini, R., Elghaish, F., & Baduge, S. (2023). Excavator 3D pose estimation using deep learning and hybrid datasets. *Advanced Engineering Informatics*, 55, 101875. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.101875>
- August, G. J., & Gewirtz, A. (2019). Moving Toward a Precision-Based, Personalized Framework for Prevention Science: Introduction to the Special Issue. *Prevention Science*, 20(1), 1–9. <https://doi.org/10.1007/s11121-018-0955-9>
- Barber, C. B., Dobkin, D. P., & Huhdanpaa, H. (1996). The quickhull algorithm for convex hulls. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 22(4), 469–483.
<https://doi.org/10.1145/235815.235821>
- Barton, G. J., Hawken, M. B., Foster, R. J., Holmes, G., & Butler, P. B. (2013). The effects of virtual reality game training on trunk to pelvis coupling in a child with cerebral palsy.

- Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 10(1), 15.
<https://doi.org/10.1186/1743-0003-10-15>
- Berg, katherine O. ., S., W.-D., & J.I., W. (1991). *Measuring balance in the elderly: Validation of an instrument.* <https://doi.org/10.1007/BF03403569>.
- Camomilla, V., Bergamini, E., Fantozzi, S., & Vannozzi, G. (2018). Trends Supporting the In-Field Use of Wearable Inertial Sensors for Sport Performance Evaluation: A Systematic Review. *Sensors*, 18(3), 873. <https://doi.org/10.3390/s18030873>
- Capriglione, D., Carratu, M., Catelani, M., Ciani, L., Patrizi, G., Singuaroli, R., & Sommella, P. (2019). *Experimental analysis of IMU under vibration.*
- Caramia, C., Torricelli, D., Schmid, M., Munoz-Gonzalez, A., Gonzalez-Vargas, J., Grandas, F., & Pons, J. L. (2018). IMU-Based Classification of Parkinson's Disease From Gait: A Sensitivity Analysis on Sensor Location and Feature Selection. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 22(6), 1765–1774.
<https://doi.org/10.1109/JBHI.2018.2865218>
- Chapra, S. C., & Canale, R. P. (2015). *Numerical Methods for Engineers* (7th ed.). McGraw-Hill Education.
- De Berg, M., Cheong, O., Van Kreveld, M., & Overmars, M. (2008). *Computational Geometry: Algorithms and Applications*. Springer Berlin Heidelberg.
<https://doi.org/10.1007/978-3-540-77974-2>
- Doi, T., Hirata, S., Ono, R., Tsutsumimoto, K., Misu, S., & Ando, H. (2013). The harmonic ratio of trunk acceleration predicts falling among older people: Results of a 1-year prospective study. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 10(1), 7.
<https://doi.org/10.1186/1743-0003-10-7>

- Donath, L., Kurz, E., Roth, R., Zahner, L., & Faude, O. (2016). Leg and trunk muscle coordination and postural sway during increasingly difficult standing balance tasks in young and older adults. *Maturitas*, 91, 60–68.
<https://doi.org/10.1016/j.maturitas.2016.05.010>
- Duarte, E., Marco, E., Muniesa, J. M., Belmonte, R., Diaz, P., Tejero, M., & Escalada, F. (2002). Trunk control test as a functional predictor in stroke patients. *Journal of Rehabilitation Medicine*, 34(6), 267–272.
<https://doi.org/10.1080/165019702760390356>
- Ge, L., Wang, C., Zhou, H., Yu, Q., & Li, X. (2021). Effects of low back pain on balance performance in elderly people: A systematic review and meta-analysis. *European Review of Aging and Physical Activity*, 18(1), 8. <https://doi.org/10.1186/s11556-021-00263-z>
- Ghasemzade, S. V., & Jamshidi, F. (2018). Applications of Inertial Navigation Systems in Medical Engineering. *Journal of Biomedical Physics & Engineering*, 8(3), 325–332.
- Graham, R. L. (1972). An Efficient Algorithm for Determining the Convex Hull of a Finite Planar Set. *Information Processing Letters*, 1, 2 (132-133).
- Greene, B. R., McManus, K., Ader, L. G. M., & Caulfield, B. (2021). Unsupervised Assessment of Balance and Falls Risk Using a Smartphone and Machine Learning. *Sensors*, 21(14), 4770. <https://doi.org/10.3390/s21144770>
- Groote, F. D. (2020). *Validation of a smartphone embedded inertial measurement unit for measuring postural stability in older adults*.
- Gueugnon, M., Stapley, P. J., Gouteron, A., Lecland, C., Morisset, C., Casillas, J.-M., Ornetti, P., & Laroche, D. (2019). Age-Related Adaptations of Lower Limb Intersegmental

- Coordination During Walking. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 7, 173. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2019.00173>
- Hahn, M. E., & Chou, L.-S. (2005). A Model for Detecting Balance Impairment and Estimating Falls Risk in the Elderly. *Annals of Biomedical Engineering*, 33(6), 811–820. <https://doi.org/10.1007/s10439-005-2867-7>
- Halliday, D., & Resnick, R. (2018). *Fundamentals of Physics* (10th ed.). Wiley.
- Hanim, N., Khor, Y. Y. W., Khor, K. X., & Najib, M. (2023). *Review of Conventional Approaches to Balance Assessment*.
- Hansen, C., Beckbauer, M., Romijnders, R., Warmerdam, E., Welzel, J., Geritz, J., Emmert, K., & Maetzler, W. (2021). Reliability of IMU-Derived Static Balance Parameters in Neurological Diseases. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(7), 3644. <https://doi.org/10.3390/ijerph18073644>
- Harada, N. D., Chiu, V., & Stewart, A. L. (1999). Mobility-related function in older adults: Assessment with a 6-minute walk test. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 80(7), 837–841. [https://doi.org/10.1016/S0003-9993\(99\)90236-8](https://doi.org/10.1016/S0003-9993(99)90236-8)
- Haraguchi, N., & Hase, K. (2024). Prediction of ground reaction forces and moments and joint kinematics and kinetics by inertial measurement units using 3D forward dynamics model. *Journal of Biomechanical Science and Engineering*, 19(1), 23-00130-23–00130. <https://doi.org/10.1299/jbse.23-00130>
- Hejda, J., Cakrt, O., Socha, V., Schlenker, J., & Kutilek, P. (2015). 3-D trajectory of body sway angles: A technique for quantifying postural stability. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 35(3), 185–191. <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2015.02.001>

- Horak, F. B. (2006). Postural orientation and equilibrium: What do we need to know about neural control of balance to prevent falls? *Age and Ageing*, 35(suppl_2), ii7–ii11. <https://doi.org/10.1093/ageing/afl077>
- Horsak, B., Simonlehner, M., Dumphart, B., & Siragy, T. (2023). Overground walking while using a virtual reality head mounted display increases variability in trunk kinematics and reduces dynamic balance in young adults. *Virtual Reality*, 27(4), 3021–3032. <https://doi.org/10.1007/s10055-023-00851-7>
- Hosseiniemehr, S. H., & Norasteh, A. A. (2010). THE ROLE OF LEG AND TRUNK MUSCLES PROPRIOCEPTION ON STATIC AND DYNAMIC POSTURAL CONTROL. *Citius Altius Fortius*, 26(1).
- Hsu, Y.-C., Zhao, Y., Huang, K.-H., Wu, Y.-T., Cabrera, J., Sun, T.-L., & Tsui, K.-L. (2020). A Novel Approach for Fall Risk Prediction Using the Inertial Sensor Data From the Timed-Up-and-Go Test in a Community Setting. *IEEE Sensors Journal*, 20(16), 9339–9350. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.2987623>
- Jarvis, R. A. (1973). *ON THE IDENTIFICATION OF THE CONVEX HULL OF A FINITE SET OF POINTS IN THE PLANE*.
- Johnson, G. P., & Moise, E. (1990). Elementary Geometry from an Advanced Standpoint. *The American Mathematical Monthly*, 72(10), 1152. <https://doi.org/10.2307/2315995>
- Jurgensen, R. C., Brown, R. G., & Jurgensen, J. (2000). *Geometry*. Houghton Mifflin.
- Kang, S., & Park, I. (2024). Effects of Instability Neuromuscular Training Using an Inertial Load of Water on the Balance Ability of Healthy Older Women: A Randomized Clinical Trial. *Journal of Functional Morphology and Kinesiology*, 9(1), 50. <https://doi.org/10.3390/jfmk9010050>

- Karlsson, A., & Frykberg, G. (2000). Correlations between force plate measures for assessment of balance. *Clinical Biomechanics*, 15(5), 365–369. [https://doi.org/10.1016/S0268-0033\(99\)00096-0](https://doi.org/10.1016/S0268-0033(99)00096-0)
- Kegelmeyer, D. A., Kostyk, S. K., Fritz, N. E., Fiumedora, M. M., Chaudhari, A., Palettas, M., Young, G., & Kloos, A. D. (2017). Quantitative biomechanical assessment of trunk control in Huntington's disease reveals more impairment in static than dynamic tasks. *Journal of the Neurological Sciences*, 376, 29–34. <https://doi.org/10.1016/j.jns.2017.02.054>
- Keshtiaray, A., Vazneh, N., & Hosseini, S. M. (2024). *The effects of dynamic neuromuscular stabilization exercises and Otago on balance, proprioception and trunk endurance of elderly women with a history of falling: A Randomized Control Trial*.
- Khalaf, M. A. K., & Değer, T. B. (2023). Evaluation of quality of life in the elderly who have fallen: Falling and quality of life in the elderly. *Journal of Surgery and Medicine*, 7(1), 95–100. <https://doi.org/10.28982/josam.7645>
- Khallaf, M. E. (2020). Effect of Task-Specific Training on Trunk Control and Balance in Patients with Subacute Stroke. *Neurology Research International*, 2020, 1–8. <https://doi.org/10.1155/2020/5090193>
- Kim, B. H., Hong, S. H., Oh, I. W., Lee, Y. W., Kee, I. H., & Lee, S. Y. (2021). Measurement of Ankle Joint Movements Using IMUs during Running. *Sensors*, 21(12), 4240. <https://doi.org/10.3390/s21124240>
- Kongsawasdi, S., Wiboonsuntharangkoon, C., Tajarnmuang, P., & Wantanajittikul, K. (2024). Feasibility Study of a Prototype Wearable Inertial Measurement Unit for

- Elderly Postural Sway Assessment. *Journal of Clinical Medicine Research*, 16(4), 174–181. <https://doi.org/10.14740/jocmr5125>
- Lacour, M., Dosso, N. Y., Heuschen, S., Thiry, A., Van Nechel, C., & Toupet, M. (2018). How Eye Movements Stabilize Posture in Patients With Bilateral Vestibular Hypofunction. *Frontiers in Neurology*, 9, 744. <https://doi.org/10.3389/fneur.2018.00744>
- Lecrosnier, L., Khemmar, R., Ragot, N., Decoux, B., Rossi, R., Kefi, N., & Ertaud, J.-Y. (2020). Deep Learning-Based Object Detection, Localisation and Tracking for Smart Wheelchair Healthcare Mobility. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(1), 91. <https://doi.org/10.3390/ijerph18010091>
- Lee, C.-H., & Sun, T.-L. (2018). Evaluation of postural stability based on a force plate and inertial sensor during static balance measurements. *Journal of Physiological Anthropology*, 37(1), 27. <https://doi.org/10.1186/s40101-018-0187-5>
- Lee, D. T. (1996). Computational geometry. *ACM Computing Surveys*, 28(1).
- Li, Y., Liu, M., Zhou, K., Dong, G., Manor, B., Bao, D., & Zhou, J. (2023). The comparison between effects of Taichi and conventional exercise on functional mobility and balance in healthy older adults: A systematic literature review and meta-analysis. *Frontiers in Public Health*, 11, 1281144. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2023.1281144>
- Liuzzi, P., Carpinella, I., Anastasi, D., Gervasoni, E., Lencioni, T., Bertoni, R., Carrozza, M. C., Cattaneo, D., Ferrarin, M., & Mannini, A. (2023). Machine learning based estimation of dynamic balance and gait adaptability in persons with neurological diseases using inertial sensors. *Scientific Reports*, 13(1), 8640. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-35744-x>

Lyu, S., Piazza, S., Downs, D. S., & Freivalds, A. (2019). Validity of Pendant-Based IMU Assessment of Postural Stability Under Varying Balance Conditions Compared to a Sensor Positioned on the Lower Back. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 63(1), 1159–1163.
<https://doi.org/10.1177/1071181319631296>

Mancini, M., Salarian, A., Carlson-Kuhta, P., Zampieri, C., King, L., Chiari, L., & Horak, F. B. (2012). ISway: A sensitive, valid and reliable measure of postural control. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 9(1), 59. <https://doi.org/10.1186/1743-0003-9-59>

Martins, M., Elias, A., Cifuentes, C., Alfonso, M., Frizera, A., Santos, C., & Ceres, R. (2014). Assessment of walker-assisted gait based on Principal Component Analysis and wireless inertial sensors. *Revista Brasileira de Engenharia Biomédica*, 30(3), 220–231.
<https://doi.org/10.1590/rbeb.2014.020>

Melecky, R., Socha, V., Kutilek, P., Hanakova, L., Takac, P., Schlenker, J., & Svoboda, Z. (2016). Quantification of Trunk Postural Stability Using Convex Polyhedron of the Time-Series Accelerometer Data. *Journal of Healthcare Engineering*, 2016, 1–9.
<https://doi.org/10.1155/2016/1621562>

Mengarelli, A., Verdini, F., Cardarelli, S., Di Nardo, F., Burattini, L., & Fioretti, S. (2018). Balance assessment during squatting exercise: A comparison between laboratory grade force plate and a commercial, low-cost device. *Journal of Biomechanics*, 71, 264–270.
<https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2018.01.029>

Menolotto, M., Komaris, D.-S., Tedesco, S., O'Flynn, B., & Walsh, M. (2020). Motion Capture Technology in Industrial Applications: A Systematic Review. *Sensors*, 20(19), 5687.

<https://doi.org/10.3390/s20195687>

Moe-Nilssen, R., Nordin, E., Lundin-Olsson, L., & on behalf of and partly based upon discussions within Work Package 3 of the European Community Research Network Prevention of Falls Network Europe. (2008). Criteria for evaluation of measurement properties of clinical balance measures for use in fall prevention studies. *Journal of Evaluation in Clinical Practice*, 14(2), 236–240. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2753.2007.00839.x>

Moreland, B., Kakara, R., & Henry, A. (2020). Trends in Nonfatal Falls and Fall-Related Injuries Among Adults Aged ≥ 65 Years—United States, 2012–2018. *MMWR. Morbidity and Mortality Weekly Report*, 69(27), 875–881. <https://doi.org/10.15585/mmwr.mm6927a5>

Mukaka, M. M. (2012). *Statistics Corner: A guide to appropriate use of Correlation coefficient in medical research*.

Ness, B. M., Taylor, A. L., Haberl, M. D., Reuteman, P. F., & Borgert, A. J. (2015). *CLINICAL OBSERVATION AND ANALYSIS OF MOVEMENT QUALITY DURING PERFORMANCE ON THE STAR EXCURSION BALANCE TEST*.

Noamani, A., Riahi, N., Vette, A. H., & Rouhani, H. (2023). Clinical Static Balance Assessment: A Narrative Review of Traditional and IMU-Based Posturography in Older Adults and Individuals with Incomplete Spinal Cord Injury. *Sensors*, 23(21), 8881. <https://doi.org/10.3390/s23218881>

- Noh, B., Youm, C., Goh, E., Lee, M., Park, H., Jeon, H., & Kim, O. Y. (2021). XGBoost based machine learning approach to predict the risk of fall in older adults using gait outcomes. *Scientific Reports*, 11(1), 12183. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-91797-w>
- Nouredanesh, M., & Tung, J. (2015). Machine learning based detection of compensatory balance responses to lateral perturbation using wearable sensors. *2015 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS)*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/BioCAS.2015.7348282>
- Parkkari, J., Kannus, P., Palvanen, M., Natri, A., Vainio, J., Aho, H., Vuori, I., & Järvinen, M. (1999). Majority of Hip Fractures Occur as a Result of a Fall and Impact on the Greater Trochanter of the Femur: A Prospective Controlled Hip Fracture Study with 206 Consecutive Patients. *Calcified Tissue International*, 65(3), 183–187. <https://doi.org/10.1007/s002239900679>
- Pickle, N. T., Shearin, S. M., & Fey, N. P. (2018). A machine learning approach to targeted balance rehabilitation in people with Parkinson's disease using a sparse sensor set. *2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 1202–1205. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2018.8512530>
- Pickle, N. T., Shearin, S. M., & Fey, N. P. (2019). Dynamic neural network approach to targeted balance assessment of individuals with and without neurological disease during non-steady-state locomotion. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 16(1), 88. <https://doi.org/10.1186/s12984-019-0550-8>
- Pourghayoomi, E., Behzadipour, S., Ramezani, M., Joghataei, M. T., & Shahidi, G. A. (2020). A new postural stability-indicator to predict the level of fear of falling in Parkinson's

- disease patients. *BioMedical Engineering OnLine*, 19(1), 64.
<https://doi.org/10.1186/s12938-020-00808-w>
- Ringhof, S., & Stein, T. (2018). Biomechanical assessment of dynamic balance: Specificity of different balance tests. *Human Movement Science*, 58, 140–147.
<https://doi.org/10.1016/j.humov.2018.02.004>
- Rodniam, J., & Thiamwong, L. (2023). FALLS, FEAR OF FALLING, DAILY ACTIVITIES, AND QUALITY OF LIFE IN THAI COMMUNITY-DWELLING OLDER ADULTS. *Innovation in Aging*, 7(Supplement_1), 239–239.
<https://doi.org/10.1093/geroni/igad104.0784>
- Roe, B., Howell, F., Riniotis, K., Beech, R., Crome, P., & Ong, B. N. (2009). Older people and falls: Health status, quality of life, lifestyle, care networks, prevention and views on service use following a recent fall. *Journal of Clinical Nursing*, 18(16), 2261–2272.
<https://doi.org/10.1111/j.1365-2702.2008.02747.x>
- Shepherd, J., James, D., Espinosa, H., Thiel, D., & Rowlands, D. (2018). A Literature Review Informing an Operational Guideline for Inertial Sensor Propulsion Measurement in Wheelchair Court Sports. *Sports*, 6(2), 34. <https://doi.org/10.3390/sports6020034>
- Silva, J. R. C. da. (2020). *Machine learning applied to fall prediction and detection using wearable sensors* [PhD Dissertation]. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto.
- Simon, A. L., Ilharreborde, B., Souchet, P., & Kaufman, K. R. (2015). Dynamic balance assessment during gait in spinal pathologies – A literature review. *Orthopaedics & Traumatology: Surgery & Research*, 101(2), 235–246.
<https://doi.org/10.1016/j.otsr.2014.11.021>

- Smith, A. D. A., Silva, A. O., Rodrigues, R. A. P., Moreira, M. A. S. P., Nogueira, J. D. A., & Tura, L. F. R. (2017). Assessment of risk of falls in elderly living at home. *Revista Latino-Americana de Enfermagem*, 25(0). <https://doi.org/10.1590/1518-8345.0671.2754>
- Speakman, E., & Averkov, G. (2019). *Computing the volume of the convex hull of the graph of a trilinear monomial using mixed volumes* (arXiv:1810.12625). arXiv. <http://arxiv.org/abs/1810.12625>
- Staring, W. H. A., Zandvliet, S., De Kam, D., Solis-Escalante, T., Geurts, A. C. H., & Weerdesteyn, V. (2024). Age-related changes in muscle coordination patterns of stepping responses to recover from loss of balance. *Experimental Gerontology*, 191, 112424. <https://doi.org/10.1016/j.exger.2024.112424>
- Stevens, J. A., & Olson, S. (2000). Reducing falls and resulting hip fractures among older women. *Home Care Provider*, 5(4), 134–141. <https://doi.org/10.1067/mhc.2000.109232>
- Strang, G. (2016). *Introduction to Linear Algebra* (5th ed.). Wellesley-Cambridge Press.
- Subramaniam, S., Faisal, A. I., & Deen, M. J. (2022). Wearable Sensor Systems for Fall Risk Assessment: A Review. *Frontiers in Digital Health*, 4, 921506. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2022.921506>
- Velazquez, M., Lee, Y., & for the Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative. (2021). Random forest model for feature-based Alzheimer's disease conversion prediction from early mild cognitive impairment subjects. *PLOS ONE*, 16(4), e0244773. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0244773>

- Winser, S. J., Smith, C. M., Hale, L. A., Claydon, L. S., & Whitney, S. L. (2018). Clinical assessment of balance using BBS and SARAbal in cerebellar ataxia: Synthesis of findings of a psychometric property analysis. *Hong Kong Physiotherapy Journal*, 38(01), 53–61. <https://doi.org/10.1142/S1013702518500063>
- Yu, J., Jiang, Y., Wang, Z., Cao, Z., & Huang, T. (2016). UnitBox: An Advanced Object Detection Network. *Proceedings of the 24th ACM International Conference on Multimedia*, 516–520. <https://doi.org/10.1145/2964284.2967274>
- Zampogna, A., Miletì, I., Palermo, E., Celletti, C., Paoloni, M., Manoni, A., Mazzetta, I., Dalla Costa, G., Pérez-López, C., Camerota, F., Leocani, L., Cabestany, J., Irrera, F., & Suppa, A. (2020). Fifteen Years of Wireless Sensors for Balance Assessment in Neurological Disorders. *Sensors*, 20(11), 3247. <https://doi.org/10.3390/s20113247>
- Zhou, B., Wang, A., Klein, J.-F., & Kai, F. (2021). Object Detection and Mapping with Bounding Box Constraints. *2021 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/MFI52462.2021.9591174>
- Zhou, J., Liu, B., Ye, H., & Duan, J.-P. (2023). A prospective cohort study on the association between new falls and balancing ability among older adults over 80 years who are independent. *Experimental Gerontology*, 180, 112259. <https://doi.org/10.1016/j.exger.2023.112259>
- Zijlstra, W., & Hof, A. L. (2003). Assessment of spatio-temporal gait parameters from trunk accelerations during human walking. *Gait & Posture*, 18(2), 1–10. [https://doi.org/10.1016/S0966-6362\(02\)00190-X](https://doi.org/10.1016/S0966-6362(02)00190-X)