



**RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS À GRANULARITÉ FINE ET APPRENTISSAGE
DES ACTIVITÉS DE LA VIE QUOTIDIENNE POUR L'ASSISTANCE AUX
PERSONNES EN PERTE D'AUTONOMIE**

PAR HABBA'S NGODJOU DOUKAGA

**THÈSE PRÉSENTÉE À L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI COMME
EXIGENCE PARTIELLE EN VUE DE L'OBTENTION DU GRADE DE
PHILOSOPHIÆ DOCTOR (PH.D.) EN INFORMATIQUE**

QUÉBEC, CANADA

© HABBA'S NGODJOU DOUKAGA, 2025

RÉSUMÉ

Le vieillissement de la population, aggravé par la pénurie de personnel médical, est devenu un problème majeur dans la plupart des pays développés. Le maintien à domicile des personnes âgées en perte d'autonomie apparaît comme une nécessité, mais comporte des risques qu'il faut contrôler. Ce projet de thèse propose une nouvelle approche pour la reconnaissance d'activités à granularité fine dans le contexte des maisons intelligentes, en utilisant des capteurs de photopléthysmographie (PPG) combinés à des accéléromètres.

Notre modèle est basé sur un jeu de données collecté à partir d'un bracelet équipé de capteurs PPG et d'accéléromètres, appliqué à des techniques d'apprentissage automatique. Pour construire l'ensemble de données, nous avons défini 13 gestes de cuisine atomiques effectués par 20 participants. Les données collectées ont été annotées et mises à disposition de la communauté scientifique.

L'originalité de notre approche réside dans l'utilisation de capteurs PPG, traditionnellement utilisés pour la surveillance cardiaque, pour améliorer la précision de la reconnaissance d'activités à granularité fine. Nous avons obtenu des résultats prometteurs, avec une exactitude de 94,96%, démontrant le potentiel des capteurs PPG dans les maisons intelligentes pour la reconnaissance des activités dans le cadre d'une assistance aux personnes âgées en perte d'autonomie.

Cette recherche ouvre la voie à de nouvelles perspectives pour le développement de systèmes d'assistance plus précis et moins intrusifs, contribuant ainsi à améliorer la qualité de vie et l'autonomie des personnes âgées tout en assurant leur sécurité.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	ii
LISTE DES TABLEAUX	x
LISTE DES FIGURES	xii
LISTE DES ABRÉVIATIONS	xiv
DÉDICACE	xv
REMERCIEMENTS	xvi
CHAPITRE I – INTRODUCTION	1
1.1 CONTEXTE SOCIÉTAL ET DÉMOGRAPHIQUE	1
1.2 PROBLÉMATIQUE DE RECHERCHE	3
1.2.1 LIMITATIONS DES APPROCHES ACTUELLES	3
1.2.2 ENJEUX DE LA RECONNAISSANCE D’ACTIVITÉS À GRANULARITÉ FINE	4
1.2.3 DÉFIS TECHNOLOGIQUES ET MÉTHODOLOGIQUES	5
1.3 OBJECTIFS DE RECHERCHE	6
1.3.1 OBJECTIF 1 : DÉVELOPPER UN MODÈLE DE RECONNAISSANCE D’ACTIVITÉS À GRANULARITÉ FINE	6
1.3.2 OBJECTIF 2 : CONCEVOIR UN SYSTÈME DE DÉTECTION DU PORT CORRECT DU DISPOSITIF	7
1.3.3 OBJECTIF 3 : ÉLABORER UN MODÈLE DE HAUT NIVEAU POUR LA DÉTECTION DES ACTIVITÉS	9
1.4 APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE GÉNÉRALE	10
1.4.1 TECHNOLOGIES UTILISÉES : UNE APPROCHE MULTIMODALE INNOVANTE	10
1.4.2 STRATÉGIE EXPÉRIMENTALE : DUALITÉ MÉTHODOLOGIQUE	11
1.4.3 VALIDATION ET ÉVALUATION : ROBUSTESSE MULTIDIMENSIONNELLE	13
1.5 CONTRIBUTIONS ET STRUCTURE DE LA THÈSE	14

1.5.1	APPORTS SCIENTIFIQUES	15
1.5.2	INNOVATIONS TECHNOLOGIQUES	17
1.5.3	PUBLICATIONS ET DIFFUSION	18
1.5.4	ORGANISATION DU DOCUMENT	19
CHAPITRE II – ÉTAT DE L’ART		21
2.1	TECHNOLOGIES D’ASSISTANCE ET INTELLIGENCE AMBIANTE . . .	21
2.1.1	MAISONS INTELLIGENTES : ÉCOSYSTÈMES TECHNOLOGIQUES INTÉGRÉS	21
2.1.2	SYSTÈMES D’AIDE À L’AUTONOMIE : TAXONOMIE FONCTION- NELLE	22
2.1.3	SURVEILLANCE FONCTIONNELLE ET SÉCURITAIRE : APPROCHES MULTICOUCHES	23
2.1.4	ASSISTANCE COGNITIVE ET SENSORIELLE : COMPENSATION ADAPTATIVE	25
2.2	RECONNAISSANCE D’ACTIVITÉS HUMAINES (HAR)	26
2.2.1	PROCESSUS DE RECONNAISSANCE D’ACTIVITÉS	27
2.2.2	TECHNOLOGIES BASÉES SUR LA VISION	31
2.2.3	TECHNOLOGIES RADIOÉLECTRIQUES	32
2.2.4	TECHNOLOGIES EMBARQUÉES	34
2.3	RECONNAISSANCE D’ACTIVITÉS À GRANULARITÉ FINE	36
2.3.1	DÉFINITION ET ENJEUX CONCEPTUELS	36
2.3.2	DÉFIS MÉTHODOLOGIQUES SPÉCIFIQUES	37
2.3.3	PROCESSUS DE RECONNAISSANCE FINE	39
2.3.4	APPLICATIONS DANS L’ASSISTANCE QUOTIDIENNE	42
2.4	CAPTEURS DE PHOTOPLÉTHYSMOGRAPHIE (PPG)	44
2.4.1	PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT	44
2.4.2	APPLICATIONS EN RECONNAISSANCE D’ACTIVITÉS	48
2.4.3	COMBINAISON AVEC D’AUTRES CAPTEURS	50
2.4.4	AVANTAGES ET LIMITATIONS	52

CHAPITRE III – MÉTHODOLOGIE	55
3.1 VUE D'ENSEMBLE DES APPROCHES MÉTHODOLOGIQUES	55
3.1.1 PRÉSENTATION DES DEUX PROTOCOLES EXPÉRIMENTAUX	55
3.1.2 JUSTIFICATION DE LA DUALITÉ MÉTHODOLOGIQUE	58
3.1.3 ARCHITECTURE MÉTHODOLOGIQUE INTÉGRÉE	60
3.2 PREMIER PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL	62
3.2.1 CONTEXTE D'UTILISATION	62
3.2.2 DISPOSITIFS ET CAPTEURS UTILISÉS	63
3.2.3 PROCÉDURE DE COLLECTE DES DONNÉES	67
3.2.4 PARTICIPANTS ET CONDITIONS EXPÉRIMENTALES	70
3.2.5 ANNOTATION ET PRÉTRAITEMENT	72
3.3 SECOND PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL	76
3.3.1 CONTEXTE ET MOTIVATIONS	76
3.3.2 AMÉLIORATIONS MÉTHODOLOGIQUES	77
3.3.3 PROCÉDURE DE COLLECTE ENRICHIE	79
3.3.4 NOUVEAUX DISPOSITIFS DE CALIBRAGE	80
3.3.5 ANNOTATION ET ORGANISATION DES DONNÉES AVANCÉES	81
3.3.6 IMPLICATIONS MÉTHODOLOGIQUES ET SCIENTIFIQUES	82
3.4 ANALYSE COMPARATIVE DES PROTOCOLES	83
3.4.1 DIFFÉRENCES PRINCIPALES	83
3.4.2 IMPLICATIONS SUR LES RÉSULTATS	85
3.4.3 COMPLÉMENTARITÉ DES APPROCHES	87
3.5 TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE	88
3.5.1 ALGORITHMES UTILISÉS	89
3.5.2 MÉTRIQUES D'ÉVALUATION	92
3.5.3 VALIDATION CROISÉE ET STRATÉGIES D'ÉVALUATION	94
CHAPITRE IV – RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS À GRANULARITÉ FINE	97

4.1	DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE DE BASE	97
4.1.1	ARCHITECTURE DU SYSTÈME	97
4.1.2	EXTRACTION DES CARACTÉRISTIQUES	100
4.1.3	ENTRAÎNEMENT ET VALIDATION	102
4.2	ANALYSE COMPARATIVE DES MÉTHODES	104
4.2.1	CADRE MÉTHODOLOGIQUE DE LA COMPARAISON	105
4.2.2	APPROCHE 1 : CAPTEURS INERTIELS (ACCÉLÉROMÈTRE + GYROSCOPE)	106
4.2.3	APPROCHE 2 : CAPTEURS PHYSIOLOGIQUES (ACCÉLÉROMÈTRE + PPG)	107
4.2.4	COMPARAISON DES PERFORMANCES	108
4.2.5	AVANTAGES ET LIMITATIONS DE CHAQUE MÉTHODE	109
4.2.6	PERSPECTIVES DE FUSION MULTIMODALE	110
4.3	AMÉLIORATION DU SYSTÈME	111
4.3.1	OPTIMISATIONS ALGORITHMIQUES ET TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE	112
4.3.2	FUSION MULTIMODALE OPTIMISÉE	112
4.3.3	STRATÉGIES DE FENÊTRAGE ADAPTATIF	113
4.3.4	AMÉLIORATION DE LA ROBUSTESSE AUX VARIATIONS INDIVIDUELLES	113
4.3.5	OPTIMISATION DE L'ARCHITECTURE DE TRAITEMENT	114
4.3.6	PERSPECTIVES D'AMÉLIORATION CONTINUE	114
CHAPITRE V – DÉTECTION DE LA MAUVAISE UTILISATION DES DISPOSITIFS		116
5.1	PROBLÉMATIQUE MALWEAR	116
5.1.1	DÉFINITION ET CONTEXTUALISATION DU PHÉNOMÈNE	116
5.1.2	TYPLOGIE DES MAUVAISES UTILISATIONS	116
5.1.3	IMPACT SUR LA QUALITÉ DES SIGNAUX PHYSIOLOGIQUES	117
5.1.4	IMPLICATIONS POUR LA RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS	118

5.1.5	ENJEUX TECHNOLOGIQUES ET MÉTHODOLOGIQUES	119
5.1.6	VERS UNE DÉTECTION AUTOMATIQUE PROACTIVE	119
5.2	SYSTÈME DE DÉTECTION AUTOMATIQUE	120
5.2.1	ARCHITECTURE GÉNÉRALE DU SYSTÈME	120
5.2.2	EXTRACTION ET PRÉPARATION DES CARACTÉRISTIQUES . . .	121
5.2.3	MODÈLES DE CLASSIFICATION DES NIVEAUX DE TENSION . .	121
5.2.4	MODÈLES DE RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS AVEC IMPACT DE LA MAUVAISE UTILISATION	123
5.2.5	OPTIMISATION ALGORITHMIQUE ET SÉLECTION DES MODÈLES	126
5.2.6	ANALYSE COMPARATIVE DES PERFORMANCES	126
5.2.7	IMPLICATIONS POUR LE DÉPLOIEMENT TEMPS RÉEL	127
5.3	IMPACT SUR LA RECONNAISSANCE FINE DES ACTIVITÉS	127
5.3.1	ANALYSE DIFFÉRENTIELLE SELON LES STRATÉGIES DE FENÊ- TRAGE	128
5.3.2	IMPACT DIFFÉRENCIÉ SELON LES TYPES D'ACTIVITÉS	129
5.3.3	MÉCANISMES DE DÉGRADATION DES SIGNAUX	130
5.3.4	STRATÉGIES DE COMPENSATION DÉVELOPPÉES	132
5.3.5	IMPLICATIONS PRATIQUES POUR LE DÉPLOIEMENT	133
5.3.6	PERSPECTIVES D'AMÉLIORATION	134
CHAPITRE VI – RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS DE HAUT NIVEAU		135
6.1	APPROCHE PAR FREQUENT SUBGRAPH MINING	135
6.1.1	CONSTRUCTION DES GRAPHS DE RECETTES	135
6.1.2	ALGORITHME FSM MODIFIÉ	136
6.1.3	CATÉGORISATION DES ERREURS ET DÉTECTION	137
6.1.4	EXTRACTION DE CARACTÉRISTIQUES BASÉES SUR LES MOTIFS	138
6.2	RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS DE CUISINE COMPLEXES	139
6.2.1	FUSION MULTI-MODALE DES SIGNAUX PHYSIOLOGIQUES . . .	139
6.2.2	MÉTHODOLOGIE D'ASSEMBLAGE INTELLIGENT DE SÉQUENCES	141

6.2.3	PRÉSERVATION DE CONTINUITÉ ET CONSTRUCTION DE RECETTES	142
6.2.4	PERFORMANCE DE CLASSIFICATION ET MODÈLES COMPARATIFS	143
6.2.5	CAPACITÉS DE DÉTECTION TEMPS RÉEL	145
6.3	APPLICATIONS EN ASSISTANCE TEMPS RÉEL	146
6.3.1	ARCHITECTURE SYSTÈME POUR L'ASSISTANCE TEMPS RÉEL .	146
6.3.2	DÉTECTION DIFFÉRENTIELLE DES TYPES D'ERREURS	147
6.3.3	IMPACT CLINIQUE ET AVANTAGES DU PPG	149
6.3.4	DÉPLOIEMENT ET VALIDATION CLINIQUE	149
CHAPITRE VII – DISCUSSION GÉNÉRALE		152
7.1	SYNTHÈSE DES CONTRIBUTIONS	152
7.1.1	RÉPONSE AUX TROIS OBJECTIFS DE RECHERCHE	152
7.1.2	AVANCÉES MÉTHODOLOGIQUES SIGNIFICATIVES	154
7.1.3	IMPACT SCIENTIFIQUE ET CONTRIBUTIONS THÉORIQUES . . .	155
7.2	LIMITATIONS ET DÉFIS	157
7.2.1	CONTRAINTES TECHNIQUES ET MATÉRIELLES	157
7.2.2	LIMITATIONS EXPÉRIMENTALES	159
7.2.3	DÉFIS D'IMPLÉMENTATION ET DE DÉPLOIEMENT	160
7.2.4	DÉFIS MÉTHODOLOGIQUES ET THÉORIQUES	161
7.3	IMPLICATIONS PRATIQUES	163
7.3.1	APPLICATIONS EN MAISONS INTELLIGENTES	163
7.3.2	IMPACT SOCIÉTAL TRANSFORMATEUR	164
7.3.3	CONSIDÉRATIONS ÉTHIQUES ET RESPONSABILITÉ SOCIALE . .	166
7.3.4	PERSPECTIVES DE DÉPLOIEMENT ET ADOPTION	169
BIBLIOGRAPHIE		171
APPENDICE A – PREMIÈRE ANNEXE		194
A.1	MODÈLE 4 : COMPARAISON DES CLASSIFICATEURS (MALWEAR) . .	194
A.2	MODÈLE 5 : TRANSFERT ENTRE TENSIONS (MALWEAR)	197

A.3	MODÈLE 6 : FOCUS SUR LA TENSION 02 (MALWEAR)	200
A.4	MODÈLE 7 : MODÈLES SPÉCIFIQUES PAR TENSION (MALWEAR) . . .	201
A.5	TRAVAUX CONFÉRENCE PETRA'25)	203
APPENDICE B – DÉCLARATION DE LA CERTIFICATION ÉTHIQUE . .		208

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU 1.1 : LISTE ET DESCRIPTION DES 13 GESTES	12
TABLEAU 3.1 : RÉSULTATS DES MODÈLES 1 À 3 – ÉTUDE MALWEAR	86
TABLEAU 3.2 : RÉSULTATS TRAVAUX PETRA 2025 - RF [1]	89
TABLEAU 3.3 : RÉSULTATS TRAVAUX PETRA 2025 - SVM [1]	90
TABLEAU 3.4 : RÉSULTATS TRAVAUX PETRA 2025 - MLP [1]	90
TABLEAU 3.5 : RÉSULTATS TRAVAUX PETRA 2025 - XGBOOST [1]	91
TABLEAU 4.1 : MÉTRIQUES D'ÉVALUATION POUR CHAQUE GESTE	103
TABLEAU 6.1 : RÉSULTATS DU MODÈLE FSM_RANDOMFOREST	144
TABLEAU 6.2 : RÉSULTATS DU MODÈLE FSM_GRADIENTBOOSTING	144
TABLEAU 6.3 : RÉSULTATS DU MODÈLE FSM_SVM	144
TABLEAU A.1 : RÉSULTATS POUR RANDOMFOREST	194
TABLEAU A.2 : RÉSULTATS POUR SVM	195
TABLEAU A.3 : RÉSULTATS POUR MLP	195
TABLEAU A.4 : RÉSULTATS POUR XGBOOST	195
TABLEAU A.5 : RÉSULTATS ENSEMBLE.	196
TABLEAU A.6 : RÉSULTATS POUR LE MODÈLE ENTRAÎNÉ SUR LA TENSION 00.	197
TABLEAU A.7 : RÉSULTATS POUR LE MODÈLE ENTRAÎNÉ SUR LA TENSION 02.	198
TABLEAU A.8 : RÉSULTATS POUR LE MODÈLE ENTRAÎNÉ SUR LA TENSION 20.	198
TABLEAU A.9 : RÉSULTATS POUR LE MODÈLE ENTRAÎNÉ SUR LA TENSION 02I	198

TABLEAU A.10 : RÉSULTATS POUR TENSION D'ENTRAÎNEMENT 02 ET TENSION DE TEST 00	.200
TABLEAU A.11 : RÉSULTATS POUR TENSION D'ENTRAÎNEMENT 02 ET TENSION DE TEST 20	.200
TABLEAU A.12 : RÉSULTATS POUR TENSION D'ENTRAÎNEMENT 02 ET TENSION DE TEST 02I	.201
TABLEAU A.13 : RÉSULTATS POUR LA TENSION 00.	.202
TABLEAU A.14 : RÉSULTATS POUR LA TENSION 20.	.202
TABLEAU A.15 : RÉSULTATS POUR LA TENSION 02I	.202
TABLEAU A.16 : RAPPORT DE CLASSIFICATION MAIN_PRINCIPALE - XGBOOST	.203
TABLEAU A.17 : RAPPORT DE CLASSIFICATION DEUX_MAINS - XGBOOST	.203

LISTE DES FIGURES

FIGURE 2.1 – PROCESSUS DE RECONNAISSANCE DES ACTIVITÉS.	27
FIGURE 2.2 – FONCTIONNEMENT DU PPG	45
FIGURE 3.1 – PROCESSUS DE COLLECTE DE DONNÉES	56
FIGURE 3.2 – BRACELET POLAR OH1+	64
FIGURE 3.3 – RASPBERRY PI 3	66
FIGURE 3.4 – APPLICATION DE PRÉSENTATION VIDÉO DES GESTES	68
FIGURE 3.5 – SYSTÈME D’ANNOTATION	73
FIGURE 3.6 – EXPORTATION DU JEU DE DONNÉES	74
FIGURE 3.7 – BLOC DE CALIBRAGE DE 02 MILLIMÈTRES	77
FIGURE 3.8 – BLOC DE CALIBRAGE DE 10 - 20 MILLIMÈTRES.	78
FIGURE 3.9 – ANNOTATEUR VERSION 2.	81
FIGURE 3.10 – TOP 20 DES CARACTÉRISTIQUES LES PLUS IMPORTANTES (ACC + PPG)	93
FIGURE 4.1 – SCRIPT DE COLLECT DES DONNÉES	99
FIGURE 4.2 – SORTIE DES DONNÉES COLLECTÉES	100
FIGURE 4.3 – (A) MATRICE DE CONFUSION GESTES LENTS; (B) RAPPORT DE CLASSIFICATION GESTES LENTS	107
FIGURE 5.1 – COMPARAISON DES PERFORMANCES DES MODÈLES 1 À 3 . . .	123
FIGURE 5.2 – ANALYSE DES PERFORMANCES DE CLASSIFICATION MULTI- TENSION	125
FIGURE 6.1 – RÉSEAUX DE GRAPHES DE RECETTES – RECETTES COR- RECTES VS TYPES D’ERREURS	136
FIGURE 6.2 – SOUS-GRAPHES FRÉQUENTS – ANALYSE DES MOTIFS	138

FIGURE 6.3 – SIGNAUX D’ACCÉLÉROMÈTRE – MOTIFS DISCRIMINANTS DES ACTIVITÉS.	140
FIGURE 6.4 – CHRONOLOGIE COMPLÈTE DU SIGNAL – PARTICIPANT 1 – LES DEUX MAINS	142
FIGURE 6.5 – MATRICES DE CONFUSION – ÉVALUATION COMPARATIVE DES MODÈLES	145
FIGURE 6.6 – CAPACITÉS DE DÉTECTION D’ERREURS EN TEMPS RÉEL	147
FIGURE A.1 – MATRICES DE CONFUSION SVM / MLP / XGBOOST.	196
FIGURE A.2 – MATRICES DE CONFUSION RF / ENSEMBLE DES MODÈLES. . .	197
FIGURE A.3 – MATRICES DE CONFUSION TENSION 00	198
FIGURE A.4 – MATRICES DE CONFUSION TENSION 02	199
FIGURE A.5 – MATRICES DE CONFUSION TENSION 20	199
FIGURE A.6 – MATRICES DE CONFUSION TENSION 02L.	199
FIGURE A.7 – MATRICES DE CONFUSION MODÈLE 6	201
FIGURE A.8 – MATRICE DE CONFUSION "MAIN_PRINCIPALE" - XGBOOST .	204
FIGURE A.9 – MATRICE DE CONFUSION "DEUX_MAINS" - XGBOOST	205
FIGURE A.10 –COURBES D’APPRENTISSAGE "MAIN_PRINCIPALE" - XGBOOST 206	
FIGURE A.11 –COURBES D’APPRENTISSAGE "DEUX_MAINS" - XGBOOST . .	207

LISTE DES ABRÉVIATIONS

HAR	Human Activity Recognition
PPG	Photoplethysmography
AT	Assistive Technology
CNN	Convolutional Neural Network
RNN	Recurrent Neural Network
SVM	Support Vector Machine

DÉDICACE

À ma fille, Fedora Ada Lovelace...

REMERCIEMENTS

J'adresse mes remerciements à l'endroit des Professeurs Bruno Bouchard, Ph.D., Julien Maitre, Ph.D. et Pascal E. Fortin, Ph.D., pour l'opportunité qui m'a été offerte, la confiance accordée, leur supervision ainsi que leur accompagnement dans le cadre de cette thèse de doctorat.

De même, j'adresse des remerciements à l'ensemble de mes proches collaborateurs dans le cadre de ce projet, Haritiana RANDRIANARIVELO et Yan BÉLANGER, aux équipes du LIARA, ainsi qu'à toutes les personnes ayant participé de près ou de loin à l'aboutissement de ce projet.

CHAPITRE I

INTRODUCTION

1.1 CONTEXTE SOCIÉTAL ET DÉMOGRAPHIQUE

Le vieillissement démographique constitue l'un des défis sociétaux majeurs du XXI^e siècle, transformant radicalement les structures sociales et les besoins en matière de soins de santé à l'échelle mondiale. Selon les projections de l'Organisation mondiale de la santé, la population mondiale âgée de 60 ans et plus devrait passer de 1 milliard en 2020 à 1,4 milliard d'ici 2030, puis atteindre 2,1 milliards en 2050 [2]. Cette transition démographique sans précédent s'accompagne d'une augmentation significative du nombre de personnes en perte d'autonomie, créant des pressions considérables sur les systèmes de santé et les structures d'accompagnement traditionnel.

Au Canada, cette réalité démographique est particulièrement marquée. Statistique Canada projette que d'ici 2031, près d'un Canadien sur quatre sera âgé de 65 ans et plus, comparativement à un sur sept en 2009 [3]. Cette évolution s'accompagne d'une hausse prévisible des maladies chroniques et des limitations fonctionnelles. Les données épidémiologiques indiquent qu'environ 40% des personnes âgées de 65 ans et plus présentent au moins une limitation dans leurs activités de la vie quotidienne, cette proportion atteignant 60% chez les 85 ans et plus [4].

Cette transition démographique génère des défis multiples pour les systèmes de santé contemporains. Les coûts associés aux soins de longue durée augmentent exponentiellement, tandis que la disponibilité des aidants naturels diminue en raison de l'évolution des structures familiales et de l'urbanisation croissante [5]. Les établissements de soins de longue durée font

face à une pénurie de personnel qualifié, aggravée par les conditions de travail difficiles et les salaires peu attractifs dans ce secteur [6].

Parallèlement, les personnes âgées expriment massivement leur préférence pour le maintien à domicile. Les enquêtes sociologiques révèlent que plus de 90% des personnes âgées souhaitent vieillir dans leur environnement familial, préservant ainsi leur autonomie, leurs repères sociaux et leur qualité de vie [7]. Cette aspiration légitime entre cependant en tension avec les risques sécuritaires liés à la perte d'autonomie progressive, notamment les chutes, les erreurs médicamenteuses, et les difficultés nutritionnelles qui peuvent compromettre gravement la santé et la sécurité des personnes concernées.

Dans ce contexte, l'émergence des technologies d'assistance représente une opportunité majeure pour concilier les aspirations individuelles au maintien à domicile avec les impératifs de sécurité et de qualité des soins. Les maisons intelligentes équipées de systèmes de surveillance et d'assistance automatisés offrent des perspectives prometteuses pour accompagner le vieillissement en place tout en garantissant une intervention rapide en cas de situation critique [8]. Ces technologies peuvent contribuer à réduire la charge sur les systèmes de santé tout en préservant la dignité et l'autonomie des personnes âgées.

L'enjeu sociétal dépasse ainsi la simple question technologique pour toucher aux fondements même de notre conception du vieillissement et de l'accompagnement des personnes vulnérables. Il s'agit de développer des solutions qui respectent l'autonomie individuelle tout en assurant la protection et le bien-être des personnes, dans une approche qui valorise la participation sociale et le maintien des capacités fonctionnelles le plus longtemps possible.

1.2 PROBLÉMATIQUE DE RECHERCHE

La reconnaissance d'activités humaines dans le contexte de l'assistance aux personnes en perte d'autonomie se heurte à des défis technologiques et méthodologiques majeurs qui limitent l'efficacité des solutions actuellement disponibles. Si les systèmes de surveillance ambiante ont connu des avancées significatives au cours de la dernière décennie, ils demeurent largement cantonnés à la détection d'activités de haut niveau, insuffisamment précises pour fournir une assistance adaptée aux besoins réels des utilisateurs.

1.2.1 LIMITATIONS DES APPROCHES ACTUELLES

Les technologies de reconnaissance d'activités traditionnelles reposent principalement sur des capteurs ambiants ou des systèmes de vision par ordinateur qui, bien qu'efficaces pour identifier des activités globales comme "cuisiner", "se déplacer" ou "dormir", peinent à discriminer les gestes spécifiques et les micro-actions qui composent ces activités complexes [9]. Cette granularité insuffisante constitue un obstacle majeur à l'implémentation de systèmes d'assistance véritablement utiles. Par exemple, dans le contexte de la préparation culinaire, un système capable uniquement de détecter une "activité de cuisine" ne peut pas identifier si une personne est en train de casser des œufs, de mélanger des ingrédients, ou de retourner une préparation, limitant drastiquement sa capacité à fournir une assistance contextuelle appropriée.

Les systèmes basés sur la vision par ordinateur, bien que prometteurs en termes de précision, soulèvent des préoccupations importantes concernant la vie privée et l'acceptabilité sociale [10]. L'installation de caméras dans les espaces intimes du domicile rencontre une résistance compréhensible de la part des utilisateurs potentiels, particulièrement dans une population âgée souvent réticente aux nouvelles technologies. De plus, ces systèmes présentent

des limitations techniques importantes liées aux conditions d'éclairage, aux occlusions, et à la variabilité des environnements domestiques.

Les approches basées sur les capteurs portables traditionnels, principalement les accéléromètres et gyroscopes, offrent une alternative respectueuse de la vie privée mais souffrent de limitations significatives en termes de précision pour la reconnaissance de gestes fins [11]. Ces capteurs, optimisés pour détecter des mouvements corporels globaux, manquent de la sensibilité nécessaire pour capturer les nuances subtiles des gestes de la main et des micro-mouvements qui caractérisent les activités de la vie quotidienne à granularité fine.

1.2.2 ENJEUX DE LA RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS À GRANULARITÉ FINE

La reconnaissance d'activités à granularité fine présente des défis spécifiques qui dépassent la simple amélioration de la précision des capteurs existants. Les gestes de la vie quotidienne se caractérisent par une variabilité inter-individuelle importante, influencée par des facteurs tels que l'âge, les capacités motrices, les habitudes personnelles, et les adaptations développées en réponse aux limitations fonctionnelles [12]. Cette variabilité rend particulièrement complexe le développement de modèles généralisables capables de s'adapter à la diversité des utilisateurs potentiels.

La dimension temporelle constitue un autre défi majeur. Les activités de la vie quotidienne ne suivent pas des motifs temporels rigides mais s'inscrivent dans des séquences dynamiques où la vitesse d'exécution, les pauses, et les variations individuelles créent une complexité importante pour les algorithmes de reconnaissance [13]. Cette complexité est amplifiée par le fait que les gestes fins peuvent être influencés par des facteurs contextuels multiples, incluant les conditions de santé fluctuantes, la fatigue, et les adaptations comportementales liées au vieillissement.

1.2.3 DÉFIS TECHNOLOGIQUES ET MÉTHODOLOGIQUES

L'un des défis technologiques réside dans le développement de capteurs suffisamment sensibles pour détecter les micro-mouvements caractéristiques des activités fines tout en restant suffisamment robustes pour un usage quotidien par une population âgée. Les dispositifs portables doivent concilier plusieurs exigences contradictoires : miniaturisation pour l'acceptabilité, autonomie énergétique pour l'usage continu, et précision de mesure pour la détection fine [14].

La question de la fiabilité des données collectées constitue un défi méthodologique crucial souvent négligé dans la littérature existante. Les dispositifs portables sont sujets à des variations de positionnement, des ajustements incorrects, et des déplacements involontaires qui peuvent compromettre significativement la qualité des signaux recueillis [15]. Cette problématique, que nos travaux désignent sous le terme de "MalWear" (mauvaise utilisation des dispositifs portables), représente un obstacle majeur au déploiement de solutions fiables en conditions réelles.

L'intégration de sources de données multiples pose également des défis. La fusion efficace de signaux provenant de capteurs hétérogènes (accélérométriques, physiologiques, environnementaux) nécessite des approches méthodologiques sophistiquées capables de gérer la synchronisation temporelle, les différences de fréquences d'échantillonnage, et la complémentarité des informations [16]. Cette complexité est amplifiée par la nécessité de développer des algorithmes temps réel compatibles avec les contraintes de calcul des dispositifs embarqués.

Enfin, la validation écologique de ces systèmes représente un défi méthodologique majeur. Les conditions contrôlées des laboratoires de recherche diffèrent significativement des environnements domestiques réels, où les activités se déroulent dans des contextes variables, avec des interruptions, des adaptations spontanées, et des interactions avec l'environnement

physique et social [17]. Cette discontinuité entre les conditions expérimentales et les conditions d'usage réel constitue un obstacle important à la traduction des résultats de recherche en solutions pratiques déployables.

Ces défis multiples nécessitent des approches de recherche innovantes, capables d'intégrer les dimensions technologiques, méthodologiques, et écologiques pour développer des solutions véritablement adaptées aux besoins des personnes en perte d'autonomie. C'est dans cette perspective que s'inscrivent nos travaux de recherche, visant à explorer de nouvelles modalités de captation et d'analyse pour la reconnaissance d'activités à granularité fine.

1.3 OBJECTIFS DE RECHERCHE

Cette recherche vise à développer un système d'assistance intelligent pour les personnes en perte d'autonomie, en s'appuyant sur des approches innovantes de reconnaissance d'activités à granularité fine. Face aux limitations des technologies existantes et aux besoins croissants d'assistance à domicile, nos travaux s'articulent autour de trois objectifs principaux, conçus de manière progressive et complémentaire pour construire un écosystème technologique robuste et adapté aux contraintes réelles d'utilisation.

1.3.1 OBJECTIF 1 : DÉVELOPPER UN MODÈLE DE RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS À GRANULARITÉ FINE

Notre premier objectif consiste à créer un modèle capable d'identifier avec précision des gestes et des actions spécifiques dans le cadre des activités quotidiennes. Ce niveau de détail granulaire est crucial pour fournir une assistance adaptée et en temps réel aux utilisateurs, dépassant les limitations des systèmes actuels qui se contentent de reconnaître des activités de haut niveau.

L'innovation principale de cette approche réside dans l'utilisation conjointe de capteurs de photopléthysmographie (PPG) et d'accéléromètres pour la détection de gestes fins de la main. Contrairement aux applications traditionnelles des capteurs PPG, centrées sur la surveillance cardiaque, nos travaux explorent le potentiel des variations du signal PPG induites par les mouvements de la main pour caractériser des gestes spécifiques [18]. Cette approche novatrice permet de capturer des nuances gestuelles qui échappent aux capteurs inertiels traditionnels, ouvrant de nouvelles perspectives pour la reconnaissance d'activités fines.

Les gestes ciblés incluent des actions fondamentales de la cuisine telles que casser des œufs (BreakEgg), couper des ingrédients (Cut), retourner des aliments (Flip), verser des liquides (Pour), mélanger (Mix), et battre (Whip). Cette sélection reflète une analyse approfondie des activités culinaires essentielles pour le maintien de l'autonomie alimentaire, un facteur déterminant de la qualité de vie des personnes âgées [19].

Cet objectif a été atteint avec succès, démontrant la faisabilité et l'efficacité de notre approche à travers des expérimentations rigoureuses menées auprès de 20 participants. Les résultats obtenus ont établi une base solide pour la suite de nos recherches et ouvert des perspectives prometteuses pour l'application de cette technologie à d'autres domaines d'activités de la vie quotidienne.

1.3.2 OBJECTIF 2 : CONCEVOIR UN SYSTÈME DE DÉTECTION DU PORT CORRECT DU DISPOSITIF

Le deuxième objectif consiste à développer un modèle capable de vérifier automatiquement si le dispositif de reconnaissance d'activités est porté correctement. Cette étape est essentielle pour garantir la fiabilité des données collectées et l'efficacité du système d'assis-

tance, répondant à une problématique largement négligée dans la littérature existante mais cruciale pour le déploiement en conditions réelles.

La problématique "MalWear" (mauvaise utilisation des dispositifs portables) représente un défi technique majeur qui peut compromettre significativement les performances des systèmes de reconnaissance d'activités. Nos travaux ont identifié quatre configurations d'utilisation, allant des plus critiques à la plus optimale : dispositif trop serré (tension 00 millimètres), positionnement optimal (tension 02 millimètres), dispositif trop lâche (tension 20 millimètres), et dispositif mal orienté (tension 02i millimètres). Chacune de ces configurations génère des altérations spécifiques des signaux collectés, nécessitant des approches de détection différenciées [15].

L'approche développée s'appuie sur sept modèles complémentaires (Modèles 1 à 7) qui explorent différentes stratégies de classification :

- **Modèle 1** : Classification multimodale combinant données ACC et PPG pour une détection globale des niveaux de tension
- **Modèle 2** : Classification basée exclusivement sur les données accélérométriques
- **Modèle 3** : Classification utilisant uniquement les signaux PPG
- **Modèles 4 à 7** : Analyse de l'impact des variations de tension sur la reconnaissance d'activités, avec des approches intra-tension et inter-tension

Des expérimentations approfondies ont été menées, produisant des résultats prometteurs qui sont actuellement en cours d'analyse pour publication. Cette phase de recherche a permis de valider la faisabilité technique de la détection automatique du port incorrect d'un "wearable" et d'identifier les stratégies les plus efficaces pour maintenir des performances optimales de reconnaissance d'activités malgré les variations de positionnement du dispositif.

1.3.3 OBJECTIF 3 : ÉLABORER UN MODÈLE DE HAUT NIVEAU POUR LA DÉTECTION DES ACTIVITÉS

Notre troisième objectif visait à créer un modèle capable d'identifier des activités plus complexes et de plus haut niveau, en s'appuyant sur les informations granulaires obtenues par le premier modèle. Cette approche hiérarchique permet une compréhension plus globale des routines et des comportements des utilisateurs, essentielle pour fournir une assistance contextuelle appropriée.

L'innovation méthodologique de cette approche repose sur l'utilisation du Frequent Subgraph Mining (FSM) pour modéliser les séquences d'activités culinaires complexes. Cette technique, adaptée de l'analyse de réseaux et de la fouille de données, permet de capturer les motifs récurrents dans les séquences d'actions atomiques et d'identifier les structures sous-jacentes des recettes et des habitudes culinaires [20].

L'approche FSM développée s'appuie sur un corpus de 25 recettes différentes, représentant une diversité d'activités culinaires allant des préparations simples (œufs brouillés, sandwiches) aux plats plus complexes (omelettes, crêpes, toasts garnis). Cette base de données permet d'analyser les motifs d'erreurs typiques et de développer des stratégies de détection et de correction automatiques.

Les résultats préliminaires indiquent des performances remarquables pour la détection automatique des erreurs, avec une précision de 97% pour les modèles FSM-RandomForest, FSM-GradientBoosting, et FSM-SVM. Cette performance exceptionnelle ouvre des perspectives prometteuses pour le développement de systèmes d'assistance culinaire en temps réel, capables de guider les utilisateurs dans la réalisation de recettes complexes et de détecter les erreurs avant qu'elles ne compromettent le résultat final.

L'avancement des objectifs s'est déroulé de manière méthodique et progressive, chaque étape s'appuyant sur les acquis de la précédente. Le premier objectif a permis d'établir les fondations technologiques nécessaires. Le deuxième a apporté la robustesse indispensable au déploiement en conditions réelles. Enfin, le troisième a intégré ces contributions dans un système global d'assistance intelligente, concrétisant l'ensemble du projet.

Cette approche progressive et intégrée visait à créer un écosystème technologique complet, capable de reconnaître des activités à différents niveaux de granularité tout en assurant la fiabilité des données collectées. L'aboutissement de ces objectifs permettra d'améliorer significativement la qualité de vie et l'autonomie des personnes âgées ou en situation de handicap, en leur fournissant une assistance adaptée et respectueuse de leur dignité.

1.4 APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE GÉNÉRALE

L'approche méthodologique développée dans cette recherche s'articule autour d'une stratégie intégrée combinant innovation technologique, rigueur expérimentale, et validation écologique. Face à la complexité des défis identifiés, nous avons conçu une méthodologie multi-niveaux qui répond aux exigences de précision de la reconnaissance d'activités à granularité fine tout en maintenant la robustesse nécessaire au déploiement en conditions réelles.

1.4.1 TECHNOLOGIES UTILISÉES : UNE APPROCHE MULTIMODALE INNOVANTE

Notre approche repose sur l'exploitation conjointe de la photopléthysmographie (PPG) et de l'accélérométrie, représentant une innovation méthodologique majeure dans le domaine de la reconnaissance d'activités fines. Cette combinaison technologique offre une complémentarité unique : les capteurs accélérométriques capturent les caractéristiques cinématiques

globales des mouvements, tandis que les signaux PPG révèlent les micro-variations physiologiques induites par les gestes fins de la main [21].

La sélection de ces technologies répond à plusieurs critères méthodologiques essentiels. Premièrement, leur caractère non-invasif et leur acceptabilité sociale élevée les rendent particulièrement adaptés à une population âgée souvent réticente aux technologies intrusives [22]. Deuxièmement, leur intégration dans des dispositifs portables commerciaux (bracelets connectés) facilite le déploiement à grande échelle et réduit les barrières d'adoption. Troisièmement, leur capacité à fonctionner de manière continue sans intervention de l'utilisateur répond aux exigences d'autonomie nécessaires pour une surveillance à long terme.

L'innovation principale de notre approche réside dans l'utilisation détournée des capteurs PPG, traditionnellement dédiés à la surveillance cardiaque. En exploitant les artéfacts de mouvement généralement considérés comme du "bruit" dans les applications cardiovasculaires, nous révélons des motifs gestuels riches en information pour la reconnaissance d'activités fines [23]. Cette perspective méthodologique inverse transforme une limitation technique en opportunité d'innovation, ouvrant de nouvelles voies pour la captation de gestes subtils.

1.4.2 STRATÉGIE EXPÉRIMENTALE : DUALITÉ MÉTHODOLOGIQUE

Notre stratégie expérimentale s'appuie sur une dualité méthodologique délibérée, matérialisée par le développement de deux protocoles expérimentaux complémentaires. Cette approche répond à la nécessité de concilier rigueur scientifique et pertinence écologique, en adaptant nos méthodes aux différentes phases de la recherche et aux objectifs spécifiques de chaque étude.

Le premier protocole expérimental, développé pour l'objectif 1 de cette thèse [24, 25], privilégie la précision et la reproductibilité dans des conditions contrôlées. Ce protocole

s'appuie sur une méthodologie stricte de collecte de données, avec des sessions standardisées de 13 gestes de cuisine atomiques répétés dans des conditions expérimentales maîtrisées. Cette approche permet d'établir les fondements scientifiques de notre méthode et de valider la faisabilité technique de la reconnaissance d'activités à granularité fine [11].

Geste	Description
BreakEgg	Casser un œuf et le verser dans un bol (utilisation d'une boule à thé).
Can	Utiliser un ouvre-boîte pour ouvrir une boîte.
Cut	Couper de la pâte à modeler avec un couteau.
Drink	Boire d'une tasse à café.
Flip	Retourner une crêpe ou une omelette avec une spatule.
Grate	Râper de la pâte à modeler pour simuler du fromage.
Idle	Rester immobile.
Mix	Mélanger de l'eau dans un récipient avec une cuillère.
Pour	Verser un liquide d'une tasse dans un bol.
Roll	Utiliser un rouleau à pâtisserie sur de la pâte à modeler.
Salt	Verser du sel.
Walk	Marcher.
Whip	Fouetter de l'eau dans un bol avec un fouet.

TABLEAU 1.1 : Liste et description des 13 gestes

Le second protocole expérimental, conçu pour la suite de nos travaux, intègre des améliorations méthodologiques significatives basées sur les enseignements du premier protocole. Il introduit notamment des dispositifs de calibrage innovants, développés spécifiquement pour standardiser le positionnement des capteurs et quantifier précisément les variations de tension du dispositif portable. Cette évolution méthodologique répond directement à la problématique du MalWear identifiée lors des premières expérimentations.

Cette dualité méthodologique permet une progression itérative de la recherche, chaque protocole enrichissant et affinant l'approche générale. Elle reflète également la complexité

inhérente à la recherche appliquée, où les découvertes et les défis émergents nécessitent des adaptations méthodologiques continues pour maintenir la pertinence et la validité des résultats.

1.4.3 VALIDATION ET ÉVALUATION : ROBUSTESSE MULTIDIMENSIONNELLE

Notre approche de validation s’articule autour d’une évaluation multidimensionnelle visant à assurer la robustesse des modèles développés dans différents contextes d’application. Cette stratégie de validation répond aux exigences de fiabilité nécessaires pour le déploiement de technologies d’assistance en environnement réel, où les erreurs peuvent avoir des conséquences significatives sur la sécurité et le bien-être des utilisateurs.

La validation technique s’appuie sur des métriques d’évaluation rigoureuses, incluant la précision, le rappel, le F1-score, et l’analyse des matrices de confusion pour chaque classe d’activité reconnue. Cette approche quantitative permet d’identifier les forces et les faiblesses spécifiques de notre modèle, orientant les améliorations itératives et la compréhension des mécanismes sous-jacents [26].

La validation écologique constitue un aspect crucial de notre approche, visant à évaluer les performances des modèles dans des conditions d’utilisation réalistes. Cette dimension inclut l’analyse de la variabilité inter-individuelle, l’impact des conditions environnementales, et la robustesse face aux variations de comportement typiques des utilisateurs âgés. Cette validation écologique s’appuie sur des scénarios d’usage diversifiés et des conditions expérimentales reflétant la complexité des environnements domestiques réels.

L’évaluation longitudinale représente une dimension innovante de notre approche de validation, visant à analyser la stabilité des performances sur des périodes étendues et l’adaptation des modèles aux évolutions comportementales des utilisateurs. Cette perspective temporelle est

essentielle pour les applications d’assistance à long terme, où les changements physiologiques et cognitifs liés au vieillissement peuvent influencer les motifs d’activité.

La validation méthodologique inclut également une analyse approfondie de la reproductibilité de nos résultats, avec des protocoles de validation croisée stratifiée et des analyses de sensibilité pour évaluer la robustesse de nos modèles face aux variations des paramètres d’entraînement. Cette rigueur méthodologique vise à assurer la généralisabilité de nos résultats au-delà des conditions spécifiques de nos expérimentations.

Enfin, notre approche intègre une validation comparative avec les méthodes existantes de reconnaissance d’activités, permettant de positionner nos contributions dans le contexte scientifique actuel et de démontrer les avantages spécifiques de l’approche multimodale PPG-accélérométrie développée.

Cette stratégie de validation multidimensionnelle reflète notre engagement envers l’excellence scientifique et la pertinence pratique, assurant que les innovations développées puissent effectivement contribuer à l’amélioration de la qualité de vie des personnes en perte d’autonomie dans des conditions d’usage réelles.

1.5 CONTRIBUTIONS ET STRUCTURE DE LA THÈSE

Cette recherche apporte des contributions scientifiques et techniques majeures au domaine de la reconnaissance d’activités humaines et des technologies d’assistance, ouvrant de nouvelles perspectives pour l’accompagnement des personnes en perte d’autonomie. Nos travaux se distinguent par leur caractère innovant, leur rigueur méthodologique, et leur pertinence pratique pour répondre aux défis sociétaux du vieillissement démographique.

1.5.1 APPORTS SCIENTIFIQUES

INNOVATION TECHNOLOGIQUE EN RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS À GRANULARITÉ FINE

Notre première contribution majeure réside dans le développement d'une approche novatrice exploitant les capteurs de photopléthysmographie (PPG) pour la reconnaissance d'activités à granularité fine. Cette innovation méthodologique transforme radicalement l'utilisation traditionnelle des capteurs PPG, généralement dédiés à la surveillance cardiovasculaire, en révélant leur potentiel pour la détection de gestes fins de la main [18].

L'originalité de cette approche se manifeste dans l'exploitation des artéfacts de mouvement du signal PPG, traditionnellement considérés comme du "bruit" et systématiquement filtrés dans les applications cardiovasculaires. En révélant la richesse informationnelle de ces variations, nos travaux ouvrent une nouvelle voie pour la captation de micro-mouvements autrement inaccessibles aux capteurs inertiels conventionnels [21].

DÉVELOPPEMENT DU CONCEPT MALWEAR ET DE SA DÉTECTION AUTOMATIQUE

Notre seconde contribution scientifique majeure concerne la conceptualisation et la résolution de la problématique "MalWear" (mauvaise utilisation des dispositifs portables). Cette contribution répond à un défi largement négligé dans la littérature existante mais crucial pour le déploiement de technologies d'assistance fiables en conditions réelles [15].

Nos travaux ont établi une taxonomie rigoureuse des configurations de mauvaise utilisation et développé des modèles de détection automatique atteignant 95% de précision avec

l'approche multimodale combinant données ACC et PPG. Cette innovation méthodologique garantit la fiabilité des systèmes de reconnaissance d'activités même en présence de variations de positionnement du dispositif, condition essentielle pour l'adoption par une population âgée.

MODÉLISATION HIÉRARCHIQUE PAR FREQUENT SUBGRAPH MINING

Notre troisième contribution scientifique concerne le développement d'une approche hiérarchique de reconnaissance d'activités complexes basée sur le Frequent Subgraph Mining (FSM). Cette innovation méthodologique permet de modéliser les séquences d'activités culinaires sous forme de graphes dirigés, capturant les relations temporelles et causales entre actions atomiques [20].

L'approche FSM développée atteint des performances remarquables de 97% de précision pour la détection automatique d'erreurs de séquence, de réalisation, et de complétion dans l'exécution de recettes culinaires. Cette capacité de détection en temps réel ouvre des perspectives prometteuses pour le développement de systèmes d'assistance culinaire intelligents.

MÉTHODOLOGIE DE VALIDATION ÉCOLOGIQUE

Nos travaux contribuent également au développement de méthodologies de validation adaptées aux spécificités des technologies d'assistance pour personnes âgées. Cette contribution méthodologique inclut la conception de protocoles expérimentaux duaux, permettant de concilier rigueur scientifique et pertinence écologique dans l'évaluation des performances.

L'innovation réside dans l'intégration systématique de la variabilité inter-individuelle, des conditions d'usage réalistes, et de l'analyse longitudinale dans les protocoles de validation,

établissant de nouveaux standards pour l'évaluation de technologies d'assistance destinées aux personnes en perte d'autonomie.

1.5.2 INNOVATIONS TECHNOLOGIQUES

ARCHITECTURE SYSTÈME INTÉGRÉE

Nos travaux ont abouti au développement d'une architecture système intégrée combinant acquisition multimodale, traitement temps réel, et interface utilisateur adaptée aux besoins spécifiques des personnes âgées. Cette architecture innovante intègre des dispositifs commerciaux (bracelet Polar OH1+) avec des algorithmes propriétaires de traitement du signal et de reconnaissance de motifs.

DISPOSITIFS DE CALIBRAGE ET STANDARDISATION

Le développement de dispositifs de calibrage spécialisés représente une innovation technique significative pour standardiser le positionnement des capteurs et quantifier précisément les niveaux de tension. Ces dispositifs, conçus et fabriqués par impression 3D, permettent une reproductibilité expérimentale inégalée et facilitent la standardisation des protocoles de déploiement.

ALGORITHMES TEMPS RÉEL ADAPTATIFS

Nos contributions incluent le développement d'algorithmes de reconnaissance adaptatifs capables de maintenir des performances optimales malgré les variations de qualité des signaux.

Ces algorithmes intègrent des mécanismes de détection automatique de la qualité des données et d'adaptation dynamique des paramètres de classification.

1.5.3 PUBLICATIONS ET DIFFUSION

Nos recherches ont donné lieu à plusieurs publications scientifiques dans des venues internationales reconnues. Cette diffusion progressive permet de valider nos approches par les pairs tout en consolidant leur impact scientifique.

- **PETRA 2024** - *Fine-grained Human Activity Recognition in Smart Homes through Photoplethysmography-based Hand Gesture Detection* [24] : Première démonstration que les signaux PPG, traditionnellement considérés comme du bruit de mouvement, peuvent être exploités pour reconnaître avec précision des **gestes culinaires fins** dans les maisons intelligentes afin de soutenir l'autonomie. **Publié.**
- **IOS Press 2025** - *Comparative analysis of two methods in fine-grained activity recognition for ambient assisted living* [27] : Compare deux approches d'apprentissage automatique pour la **reconnaissance d'activités fines** en environnement assisté, en évaluant leur **robustesse et adaptabilité**. **Publié.**
- **PETRA 2025** - *Enhancing Photoplethysmography-Based Fine-Grained Hand Gesture Detection for Assistive Technologies Supporting Autonomy* [25] : Améliore la **détection de gestes fins** grâce à un protocole expérimental rigoureux et met l'accent sur la reconnaissance selon le rôle de la main : **principale, secondaire et gestes bimanuels**. **Publié.**
- **ACM 2025 (soumis)** - *MalWear : A Wearable System Misusage Autodiagnostic Approach* : Introduit un système capable de **détecter automatiquement le mauvais port**

ou l'**ajustement incorrect** d'un dispositif portable afin de garantir la **qualité et la fiabilité des données physiologiques**. **Soumis et en évaluation.**

— **ACM 2025 (soumis)** - *High-Level Fine-Grained Recognition of Cooking Activities for Real-Time Assistance through Photoplethysmography* : Propose un système capable d'**identifier des séquences complètes d'activités culinaires**, de détecter différents types d'**erreurs d'exécution ou d'ordre** et d'offrir une **assistance en temps réel**. **Soumis et en évaluation.**

— **IEEE Sensors Journal 2025 (soumis)** — *Interpretable Multisensor-Based Hand Gesture Detection for Fine-Grained Activity Recognition* : Combine **PPG et accéléromètres** avec des mécanismes d'**interprétabilité** pour détecter des gestes fins tout en **identifiant la main dominante**, afin de créer des systèmes d'assistance **fiables et explicables**. **Soumis et en évaluation.**

Ces travaux suivent une progression logique : des premières preuves de concept jusqu'à des systèmes plus **robustes, réalistes et interprétables**.

1.5.4 ORGANISATION DU DOCUMENT

La structure de cette thèse reflète la progression logique de nos travaux de recherche, organisée autour des trois objectifs principaux et de leurs interdépendances méthodologiques :

Chapitre II – État de l'art présente une analyse critique de la littérature existante, positionnant nos contributions dans le contexte scientifique actuel et identifiant les lacunes que nos travaux visent à combler.

Chapitre III – Méthodologie détaille notre approche méthodologique duale, justifiant les choix technologiques et expérimentaux, et présentant les protocoles de validation développés.

Chapitre IV – Reconnaissance d’activités à granularité fine présente nos contributions relatives au premier objectif, incluant le développement du modèle de base, l’analyse comparative des méthodes, et les améliorations successives du système.

Chapitre V – Détection de la mauvaise utilisation des dispositifs explore la problématique MalWear, présentant notre système de détection automatique et analysant son impact sur la reconnaissance d’activités.

Chapitre VI – Reconnaissance d’activités de haut niveau détaille l’approche FSM et ses applications pour la reconnaissance d’activités culinaires complexes et l’assistance temps réel.

Chapitre VII – Discussion générale synthétise nos contributions, analyse les limitations identifiées, et explore les implications pratiques pour le déploiement de technologies d’assistance.

Cette organisation permet une compréhension progressive de nos contributions, chaque chapitre s’appuyant sur les acquis précédents pour construire une vision cohérente et intégrée de nos innovations technologiques et méthodologiques.

L’ensemble de ces contributions établit les fondements d’une nouvelle génération de technologies d’assistance, plus précises, plus robustes, et mieux adaptées aux besoins réels des personnes en perte d’autonomie, ouvrant ainsi de nouvelles perspectives pour l’amélioration de leur qualité de vie et de leur maintien à domicile.

CHAPITRE II

ÉTAT DE L'ART

2.1 TECHNOLOGIES D'ASSISTANCE ET INTELLIGENCE AMBIANTE

Le développement des technologies d'assistance représente une réponse technologique majeure aux défis posés par le vieillissement démographique et la nécessité croissante de maintenir l'autonomie des personnes en perte de capacités fonctionnelles. Ces technologies, intégrées dans des écosystèmes d'intelligence ambiante, visent à créer des environnements adaptatifs capables de compenser les limitations individuelles tout en préservant la dignité et l'indépendance des utilisateurs.

2.1.1 MAISONS INTELLIGENTES : ÉCOSYSTÈMES TECHNOLOGIQUES INTÉGRÉS

Les maisons intelligentes (smart homes) constituent l'aboutissement de l'intégration de technologies d'assistance dans l'environnement domestique, créant un écosystème pervasif capable de surveiller et d'assister les résidents en temps réel [28]. Ces environnements technologiques reposent sur l'interconnexion de multiples dispositifs et capteurs qui collectent, analysent et réagissent aux données comportementales et physiologiques des occupants.

L'architecture des maisons intelligentes contemporaines s'appuie sur une infrastructure de communication robuste, généralement basée sur des protocoles sans fil (WiFi, Zigbee, Z-Wave), permettant l'intégration harmonieuse de dispositifs hétérogènes [29]. Cette interconnectivité permet la création de scénarios automatisés complexes, où les actions d'un système peuvent déclencher des réponses coordonnées de l'ensemble de l'écosystème technologique.

Les innovations récentes dans ce domaine incluent l'intégration d'intelligence artificielle distribuée, permettant aux systèmes domestiques d'apprendre et de s'adapter aux habitudes spécifiques de leurs occupants [30]. Cette capacité d'apprentissage continu représente un changement paradigmatique majeur, transformant les maisons intelligentes de systèmes réactifs en assistants prédictifs capables d'anticiper les besoins des utilisateurs.

2.1.2 SYSTÈMES D'AIDE À L'AUTONOMIE : TAXONOMIE FONCTIONNELLE

Les systèmes d'aide à l'autonomie se déclinent selon une taxonomie fonctionnelle qui reflète la diversité des besoins et des défis rencontrés par les personnes en perte d'autonomie. Cette classification permet de structurer l'analyse des technologies disponibles et d'identifier les lacunes dans l'offre technologique actuelle.

Les dispositifs mécaniques traditionnels incluent les aides à la mobilité (chaises roulantes, déambulateurs, cannes intelligentes) et les aides aux activités de la vie quotidienne (dispositifs d'ouverture, préhenseurs adaptatifs, outils ergonomiques) [31]. Bien que ces technologies soient largement établies, leur évolution récente intègre des capteurs et des systèmes de feedback pour améliorer leur efficacité et leur acceptabilité.

Les technologies électroniques d'assistance englobent une gamme étendue de dispositifs, depuis les appareils auditifs et les systèmes de communication augmentée jusqu'aux dispositifs de surveillance physiologique et comportementale [32]. L'innovation dans ce secteur se caractérise par la miniaturisation croissante, l'amélioration de l'autonomie énergétique, et l'intégration de capacités de communication sans fil.

Les systèmes cognitifs d'assistance représentent une catégorie émergente particulièrement pertinente pour les personnes présentant des troubles cognitifs légers ou des déficits de

mémoire. Ces systèmes incluent des rappels automatisés, des systèmes de navigation adaptés, et des interfaces simplifiées pour l'interaction avec les technologies domestiques [33].

2.1.3 SURVEILLANCE FONCTIONNELLE ET SÉCURITAIRE : APPROCHES MULTICOUCHES

La surveillance dans les environnements d'assistance intelligente s'organise selon une approche multicouches qui vise à couvrir l'ensemble des aspects critiques pour la sécurité et le bien-être des occupants. Cette stratification permet une détection précoce des situations à risque tout en minimisant les fausses alarmes et l'intrusion dans la vie privée.

SURVEILLANCE PHYSIOLOGIQUE

La surveillance physiologique constitue la couche fondamentale des systèmes d'assistance, permettant le suivi continu des paramètres vitaux et des indicateurs de santé [34]. Cette surveillance s'appuie sur des capteurs portables et ambiants capables de mesurer la fréquence cardiaque, la pression artérielle, la température corporelle, et d'autres biomarqueurs pertinents.

L'innovation récente dans ce domaine inclut le développement de capteurs non-invasifs intégrés dans l'environnement domestique, tels que les balances intelligentes, les miroirs équipés de caméras thermiques, et les systèmes de détection de chutes basés sur l'analyse de motifs de mouvement [35]. Ces technologies permettent une surveillance discrète et continue sans compromettre le confort ou l'acceptabilité pour l'utilisateur.

Les défis techniques majeurs incluent la gestion des variations inter-individuelles, la compensation des facteurs environnementaux (température, humidité, éclairage), et la fusion de données provenant de sources multiples pour améliorer la fiabilité des mesures [14].

SURVEILLANCE FONCTIONNELLE

La surveillance fonctionnelle vise à évaluer les capacités d'exécution des activités de la vie quotidienne et à détecter les déviations par rapport aux motifs comportementaux habituels [36]. Cette approche s'appuie sur l'analyse des mouvements, des déplacements, et des interactions avec l'environnement domestique pour identifier les signes précoces de détérioration fonctionnelle.

Les technologies de détection de chutes représentent un domaine particulièrement mature de la surveillance fonctionnelle, avec des systèmes commerciaux atteignant des taux de détection supérieurs à 95% tout en maintenant des taux de fausses alarmes acceptables [37]. Ces systèmes combinent généralement des capteurs portables (accéléromètres, gyroscopes) avec des capteurs ambiants (caméras, radars) pour améliorer la robustesse de la détection.

L'analyse des motifs de mobilité domestique constitue une extension prometteuse de la surveillance fonctionnelle, permettant d'identifier les changements subtils dans les habitudes de déplacement qui peuvent signaler une détérioration cognitive ou physique [38]. Cette approche s'appuie sur des technologies de localisation indoor (WiFi, ultra-wideband, systèmes optiques) pour créer des cartes détaillées des mouvements quotidiens.

SURVEILLANCE SÉCURITAIRE

La surveillance sécuritaire englobe la détection des menaces environnementales et des situations d'urgence qui peuvent compromettre la sécurité des occupants [39]. Cette surveillance inclut la détection d'incendies, de fuites de gaz, d'intrusions, et d'autres dangers domestiques.

Les systèmes de détection environnementale modernes intègrent des réseaux de capteurs distribués capable de discrimination entre différents types de menaces et de localiser précisément leur source [40]. L'intelligence artificielle joue un rôle croissant dans l'analyse des motifs de signaux pour réduire les fausses alarmes et améliorer la rapidité de détection.

L'intégration avec les services d'urgence représente un aspect critique de la surveillance sécuritaire, nécessitant des protocoles de communication standardisés et des systèmes de backup pour assurer la continuité du service en cas de défaillance de l'infrastructure primaire [41].

2.1.4 ASSISTANCE COGNITIVE ET SENSORIELLE : COMPENSATION ADAPTATIVE

Les technologies d'assistance cognitive et sensorielle visent à compenser les déficits spécifiques tout en préservant et stimulant les capacités résiduelles des utilisateurs. Cette approche de compensation adaptative représente un changement paradigmatique par rapport aux technologies traditionnelles de substitution pure.

Les systèmes de rappel intelligents constituent une application majeure de l'assistance cognitive, utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique pour personnaliser les rappels en fonction des habitudes individuelles et des préférences de communication [42]. Ces systèmes peuvent s'adapter aux fluctuations cognitives quotidiennes et proposer des stratégies de compensation différenciées selon le contexte.

Les interfaces adaptatives représentent une innovation significative pour l'assistance aux déficiences sensorielles, avec des systèmes capables de modifier dynamiquement leurs modalités de présentation en fonction des capacités perceptuelles de l'utilisateur [43]. Ces interfaces

peuvent combiner modalités visuelles, auditives, et tactiles pour optimiser la transmission d'information.

L'intégration de ces technologies d'assistance dans des environnements cohérents et interopérables reste un défi majeur, nécessitant des approches standardisées pour l'échange de données et la coordination des actions entre systèmes hétérogènes. Les travaux futurs dans ce domaine devront particulièrement s'attacher à développer des architectures robustes permettant l'évolutivité et la personnalisation de ces écosystèmes technologiques complexes.

2.2 RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS HUMAINES (HAR)

La reconnaissance d'activités humaines (Human Activity Recognition - HAR) constitue un domaine de recherche multidisciplinaire en pleine expansion qui vise à identifier automatiquement les activités physiques et comportementales des individus à partir de données capturées par divers systèmes de capteurs. Cette discipline revêt une importance cruciale pour le développement de technologies d'assistance intelligentes, particulièrement dans le contexte du vieillissement démographique et de la nécessité croissante de maintenir l'autonomie des personnes en perte de capacités fonctionnelles.

L'évolution récente de la HAR reflète les avancées technologiques majeures dans les domaines des capteurs miniaturisés, des algorithmes d'apprentissage automatique, et des capacités de traitement distribué [44]. Cette convergence technologique a permis de développer des systèmes de reconnaissance d'activités de plus en plus précis, robustes, et adaptés aux contraintes des environnements réels d'utilisation.

2.2.1 PROCESSUS DE RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS

Le processus de reconnaissance d'activités dans les environnements intelligents s'articule autour d'un pipeline de traitement complexe qui transforme les signaux bruts des capteurs en interprétations sémantiques des comportements humains. Ce processus, illustré dans la Figure 2.1 – Processus de Reconnaissance des Activités, comprend plusieurs étapes interdépendantes qui déterminent la qualité finale de la reconnaissance.

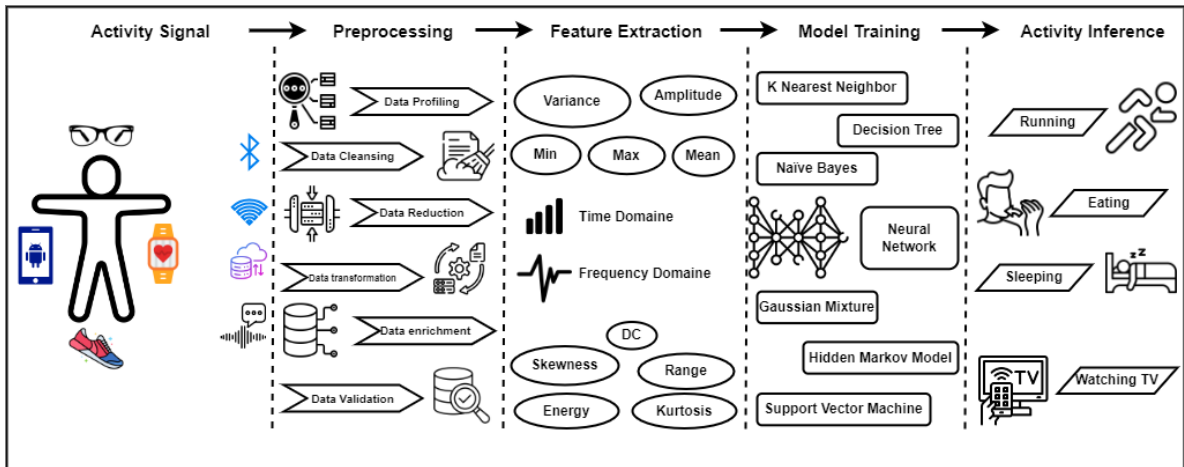


FIGURE 2.1 : Processus de reconnaissance des activités

COLLECTE DE DONNÉES MULTIMODALE

La phase de collecte de données constitue le fondement du processus de reconnaissance, déterminant largement la qualité et la richesse des informations disponibles pour l'analyse [11]. Cette collecte s'appuie sur une architecture de capteurs hétérogènes déployés dans l'environnement ou portés par l'utilisateur, chaque modalité de captation apportant des informations complémentaires sur les activités observées.

Les capteurs inertiels (accéléromètres, gyroscopes, magnétomètres) fournissent des informations détaillées sur les mouvements et l'orientation des segments corporels, permettant de caractériser les motifs cinématiques des activités [45]. Les capteurs physiologiques (photopléthysmographie, électrocardiographie, conductance cutanée) révèlent les réponses autonomes associées aux différents types d'effort et d'engagement cognitif [46].

Les capteurs environnementaux (détecteurs de proximité, capteurs de pression, accéléromètres ambiants) complètent cette architecture en fournissant des informations contextuelles sur l'interaction avec l'environnement physique [47]. Cette approche multimodale permet une caractérisation plus riche et plus robuste des activités, compensant les limitations individuelles de chaque type de capteur.

PRÉTRAITEMENT ET CONDITIONNEMENT DES SIGNAUX

L'étape de prétraitement revêt une importance cruciale pour la qualité finale de la reconnaissance, transformant les signaux bruts souvent bruités et hétérogènes en données structurées adaptées à l'analyse [48]. Cette phase comprend plusieurs opérations fondamentales qui déterminent la robustesse du système face aux variations des conditions d'usage.

Le filtrage adaptatif permet d'éliminer les composantes de bruit tout en préservant les caractéristiques spectrales pertinentes des signaux d'activité. Les techniques de filtrage employées doivent être adaptées aux caractéristiques fréquentielles spécifiques de chaque modalité de capteur et aux motifs temporels des activités ciblées [49].

La segmentation temporelle constitue une étape critique qui détermine l'unité d'analyse pour la reconnaissance. Les approches de segmentation peuvent être basées sur des fenêtres temporelles fixes, des critères adaptatifs liés au contenu des signaux, ou des méthodologies

hybrides combinant plusieurs stratégies [50]. Le choix de la stratégie de segmentation influence directement la granularité temporelle de la reconnaissance et sa capacité à capturer les transitions entre activités.

La normalisation et la standardisation des données visent à compenser les variations inter-individuelles, inter-capteurs, et environnementales qui peuvent affecter la généralisation des modèles de reconnaissance [51]. Ces opérations incluent la normalisation par l'amplitude, la correction des biais de capteurs, et l'alignement temporel des signaux multimodaux.

EXTRACTION DE CARACTÉRISTIQUES DISCRIMINANTES

L'extraction de caractéristiques constitue l'étape qui transforme les signaux prétraités en descripteurs numériques capturant les aspects pertinents des activités pour la classification [52]. Cette phase détermine largement la capacité du système à discriminer entre différentes activités et sa robustesse face aux variations intra-classe.

Les caractéristiques temporelles incluent les mesures statistiques classiques (moyenne, variance, asymétrie, aplatissement) appliquées aux signaux dans le domaine temporel, ainsi que des descripteurs plus sophistiqués capturant la dynamique temporelle des activités [53]. Ces descripteurs permettent de caractériser les motifs de répétition, les variations d'amplitude, et les structures temporelles caractéristiques de chaque type d'activité.

Les caractéristiques fréquentielles, obtenues par transformation de Fourier ou par décomposition en ondelettes, révèlent les composantes spectrales caractéristiques des mouvements et des activités [54]. Cette analyse fréquentielle est particulièrement pertinente pour les activités cycliques (marche, course, activités répétitives) et permet de capturer des motifs subtils non visibles dans le domaine temporel.

Les caractéristiques inter-modalités exploitent les corrélations et les complémentarités entre différents types de capteurs pour créer des descripteurs plus robustes et discriminants [55]. Ces approches de fusion de caractéristiques permettent de tirer parti de la richesse informationnelle des architectures multimodales.

CLASSIFICATION ET INFÉRENCE D'ACTIVITÉS

La phase de classification transforme les vecteurs de caractéristiques en décisions concernant les activités observées, s'appuyant sur des modèles d'apprentissage automatique entraînés sur des données annotées [56]. Le choix de l'algorithme de classification et son paramétrage influencent directement les performances du système en termes de précision, de robustesse, et de capacité de généralisation.

Les approches d'apprentissage supervisé traditionnelles (machines à vecteurs de support, forêts aléatoires, réseaux de neurones) ont démontré leur efficacité pour de nombreuses applications de reconnaissance d'activités [57]. Ces méthodes s'appuient sur des ensembles de données annotées pour apprendre les relations entre caractéristiques et classes d'activités.

Les approches d'apprentissage profond, particulièrement les réseaux de neurones convolutionnels et récurrents, ont révolutionné le domaine en permettant l'apprentissage automatique de représentations hiérarchiques adaptées aux données [13]. Ces méthodes peuvent traiter directement les signaux bruts, automatisant partiellement les phases d'extraction de caractéristiques.

Les approches d'apprentissage non-supervisé et semi-supervisé offrent des perspectives prometteuses pour réduire les besoins en données annotées et améliorer l'adaptabilité des systèmes à de nouveaux utilisateurs ou environnements [58].

2.2.2 TECHNOLOGIES BASÉES SUR LA VISION

Les technologies de reconnaissance d'activités basées sur la vision exploitent les caméras et les systèmes de traitement d'images pour analyser les mouvements et les comportements humains [59]. Ces approches offrent une richesse informationnelle exceptionnelle, permettant de capturer des détails fins des postures, des gestes, et des interactions avec l'environnement.

SYSTÈMES DE VISION 2D ET 3D

Les systèmes de vision 2D traditionnels s'appuient sur des caméras standards pour capturer les séquences d'images des activités humaines [60]. Ces systèmes utilisent des techniques de traitement d'images pour extraire les contours, détecter les points d'intérêt, et suivre les mouvements au cours du temps. Bien que limités par les problèmes d'occlusion et de perspective, ces systèmes restent largement utilisés en raison de leur coût modéré et de leur facilité de déploiement.

Les systèmes de vision 3D, utilisant des caméras de profondeur (Kinect, LiDAR, stéréovision), offrent une représentation tridimensionnelle des scènes et permettent une analyse plus robuste des postures et des mouvements [61]. Ces technologies résolvent partiellement les problèmes d'occlusion et permettent une meilleure invariance aux changements de point de vue.

ANALYSE DE LA POSTURE ET DU MOUVEMENT

L'analyse de la posture humaine constitue un domaine mature de la vision par ordinateur, s'appuyant sur des modèles cinématiques du corps humain pour estimer les configurations

articulaires à partir des images [62]. Ces techniques permettent de caractériser finement les activités en analysant les coordinations inter-segmentaires et les motifs de mouvement.

Les approches récentes d'estimation de pose basées sur l'apprentissage profond ont considérablement amélioré la robustesse et la précision de ces analyses, permettant une détection temps réel des postures même dans des environnements complexes [63]. Ces avancées ouvrent de nouvelles perspectives pour l'analyse fine des activités et la détection précoce d'anomalies comportementales.

LIMITATIONS ET DÉFIS

Malgré leur richesse informationnelle, les technologies basées sur la vision présentent des limitations significatives pour les applications d'assistance domestique [64]. Les préoccupations concernant la vie privée constituent un obstacle majeur à l'acceptation de ces technologies, particulièrement dans les espaces intimes du domicile.

Les contraintes environnementales (éclairage variable, occlusions, réflexions) affectent significativement les performances de ces systèmes et nécessitent des stratégies de compensation sophistiquées. Les besoins en ressources de calcul importants limitent également l'applicabilité de ces approches dans des contextes de déploiement à grande échelle.

2.2.3 TECHNOLOGIES RADIOÉLECTRIQUES

Les technologies radioélectriques exploitent les signaux électromagnétiques pour détecter et analyser les mouvements humains sans nécessiter de contact direct avec l'utilisateur [65]. Ces approches offrent une alternative prometteuse aux technologies basées sur la vision, particulièrement dans des contextes où la préservation de la vie privée est prioritaire.

RADAR ET DÉTECTION MICRO-DOPPLER

Les systèmes radar exploitent l'effet Doppler pour détecter et caractériser les mouvements humains à travers l'analyse des variations de fréquence des signaux réfléchis [66]. Cette technologie permet de capturer des signatures spectrales caractéristiques des différents types de mouvement, offrant une granularité suffisante pour discriminer entre diverses activités.

L'analyse micro-Doppler révèle les signatures spectrales fines associées aux mouvements des membres et aux micro-mouvements corporels, permettant une caractérisation détaillée des activités sans compromettre la vie privée [67]. Cette approche présente un potentiel particulier pour la détection de chutes et l'analyse des motifs de marche.

SYSTÈMES WIFI ET RFID

L'exploitation des infrastructures de communication existantes (WiFi, RFID) pour la reconnaissance d'activités représente une approche économique et peu intrusive [68]. Ces systèmes analysent les perturbations des signaux de communication causées par les mouvements humains pour inférer les activités en cours.

Les techniques de channel state information (CSI) exploitent les variations fines des signaux WiFi pour détecter et caractériser les mouvements avec une précision surprenante [69]. Cette approche permet une reconnaissance d'activités sans infrastructure dédiée, s'appuyant sur les équipements de communication déjà présents dans l'environnement.

DÉFIS ET LIMITATIONS

Les technologies radioélectriques, bien qu'attrayantes pour leur caractère non-intrusif, présentent des limitations importantes liées à leur dépendance à l'infrastructure environnementale [70]. La variabilité des environnements domestiques (mobilier, matériaux, interférences) affecte significativement les performances de ces systèmes.

La granularité de reconnaissance limitée constitue un défi majeur pour les applications nécessitant une discrimination fine entre activités similaires. Les effets multi-trajets et les interférences électromagnétiques complexifient l'analyse des signaux et nécessitent des algorithmes de traitement sophistiqués.

2.2.4 TECHNOLOGIES EMBARQUÉES

Les technologies embarquées, basées sur des capteurs intégrés dans des dispositifs portables, représentent l'approche la plus mature et la plus largement déployée pour la reconnaissance d'activités humaines [71]. Ces technologies offrent un équilibre optimal entre performance, acceptabilité, et praticité d'usage pour les applications d'assistance personnelle.

CAPTEURS INERTIELS ET PHYSIOLOGIQUES

Les capteurs inertiels (accéléromètres, gyroscopes, magnétomètres) constituent le cœur des systèmes de reconnaissance d'activités portables, fournissant des informations directes sur les accélérations et les orientations des segments corporels [72]. Ces capteurs permettent une caractérisation précise des motifs de mouvement et des activités locomotrices.

L'intégration de capteurs physiologiques (fréquence cardiaque, conductance cutanée, température) enrichit considérablement les informations disponibles pour la reconnaissance, permettant de distinguer entre activités similaires du point de vue cinématique mais différentes en termes d'engagement physiologique [73].

FUSION MULTIMODALE ET ALGORITHMES ADAPTATIFS

Les approches de fusion multimodale exploitent la complémentarité des différents types de capteurs pour améliorer la robustesse et la précision de la reconnaissance [14]. Ces approches permettent de compenser les limitations individuelles de chaque modalité de capteur et d'améliorer la généralisation à des conditions d'usage variées.

Les algorithmes adaptatifs permettent aux systèmes de s'ajuster automatiquement aux caractéristiques spécifiques de chaque utilisateur et aux variations des conditions d'usage [74]. Cette adaptation peut s'effectuer au niveau des paramètres d'acquisition, des algorithmes de traitement, ou des modèles de classification.

DÉFIS DU DÉPLOIEMENT PRATIQUE

Le déploiement pratique des technologies embarquées soulève des défis spécifiques liés à l'acceptabilité, à l'autonomie énergétique, et à la robustesse d'usage [15]. L'équilibre entre précision de reconnaissance et contraintes d'usage constitue un défi d'ingénierie majeur pour ces systèmes.

La problématique du positionnement et de l'ajustement correct des dispositifs portables, largement négligée dans la littérature académique, représente un obstacle au déploiement en

conditions réelles. Cette problématique, que nos travaux explorent sous l'angle de "MalWear", nécessite des approches spécifiques pour garantir la fiabilité des systèmes déployés.

2.3 RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS À GRANULARITÉ FINE

La reconnaissance d'activités à granularité fine représente une évolution conceptuelle majeure dans le domaine de la reconnaissance d'activités humaines, répondant aux exigences croissantes de précision et de contextualisation nécessaires pour les applications d'assistance intelligente. Cette approche dépasse les limitations des systèmes traditionnels de reconnaissance d'activités de haut niveau pour s'attacher à l'identification de gestes spécifiques, d'actions élémentaires, et de micro-comportements qui composent les activités complexes de la vie quotidienne.

2.3.1 DÉFINITION ET ENJEUX CONCEPTUELS

La reconnaissance d'activités à granularité fine se distingue fondamentalement de la reconnaissance d'activités traditionnelle par son niveau de résolution temporelle et sémantique [11]. Alors que les approches conventionnelles visent à identifier des activités globales telles que "cuisiner", "marcher", ou "dormir", la reconnaissance fine s'attache à discriminer les composantes élémentaires de ces activités : "casser des œufs", "mélanger des ingrédients", "retourner une crêpe", ou "saler un plat".

Cette granularité accrue présente des enjeux scientifiques et techniques considérables. La variabilité inter-individuelle des gestes devient plus critique à ce niveau de précision, chaque personne développant des motifs gestuels personnalisés influencés par l'expérience, les préférences, et les adaptations liées aux limitations fonctionnelles [75]. La dimension temporelle acquiert également une complexité supplémentaire, les gestes fins présentant des

durées variables, des vitesses d'exécution fluctuantes, et des transitions subtiles entre actions consécutives.

L'enjeu de la contextualisation devient central dans cette approche. Un même geste peut acquérir des significations différentes selon le contexte d'exécution : un mouvement de rotation de la main peut correspondre à "visser" dans un contexte de bricolage ou à "mélanger" dans un contexte culinaire [44]. Cette ambiguïté contextuelle nécessite des approches méthodologiques sophistiquées intégrant des informations environnementales et temporelles pour une interprétation correcte.

2.3.2 DÉFIS MÉTHODOLOGIQUES SPÉCIFIQUES

SEGMENTATION TEMPORELLE ET DÉTECTION DE TRANSITIONS

La segmentation temporelle constitue l'un des défis les plus complexes de la reconnaissance d'activités à granularité fine [50]. Contrairement aux activités de haut niveau qui présentent souvent des frontières temporelles relativement claires, les gestes fins s'enchaînent dans des séquences continues où les transitions peuvent être graduelles et ambiguës.

Les approches de segmentation basées sur des fenêtres temporelles fixes, largement utilisées pour la reconnaissance d'activités globales, se révèlent insuffisantes pour capturer la variabilité temporelle des gestes fins [51]. Les méthodes de segmentation adaptative, s'appuyant sur l'analyse des changements dans les caractéristiques des signaux, offrent une alternative prometteuse mais nécessitent des algorithmes de détection sophistiqués pour identifier les points de changement.

La problématique des gestes compositionnels ajoute une complexité supplémentaire. Certaines activités fines peuvent être décomposées en sous-gestes élémentaires (par exemple,

"casser un œuf" comprend "saisir l'œuf", "frapper sur le bord", "séparer les coquilles", "verser le contenu"), nécessitant des approches hiérarchiques de segmentation et de reconnaissance [76].

EXTRACTION DE CARACTÉRISTIQUES DISCRIMINANTES

L'extraction de caractéristiques pour la reconnaissance d'activités à granularité fine nécessite une approche multi-échelle capable de capturer simultanément les motifs locaux (micro-mouvements) et les structures globales (séquences d'actions) [45]. Cette dualité requiert des descripteurs suffisamment sensibles pour distinguer des gestes similaires tout en restant robustes face aux variations d'exécution.

Les caractéristiques cinématiques traditionnelles (accélération, vitesse angulaire) doivent être complétées par des descripteurs plus sophistiqués capturant la dynamique fine des mouvements. Les mesures de jerk (dérivée de l'accélération), les analyses de courbure des trajectoires, et les descripteurs de fluidité gestuelle offrent des perspectives prometteuses pour caractériser les nuances subtiles des gestes fins [77].

L'intégration de caractéristiques physiologiques représente une innovation méthodologique significative. Les signaux électromyographiques révèlent les motifs d'activation musculaire spécifiques à chaque geste, tandis que les variations de la fréquence cardiaque et de la conductance cutanée peuvent refléter l'engagement cognitif et l'effort associés aux différentes activités [46].

GESTION DE LA VARIABILITÉ INTRA-CLASSE

La variabilité intra-classe constitue un défi majeur pour la reconnaissance d'activités à granularité fine, cette variabilité étant généralement plus importante pour les gestes fins que pour les activités globales [53]. Cette variabilité résulte de facteurs multiples : différences inter-individuelles dans l'exécution des gestes, adaptations temporelles liées à l'apprentissage et à l'habitude, influences contextuelles (fatigue, stress, conditions environnementales), et adaptations compensatoires liées aux limitations fonctionnelles.

Les approches d'apprentissage adaptatif offrent des perspectives prometteuses pour gérer cette variabilité en permettant aux modèles de s'ajuster progressivement aux caractéristiques spécifiques de chaque utilisateur [58]. Ces méthodes peuvent s'appuyer sur des techniques d'apprentissage en ligne, d'adaptation de domaine, ou de personnalisation incrémentale pour améliorer la reconnaissance au fil de l'usage.

La modélisation probabiliste des variations intra-classe permet de capturer explicitement l'incertitude associée à la reconnaissance et de fournir des mesures de confiance pour les décisions [78]. Cette approche est particulièrement pertinente pour les applications d'assistance où la fiabilité de la reconnaissance conditionne la sécurité des interventions.

2.3.3 PROCESSUS DE RECONNAISSANCE FINE

Le processus de reconnaissance d'activités à granularité fine s'appuie sur une architecture de traitement sophistiquée qui étend et adapte les approches traditionnelles de reconnaissance d'activités aux spécificités des gestes fins [52]. Cette architecture doit concilier précision de reconnaissance, robustesse face aux variations, et efficacité computationnelle pour permettre un traitement temps réel.

COLLECTE DE DONNÉES MULTIMODALE HAUTE RÉOLUTION

La collecte de données pour la reconnaissance d'activités à granularité fine nécessite des systèmes de captation haute résolution capables de saisir les nuances subtiles des gestes fins [56]. Cette exigence conduit à privilégier des capteurs avec des fréquences d'échantillonnage élevées, des résolutions spatiales fines, et des sensibilités adaptées aux amplitudes des mouvements ciblés.

Les capteurs inertiels doivent présenter des caractéristiques techniques adaptées à la détection de micro-mouvements : résolution sub-gravitationnelle pour les accéléromètres, sensibilité élevée pour les gyroscopes, et faible bruit pour permettre la détection de signaux de faible amplitude [15]. Le positionnement optimal de ces capteurs revêt une importance critique, les performances de reconnaissance étant fortement dépendantes de la localisation et de l'orientation des dispositifs de mesure.

L'intégration de capteurs physiologiques, particulièrement les capteurs de photopléthysmographie (PPG), représente une innovation méthodologique majeure pour la reconnaissance d'activités à granularité fine. Ces capteurs, traditionnellement utilisés pour la surveillance cardiaque, révèlent des motifs de variation liés aux mouvements de la main qui peuvent être exploités pour la reconnaissance de gestes fins [79].

PRÉTRAITEMENT ADAPTATIF ET CONDITIONNEMENT DES SIGNAUX

Le prétraitement des données pour la reconnaissance d'activités à granularité fine doit s'adapter aux caractéristiques spécifiques des signaux de gestes fins, souvent caractérisés par des rapports signal-sur-bruit plus faibles et des contenus fréquentiels plus étendus que les activités globales [48].

Le filtrage adaptatif constitue une étape critique pour préserver les composantes spectrales pertinentes tout en éliminant les artéfacts et le bruit de mesure. Les techniques de filtrage doivent être adaptées aux caractéristiques fréquentielles spécifiques de chaque type de geste, nécessitant souvent des approches multi-bandes ou des filtres adaptatifs [49].

La synchronisation temporelle des signaux multimodaux acquiert une importance cruciale à ce niveau de granularité, les décalages temporels entre modalités pouvant masquer les corrélations fines entre signaux. Des techniques de synchronisation basées sur l'analyse des corrélations croisées ou sur des événements de référence permettent d'aligner précisément les différentes modalités de captation [14].

ARCHITECTURE DE RECONNAISSANCE HIÉRARCHIQUE

L'architecture de reconnaissance pour les activités à granularité fine adopte généralement une approche hiérarchique qui décompose le problème en plusieurs niveaux de complexité [80]. Cette décomposition permet de tirer parti des structures temporelles inhérentes aux activités humaines tout en gérant la complexité computationnelle.

Le niveau de reconnaissance de gestes élémentaires s'attache à identifier les actions atomiques de base, constituant les blocs de construction des activités plus complexes. Ce niveau exploite des fenêtres temporelles courtes et des caractéristiques locales pour capturer les motifs gestuels spécifiques [57].

Le niveau de reconnaissance de séquences d'actions analyse les enchaînements temporels de gestes élémentaires pour identifier des motifs d'activités plus complexes. Ce niveau exploite des techniques de modélisation séquentielle (modèles de Markov cachés, réseaux récurrents) pour capturer les dépendances temporelles entre actions [13].

Le niveau de reconnaissance contextuelle intègre des informations environnementales et situationnelles pour raffiner l'interprétation des séquences d'actions et résoudre les ambiguïtés contextuelles. Ce niveau peut exploiter des connaissances a priori sur les domaines d'application (recettes culinaires, protocoles de soins) pour guider l'interprétation [81].

2.3.4 APPLICATIONS DANS L'ASSISTANCE QUOTIDIENNE

Les applications de la reconnaissance d'activités à granularité fine dans l'assistance quotidienne ouvrent des perspectives transformatrices pour l'accompagnement des personnes en perte d'autonomie, offrant un niveau de personnalisation et de réactivité inédit [32].

ASSISTANCE CULINAIRE INTELLIGENTE

L'assistance culinaire représente un domaine d'application privilégié pour la reconnaissance d'activités à granularité fine, la cuisine constituant une activité complexe intégrant de nombreux gestes fins et nécessitant une coordination temporelle précise [82]. Les systèmes d'assistance culinaire peuvent exploiter la reconnaissance fine pour guider les utilisateurs dans la réalisation de recettes, détecter les erreurs d'exécution, et proposer des corrections adaptées.

La détection d'erreurs de séquence permet d'identifier les inversions d'étapes ou les omissions dans la réalisation d'une recette, offrant des interventions correctives avant que l'erreur ne compromette le résultat final [83]. Cette capacité est particulièrement pertinente pour les personnes présentant des troubles cognitifs légers qui peuvent avoir des difficultés à maintenir l'ordre correct des opérations.

La détection d'erreurs de réalisation s'attache à identifier les gestes incorrects ou incomplets, permettant des interventions correctives en temps réel. Cette fonctionnalité peut inclure

la détection de gestes manqués (oubli d'ajouter un ingrédient), de gestes incorrects (technique de mélange inappropriée), ou de paramètres inadéquats (température, durée) [84].

RÉHABILITATION ET THÉRAPIE OCCUPATIONNELLE

La reconnaissance d'activités à granularité fine offre des perspectives importantes pour la réhabilitation et la thérapie occupationnelle, permettant un suivi objectif et quantitatif des progrès thérapeutiques [34]. Les systèmes de reconnaissance peuvent analyser finement l'exécution d'exercices de rééducation, identifier les compensations pathologiques, et adapter les protocoles thérapeutiques en fonction des capacités observées.

L'analyse quantitative des motifs de mouvement permet d'objectiver les améliorations fonctionnelles et de détecter les régressions précoces, offrant des outils d'évaluation plus précis que les approches traditionnelles basées sur l'observation clinique [85]. Cette quantification peut porter sur des paramètres fins tels que la fluidité gestuelle, la précision des trajectoires, ou la coordination inter-segmentaire.

La personnalisation des protocoles thérapeutiques peut s'appuyer sur l'analyse fine des capacités et limitations individuelles pour adapter les exercices aux profils spécifiques de chaque patient [86]. Cette adaptation peut inclure la modulation de la difficulté, la sélection d'exercices ciblés, ou l'ajustement des objectifs thérapeutiques en fonction des progrès observés.

SURVEILLANCE DE LA DÉGRADATION FONCTIONNELLE

La reconnaissance d'activités à granularité fine permet une surveillance longitudinale fine des capacités fonctionnelles, offrant des indicateurs précoces de dégradation avant que celle-ci

ne devienne cliniquement évidente [36]. Cette surveillance peut porter sur des paramètres subtils tels que les variations de vitesse d'exécution, les modifications des stratégies gestuelles, ou l'apparition de compensations.

L'analyse des micro-variations comportementales peut révéler des motifs prédictifs de déclin fonctionnel, permettant des interventions préventives ou des adaptations de l'environnement avant que les difficultés ne compromettent l'autonomie [38]. Cette capacité prédictive représente un enjeu majeur pour le maintien à domicile des personnes âgées.

L'intégration de ces systèmes dans des écosystèmes d'assistance plus larges permet de créer des environnements adaptatifs capables de compenser automatiquement les limitations détectées, maintenant ainsi l'autonomie fonctionnelle malgré l'évolution des capacités [87].

2.4 CAPTEURS DE PHOTOPLÉTHYSMOGRAPHIE (PPG)

Les capteurs de photopléthysmographie (PPG) représentent une technologie de mesure non-invasive qui a révolutionné la surveillance physiologique portable et qui ouvre aujourd'hui des perspectives inédites pour la reconnaissance d'activités à granularité fine. Bien que ces capteurs soient traditionnellement associés à la surveillance cardiovasculaire, leur potentiel pour la détection de gestes fins et de micro-mouvements constitue une innovation méthodologique majeure dans le domaine de la reconnaissance d'activités humaines.

2.4.1 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT

FONDEMENTS PHYSIQUES DE LA PHOTOPLÉTHYSMOGRAPHIE

La photopléthysmographie repose sur les propriétés optiques différentielles des tissus biologiques et du sang, exploitant les variations d'absorption et de diffusion de la lumière

induites par les changements de volume sanguin dans les tissus périphériques [18]. Cette technique exploite le fait que l'hémoglobine présente des coefficients d'absorption spécifiques pour différentes longueurs d'onde, créant des signatures optiques caractéristiques des variations de perfusion tissulaire.

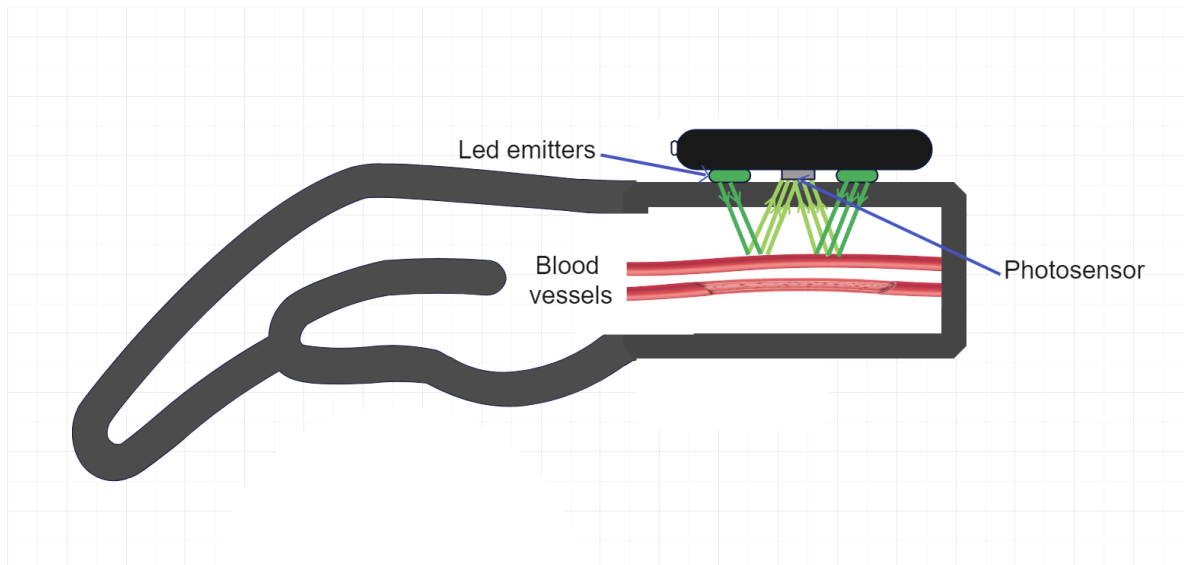


FIGURE 2.2 : Fonctionnement du PPG

La Figure 2.2 – Fonctionnement du PPG illustre l'architecture fondamentale d'un capteur PPG, comprenant des diodes électroluminescentes (LED) émettrices, un photodétecteur récepteur, et l'interface tissulaire où s'opèrent les interactions optiques complexes.

Le processus de mesure PPG s'articule autour de trois phases principales qui transforment les variations physiologiques en signaux électriques exploitables pour l'analyse.

ÉMISSION DE LUMIÈRE CONTRÔLÉE

L'émission de lumière constitue la première étape du processus de mesure PPG. Les capteurs modernes utilisent principalement des diodes électroluminescentes (LED) émettant dans le spectre vert (environ 530 nm) et infrarouge (environ 940 nm), ces longueurs d'onde étant optimales pour la pénétration tissulaire et l'absorption par l'hémoglobine [21].

Le choix des longueurs d'onde résulte d'un compromis entre plusieurs facteurs techniques. La lumière verte présente une absorption élevée par l'hémoglobine oxygénée, offrant une sensibilité importante aux variations de volume sanguin dans les vaisseaux superficiels. La lumière infrarouge, moins absorbée par l'hémoglobine, pénètre plus profondément dans les tissus et fournit des informations complémentaires sur la perfusion dans les structures vasculaires plus profondes [88].

L'intensité et la durée des impulsions lumineuses sont soigneusement contrôlées pour optimiser le rapport signal-sur-bruit tout en minimisant la consommation énergétique et les effets de chauffage tissulaire. Les capteurs modernes utilisent des techniques de modulation temporelle sophistiquées pour éliminer les interférences dues à la lumière ambiante et améliorer la stabilité de la mesure [23].

INTERACTION LUMIÈRE-TISSU ET MODULATION DU SIGNAL

L'interaction entre la lumière émise et les tissus biologiques constitue le cœur du processus de mesure PPG. Lorsque la lumière atteint la peau, elle subit une série de processus optiques complexes : absorption par les chromophores tissulaires (principalement l'hémoglobine et la mélanine), diffusion par les structures cellulaires, et réflexion aux interfaces tissulaires [89].

La composante dynamique du signal PPG résulte des variations cycliques de volume sanguin associées aux battements cardiaques. À chaque systole cardiaque, l'afflux sanguin augmente le volume des vaisseaux périphériques, modifiant les propriétés optiques locales et réduisant l'intensité de la lumière réfléchie. Cette modulation périodique crée le signal PPG pulsatile caractéristique [90].

La composante continue du signal, représentant l'absorption de base par les tissus statiques, fournit des informations sur la perfusion tissulaire moyenne et peut être influencée par des facteurs tels que la température cutanée, la vasoconstriction, ou les mouvements du capteur [91].

DÉTECTION ET CONVERSION DU SIGNAL OPTIQUE

La détection du signal optique s'effectue par des photodétecteurs (photodiodes ou phototransistors) qui convertissent les variations d'intensité lumineuse en signaux électriques proportionnels [92]. Ces composants doivent présenter une sensibilité élevée dans les gammes spectrales utilisées, une réponse temporelle rapide pour capturer les variations fines du signal, et une stabilité thermique pour maintenir la précision de mesure.

Le conditionnement électronique du signal comprend plusieurs étapes critiques : amplification différentielle pour extraire les variations PPG des signaux de mode commun, filtrage passe-bande pour éliminer les composantes de bruit et les dérives basse fréquence, et conversion analogique-numérique avec une résolution et une fréquence d'échantillonnage adaptées aux applications visées [93].

Les capteurs PPG modernes intègrent des systèmes de contrôle automatique du gain qui ajustent dynamiquement l'intensité lumineuse et l'amplification pour optimiser la qualité

du signal en fonction des caractéristiques individuelles (pigmentation cutanée, épaisseur tissulaire) et des conditions d'usage [94].

2.4.2 APPLICATIONS EN RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS

EXPLOITATION DES ARTÉFACTS DE MOUVEMENT

L'innovation majeure de l'utilisation des capteurs PPG pour la reconnaissance d'activités réside dans l'exploitation des artéfacts de mouvement, traditionnellement considérés comme du "bruit" dans les applications cardiovasculaires [95]. Ces artéfacts, générés par les déplacements du capteur et les variations de pression exercée sur les tissus, contiennent en réalité des informations riches sur les motifs de mouvement et les caractéristiques gestuelles.

Les mouvements de la main et du poignet induisent des variations complexes dans le signal PPG par plusieurs mécanismes physiologiques. Les accélérations et décélérations modifient la distribution du sang dans les vaisseaux périphériques par des effets inertiels. Les changements de position relative affectent la pression hydrostatique locale et la perfusion tissulaire. Les variations de pression de contact entre le capteur et la peau modulent l'épaisseur de la couche tissulaire traversée par la lumière [96].

L'analyse spectrale de ces artéfacts révèle des signatures fréquentielles caractéristiques des différents types de mouvements. Les gestes répétitifs (mélanger, battre) génèrent des composantes spectrales périodiques distinctes. Les mouvements balistiques (frapper, lancer) créent des signatures transitoires spécifiques. Les gestes de précision (écriture, manipulation fine) produisent des modulations haute fréquence caractéristiques [97].

RECONNAISSANCE DE GESTES FINS DE LA MAIN

Les applications de reconnaissance de gestes fins exploitent la sensibilité exceptionnelle des capteurs PPG aux micro-mouvements de la main et des doigts. Cette sensibilité résulte de la richesse de la vascularisation cutanée au niveau du poignet et de la proximité des structures vasculaires avec la surface cutanée [98].

Les recherches pionnières de Ryu et collaborateurs ont démontré la faisabilité de la reconnaissance d'activités quotidiennes (marcher, courir) avec une précision de 95,14% en utilisant un capteur PPG monté sur bague [99]. Cette approche a ouvert la voie à des applications plus sophistiquées exploitant la richesse informationnelle des signaux PPG pour la discrimination de gestes complexes.

Les travaux de Ling et collaborateurs ont établi des comparaisons systématiques entre capteurs PPG et accéléromètres pour la reconnaissance gestuelle, atteignant une précision moyenne de 95,4% et démontrant la complémentarité de ces modalités de captation [100]. Ces résultats soulignent le potentiel des approches unimodales PPG tout en révélant les bénéfices de la fusion multimodale.

APPLICATIONS SPÉCIALISÉES ET DOMAINES ÉMERGENTS

L'application des capteurs PPG à des domaines spécialisés révèle des perspectives d'innovation considérables. La reconnaissance de gestes en langue des signes, explorée par plusieurs équipes de recherche, exploite la capacité des capteurs PPG à discriminer les mouvements fins des doigts et les positions statiques de la main [98].

Les applications thérapeutiques incluent l'évaluation objective de la récupération motrice post-AVC, l'analyse quantitative de la dextérité manuelle, et le suivi longitudinal de la progression de pathologies neurodégénératives affectant la motricité fine [101, 102]. Ces applications exploitent la sensibilité des signaux PPG aux variations subtiles de coordination motrice et de fluidité gestuelle.

Les interfaces homme-machine basées sur la gestuelle PPG offrent des perspectives d'interaction naturelle et intuitive, particulièrement pertinentes pour les personnes présentant des limitations de mobilité ou pour des environnements où les interfaces traditionnelles sont impraticables [103].

2.4.3 COMBINAISON AVEC D'AUTRES CAPTEURS

APPROCHES DE FUSION MULTIMODALE

La combinaison des capteurs PPG avec d'autres modalités de captation représente une stratégie fondamentale pour améliorer la robustesse et la précision de la reconnaissance d'activités [104]. Cette approche de fusion multimodale exploite la complémentarité informationnelle des différents types de capteurs pour créer des systèmes de reconnaissance plus performants et plus fiables.

L'association PPG-accélérométrie constitue la combinaison la plus largement étudiée, exploitant les informations cinématiques fournies par les accéléromètres et les informations physiologiques révélées par les capteurs PPG. Des travaux ont démontré l'efficacité de cette approche en atteignant une précision de élevée pour la reconnaissance de gestes de la main avec un dispositif intégrant PPG, accéléromètres, et gyroscopes [97, 100, 103].

La fusion PPG-électromyographie (EMG) offre une perspective particulièrement prometteuse pour la reconnaissance de gestes fins, combinant les informations vasculaires du PPG avec les motifs d'activation musculaire révélés par l'EMG. Cette approche permet une caractérisation plus complète de l'activité motrice, incluant l'intention gestuelle et l'effort musculaire [103].

STRATÉGIES D'INTÉGRATION ET DE TRAITEMENT

L'intégration efficace de signaux PPG avec d'autres modalités nécessite des stratégies sophistiquées de synchronisation temporelle et de fusion de caractéristiques [105]. La synchronisation revêt une importance critique compte tenu des différences de latence et de dynamique temporelle entre les différents types de capteurs.

Les approches de fusion précoce combinent les signaux bruts des différentes modalités avant l'extraction de caractéristiques, permettant de capturer les corrélations fines entre signaux. Cette stratégie nécessite une synchronisation précise et des techniques de prétraitement harmonisées pour les différentes modalités [105].

Les approches de fusion tardive opèrent au niveau des caractéristiques ou des décisions, permettant un traitement optimisé de chaque modalité avant leur combinaison. Cette stratégie offre une flexibilité supérieure et permet l'intégration de techniques de traitement spécialisées pour chaque type de signal [105].

SYSTÈMES MULTIMODAUX AVANCÉS

Les systèmes multimodaux avancés intègrent trois modalités ou plus pour créer des architectures de reconnaissance particulièrement robustes. Les travaux de Wang et collaborateurs

ont proposé une approche combinant PPG, myographie de force (FMG), et accélérométrie (ACC) pour la reconnaissance gestuelle, atteignant une précision remarquable de 97,9% [103].

Ces systèmes exploitent les redondances et complémentarités entre modalités pour améliorer la robustesse face aux défaillances de capteurs, aux variations environnementales, et aux différences inter-individuelles. La fusion adaptative permet d’ajuster dynamiquement la contribution de chaque modalité en fonction de la qualité des signaux et du contexte d’usage [105].

2.4.4 AVANTAGES ET LIMITATIONS

AVANTAGES TECHNOLOGIQUES ET PRATIQUES

Les capteurs PPG présentent des avantages qui expliquent leur adoption croissante pour les applications de reconnaissance d’activités [88]. Leur caractère non-invasif et leur intégration possible dans des dispositifs portables commerciaux facilitent l’acceptation par les utilisateurs et le déploiement à grande échelle.

La sensibilité exceptionnelle aux micro-mouvements permet une discrimination fine entre gestes similaires, ouvrant des perspectives d’application pour la reconnaissance d’activités à granularité très fine. Cette sensibilité dépasse souvent celle des capteurs inertiels traditionnels pour la détection de gestes subtils et de micro-expressions motrices [98].

La faible consommation énergétique des capteurs PPG modernes, combinée à leur miniaturisation croissante, permet l’intégration dans des dispositifs portables autonomes avec des durées d’usage étendues. Cette caractéristique est essentielle pour les applications de surveillance continue et d’assistance à long terme [88].

LIMITATIONS TECHNIQUES ET DÉFIS

Les capteurs PPG présentent également des limitations importantes qui doivent être prises en compte dans la conception des systèmes de reconnaissance [106]. La sensibilité aux variations de pigmentation cutanée peut affecter la qualité des signaux et introduire des biais dans la reconnaissance, nécessitant des stratégies de normalisation et d'adaptation individualisée.

Les artéfacts de mouvement, bien qu'exploitables pour la reconnaissance d'activités, peuvent également masquer les informations physiologiques pertinentes et introduire des ambiguïtés dans l'interprétation des signaux. Cette dualité nécessite des techniques de traitement sophistiquées pour séparer les composantes informationnelles des composantes parasites [18].

La dépendance à la qualité du contact capteur-peau constitue un défi majeur pour les applications pratiques. Les variations de pression, les déplacements du capteur, et les conditions de peau (humidité, température) peuvent affecter significativement la qualité des signaux et la reproductibilité des mesures [18].

PERSPECTIVES D'AMÉLIORATION

Les développements futurs des capteurs PPG visent à résoudre ces limitations par des innovations technologiques et méthodologiques [88]. L'amélioration des algorithmes de compensation des variations individuelles, l'intégration de techniques d'adaptation automatique, et le développement de capteurs multi-spectraux offrent des perspectives prometteuses pour améliorer la robustesse et la généralisation des systèmes PPG.

L'intégration de l'intelligence artificielle dans le traitement des signaux PPG permet de développer des approches adaptatifs capables d'apprendre et de s'ajuster aux caractéristiques spécifiques de chaque utilisateur et contexte d'usage. Ces avancées ouvrent la voie à des systèmes de reconnaissance personnalisés et évolutifs [107].

La reconnaissance d'activités à granularité fine basée sur les capteurs PPG représente ainsi un domaine de recherche dynamique avec des perspectives d'application considérables pour l'assistance aux personnes en perte d'autonomie, offrant des solutions technologiques à la fois précises, acceptables, et déployables dans des conditions réelles d'usage.

CHAPITRE III

MÉTHODOLOGIE

3.1 VUE D'ENSEMBLE DES APPROCHES MÉTHODOLOGIQUES

La méthodologie développée dans cette recherche s'articule autour d'une stratégie expérimentale duale qui reflète l'évolution progressive de nos travaux et la nécessité d'adapter nos approches aux défis émergents de la reconnaissance d'activités à granularité fine. Cette dualité méthodologique répond à des objectifs scientifiques complémentaires tout en permettant une validation robuste et une généralisation progressive de nos contributions.

3.1.1 PRÉSENTATION DES DEUX PROTOCOLES EXPÉRIMENTAUX

PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL INITIAL : VALIDATION DE FAISABILITÉ

Le premier protocole expérimental, développé pour les premières étapes de nos travaux[24, 25], constitue la fondation méthodologique de nos travaux de recherche. Cette approche privilégie la rigueur scientifique et la reproductibilité dans des conditions contrôlées, visant à établir la preuve de concept de l'utilisation des capteurs PPG pour la reconnaissance d'activités à granularité fine [11].

Ce protocole s'appuie sur une architecture expérimentale classique comprenant 20 participants, sélectionnés selon des critères d'inclusion standardisés garantissant l'homogénéité de l'échantillon. Les sessions de collecte se déroulent dans l'environnement contrôlé du laboratoire LIARA, exempt de distractions et optimisé pour la qualité de l'acquisition des données [17].

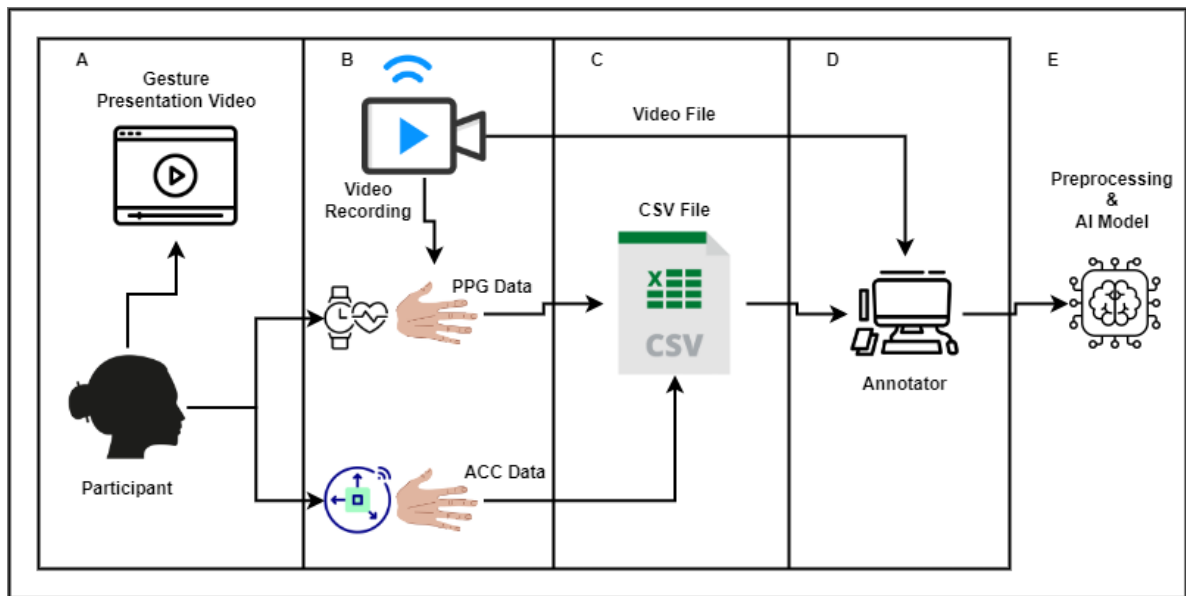


FIGURE 3.1 : Processus de collecte de données

La Figure 3.1 – Processus de Collecte de Données illustre l’architecture complète du premier protocole, depuis la présentation vidéo des gestes jusqu’au prétraitement et à l’entraînement des modèles d’intelligence artificielle, mettant en évidence l’intégration harmonieuse des composants matériels et logiciels.

La sélection des 13 gestes de cuisine atomiques (casser un œuf, ouvrir une boîte, couper, boire, retourner une crêpe, râper, rester immobile, mélanger, verser, rouler, saler, marcher, fouetter) résulte d’une analyse approfondie des activités culinaires essentielles pour le maintien de l’autonomie alimentaire. Cette sélection privilégie la diversité gestuelle tout en maintenant la pertinence écologique pour les applications d’assistance [108].

PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL AVANCÉ : ROBUSTESSE ET GÉNÉRALISATION

Le second protocole expérimental, conçu pour les travaux PETRA 2025[1], MalWear et l'approche par Frequent Subgraph Mining (FSM), intègre les enseignements du premier protocole tout en introduisant des innovations méthodologiques majeures pour répondre aux défis identifiés lors des premières expérimentations. Cette évolution protocole reflète une approche de recherche itérative et adaptative, caractéristique de la recherche appliquée en technologies d'assistance [58].

L'innovation principale de ce second protocole réside dans l'introduction de dispositifs de calibrage spécialisés, développés spécifiquement pour standardiser le positionnement des capteurs et quantifier précisément les variations de tension du dispositif portable. Ces dispositifs, conçus par impression 3D selon des spécifications rigoureuses, permettent de contrôler et de reproduire différentes configurations de port du bracelet, répondant directement à la problématique de MalWear identifiée lors des premières études [15].

L'enrichissement du protocole de collecte inclut l'acquisition de données dans quatre configurations distinctes de tension du bracelet : tension optimale (02), tension trop serrée (00), tension trop lâche (20), et mauvaise orientation (02i). Cette stratification expérimentale permet d'analyser systématiquement l'impact de la qualité du port du dispositif sur la fiabilité de la reconnaissance d'activités [106].

3.1.2 JUSTIFICATION DE LA DUALITÉ MÉTHODOLOGIQUE

ÉVOLUTION PROGRESSIVE ET VALIDATION INCRÉMENTALE

La dualité méthodologique adoptée répond à une stratégie de validation incrémentale qui permet de construire progressivement un corpus de connaissances robuste et généralisable [109]. Cette approche reflète les meilleures pratiques de la recherche expérimentale en reconnaissance d'activités, où la complexité des systèmes nécessite une validation par étapes successives.

Le premier protocole établit la preuve de concept fondamentale, démontrant la faisabilité technique de l'approche PPG-accélérométrie pour la reconnaissance d'activités à granularité fine. Cette validation initiale, réalisée dans des conditions optimales et contrôlées, permet d'établir les performances de référence et d'identifier les paramètres critiques du système [110].

Le second protocole étend cette validation vers des conditions plus réalistes et plus complexes, intégrant les variabilités et les défaillances potentielles rencontrées en usage réel. Cette extension permet d'évaluer la robustesse du système et de développer des stratégies de compensation adaptées aux conditions dégradées [111].

COMPLÉMENTARITÉ SCIENTIFIQUE ET TECHNIQUE

Les deux protocoles présentent une complémentarité scientifique et technique qui enrichit mutuellement les connaissances acquises. Le premier protocole privilégie la précision et la reproductibilité, permettant une caractérisation fine des performances intrinsèques des algorithmes de reconnaissance. Le second protocole privilégie la robustesse et l'applicabilité,

permettant une évaluation de la généralisation et de l’adaptabilité des systèmes développés [51].

Cette complémentarité s’exprime également dans les types de données collectées et les analyses rendues possibles. Le premier protocole génère des données de haute qualité, optimales pour le développement et l’optimisation des algorithmes de traitement du signal et de reconnaissance de motifs. Le second protocole génère des données représentatives des conditions d’usage réel, essentielles pour l’évaluation de la fiabilité et de l’acceptabilité des systèmes [112].

ADAPTATION AUX EXIGENCES DE PUBLICATION

La dualité méthodologique répond également aux exigences spécifiques des différentes venues de publication scientifique, chacune privilégiant des aspects particuliers de la validation expérimentale [26]. Les conférences PETRA valorisent l’innovation technologique et la démonstration de faisabilité, justifiant l’approche du premier protocole. Les journaux spécialisés en systèmes fiables privilégient l’analyse de robustesse et la caractérisation des limitations, justifiant l’approfondissement du second protocole.

Cette stratégie de publication progressive permet une maturation des idées et une validation par les pairs, garantissant la qualité scientifique des contributions tout en maximisant leur impact sur la communauté de recherche. Elle facilite également l’accumulation de retours critiques qui alimentent l’amélioration continue des approches méthodologiques [113].

3.1.3 ARCHITECTURE MÉTHODOLOGIQUE INTÉGRÉE

COHÉRENCE CONCEPTUELLE ET TECHNIQUE

Malgré leurs différences opérationnelles, les deux protocoles s'inscrivent dans une architecture méthodologique cohérente qui préserve la continuité conceptuelle et technique des travaux [14]. Cette cohérence s'exprime par l'utilisation des mêmes dispositifs de captation (bracelet Polar OH1+), des mêmes algorithmes de base pour le traitement du signal, et des mêmes métriques d'évaluation pour la validation des performances.

L'architecture matérielle demeure identique dans ses composants essentiels : capteurs PPG et accélérométriques intégrés dans un dispositif portable commercial, système d'acquisition synchronisée des données multimodales, et infrastructure de traitement temps réel. Cette stabilité technique facilite la comparaison directe des résultats et l'identification des facteurs responsables des variations de performance observées [52].

L'architecture logicielle présente également une continuité, avec l'utilisation des mêmes bibliothèques de traitement du signal (pandas, numpy), des mêmes algorithmes d'extraction de caractéristiques (tsfresh), et des mêmes méthodes d'apprentissage automatique (Random Forest, SVM, MLP, XGBoost). Cette cohérence technique garantit la reproductibilité des analyses et facilite l'accumulation progressive des connaissances [48].

ÉVOLUTIVITÉ ET ADAPTABILITÉ

L'architecture méthodologique intégrée est conçue pour permettre l'évolutivité et l'adaptabilité face aux découvertes émergentes et aux exigences changeantes de la recherche [56]. Cette flexibilité se manifeste par la modularité des composants expérimentaux, permettant

l'ajout de nouveaux capteurs, l'intégration de nouvelles modalités d'analyse, ou l'extension vers de nouveaux domaines d'application.

La modularité du système d'annotation, illustrée par l'évolution entre les Figure 3.9 – Annotateur Version 2 du second protocole, démontre cette capacité d'adaptation. Ces outils permettent une annotation précise et efficace des données collectées, facilitant la création de jeux de données annotées de qualité pour l'entraînement et la validation des modèles [114].

La standardisation des formats de données et des interfaces de traitement facilite l'intégration de nouvelles fonctionnalités et l'extension vers de nouveaux cas d'usage. Cette approche modulaire permet une réutilisation efficace des composants développés et favorise la collaboration avec d'autres équipes de recherche [9].

VALIDATION CROISÉE ET TRIANGULATION MÉTHODOLOGIQUE

L'utilisation conjointe des deux protocoles permet une validation croisée et une triangulation méthodologique qui renforce la robustesse des conclusions scientifiques [115]. Cette approche multi-protocole permet de distinguer les effets spécifiques aux conditions expérimentales des propriétés intrinsèques des phénomènes étudiés.

La triangulation méthodologique révèle la stabilité des performances de base de l'approche PPG-accélérométrie à travers différentes conditions expérimentales, tout en caractérisant précisément les facteurs de variabilité et les stratégies de compensation. Cette analyse comparative enrichit la compréhension des mécanismes sous-jacents et guide le développement de systèmes plus robustes [55].

L'accumulation progressive de données expérimentales à travers les deux protocoles permet également des analyses longitudinales et des études de tendances qui révèlent l'évo-

lution des performances et l'impact des améliorations méthodologiques. Cette perspective temporelle est essentielle pour guider les développements futurs et optimiser les stratégies de recherche [45].

Cette architecture méthodologique duale constitue ainsi le fondement d'une approche de recherche rigoureuse et adaptative, capable de répondre aux exigences de validation scientifique tout en maintenant la pertinence pratique pour les applications d'assistance aux personnes en perte d'autonomie.

3.2 PREMIER PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL

Le premier protocole expérimental constitue la fondation méthodologique de nos travaux de recherche [24, 25]. Cette approche initiale privilégie la validation de faisabilité de l'utilisation des capteurs de photopléthysmographie (PPG) pour la reconnaissance d'activités à granularité fine, établissant les preuves de concept fondamentales dans des conditions expérimentales rigoureusement contrôlées.

3.2.1 CONTEXTE D'UTILISATION

OBJECTIFS SCIENTIFIQUES DU PROTOCOLE INITIAL

Le premier protocole répond à des objectifs scientifiques précis définis dans le cadre de notre stratégie de publication progressive [11]. L'article présenté lors de la conférence PETRA 2024, intitulé "Fine-Grained Human Activity Recognition in Smart Homes Through Photoplethysmography-Based Hand Gesture Detection", vise à démontrer la faisabilité technique de l'exploitation des signaux PPG pour la reconnaissance de gestes fins de la main dans le contexte de l'assistance domestique intelligente.

L'article publié dans le journal IOS Press complète cette approche par une analyse comparative approfondie entre les modalités PPG et accélérométriques, établissant les bases scientifiques pour justifier l'adoption de l'approche multimodale PPG-accélérométrie. Cette complémentarité entre les deux publications permet une validation robuste et une compréhension approfondie des mécanismes sous-jacents à la reconnaissance d'activités fines [52].

POSITIONNEMENT DANS L'ÉCOSYSTÈME SCIENTIFIQUE

Ce protocole s'inscrit dans la continuité de travaux précurseurs qui ont exploré l'utilisation des capteurs PPG pour la reconnaissance de gestes au niveau des doigts [98], et d'autres qui ont investigué les applications PPG pour l'interaction homme-machine [116]. Notre approche étend ces travaux en se concentrant spécifiquement sur les gestes culinaires et leur pertinence pour l'assistance aux personnes en perte d'autonomie.

La sélection des venues de publication reflète une stratégie délibérée de diffusion scientifique : PETRA, en tant que conférence de référence en technologies d'assistance, offre une visibilité optimale auprès de la communauté des technologies ambiantes, tandis qu'IOS Press permet une analyse technique plus approfondie destinée à un public spécialisé en intelligence artificielle et systèmes intelligents [56].

3.2.2 DISPOSITIFS ET CAPTEURS UTILISÉS

BRACELET POLAR OH1+ : ARCHITECTURE ET SPÉCIFICATIONS

Le choix du bracelet Polar OH1+ comme dispositif de captation principal résulte d'une analyse comparative approfondie des solutions commerciales disponibles [21]. Ce dispositif intègre de manière optimale les capteurs PPG et accélérométriques nécessaires à notre approche

multimodale, tout en offrant les caractéristiques techniques requises pour la reconnaissance d'activités à granularité fine.



FIGURE 3.2 : Bracelet Polar OH1+

La Figure 3.2 – Bracelet Polar OH1+ présente l'architecture physique du dispositif, incluant le module capteur principal, le bracelet ajustable, et les composants de connectivité. Le dispositif intègre trois capteurs PPG utilisant des diodes électroluminescentes vertes (530 nm) et des photodiodes de réception, optimisés pour la mesure de la fréquence cardiaque mais exploitables pour la détection des artefacts de mouvement [18].

Les spécifications techniques du bracelet incluent une fréquence d'échantillonnage de 135 Hz pour les capteurs PPG et accélérométriques, offrant une résolution temporelle suffisante

pour capturer les dynamiques fines des gestes culinaires. La connectivité Bluetooth Low Energy (BLE) permet une transmission temps réel des données vers le système d'acquisition, minimisant la latence et préservant la synchronisation avec les enregistrements vidéo [117].

SYSTÈME D'ACQUISITION ET DE TRAITEMENT

L'architecture d'acquisition s'appuie sur un Raspberry Pi 3 qui centralise la collecte des données multimodales et la synchronisation des enregistrements [118]. La Figure 3.3 – Raspberry Pi 3 illustre l'intégration de cette plateforme dans notre écosystème expérimental, démontrant sa capacité à gérer simultanément l'acquisition des données PPG et accélérométriques, l'enregistrement vidéo, et l'exécution des applications de présentation.



FIGURE 3.3 : Raspberry Pi 3

Le choix du Raspberry Pi 3 répond à plusieurs exigences techniques : puissance de calcul suffisante pour le traitement temps réel des données multimodales, connectivité Bluetooth stable pour la communication avec le bracelet Polar OH1+, et capacité de stockage locale pour l'enregistrement des données brutes [119]. Cette architecture décentralisée garantit l'autonomie du système d'acquisition et minimise les risques de perte de données.

INSTRUMENTATION COMPLÉMENTAIRE

L'instrumentation complémentaire inclut un système de capture vidéo haute résolution (minimum 60 images par seconde) pour l'enregistrement des gestes et la synchronisation post-acquisition [120]. Cette documentation visuelle s'avère essentielle pour l'annotation

précise des données et la validation de la correspondance entre les signaux de capteurs et les gestes réellement exécutés.

Les objets utilisés pour la réalisation des gestes (couteau, fouet, grand bol, poêlon, spatule, tasse à mesurer, pâte à modeler) sont standardisés pour assurer la reproductibilité des conditions expérimentales entre participants. Cette standardisation minimise les variations liées aux propriétés physiques des objets manipulés et facilite la généralisation des modèles développés [112].

3.2.3 PROCÉDURE DE COLLECTE DES DONNÉES

PROTOCOLE DE SESSION EXPÉRIMENTALE

Le protocole de session suit une procédure standardisée garantissant la qualité et la reproductibilité des données collectées [110]. Chaque session débute par l'accueil du participant et la présentation des objectifs de l'étude, suivie de la signature du formulaire de consentement éclairé conforme aux exigences éthiques de la recherche impliquant des participants humains.

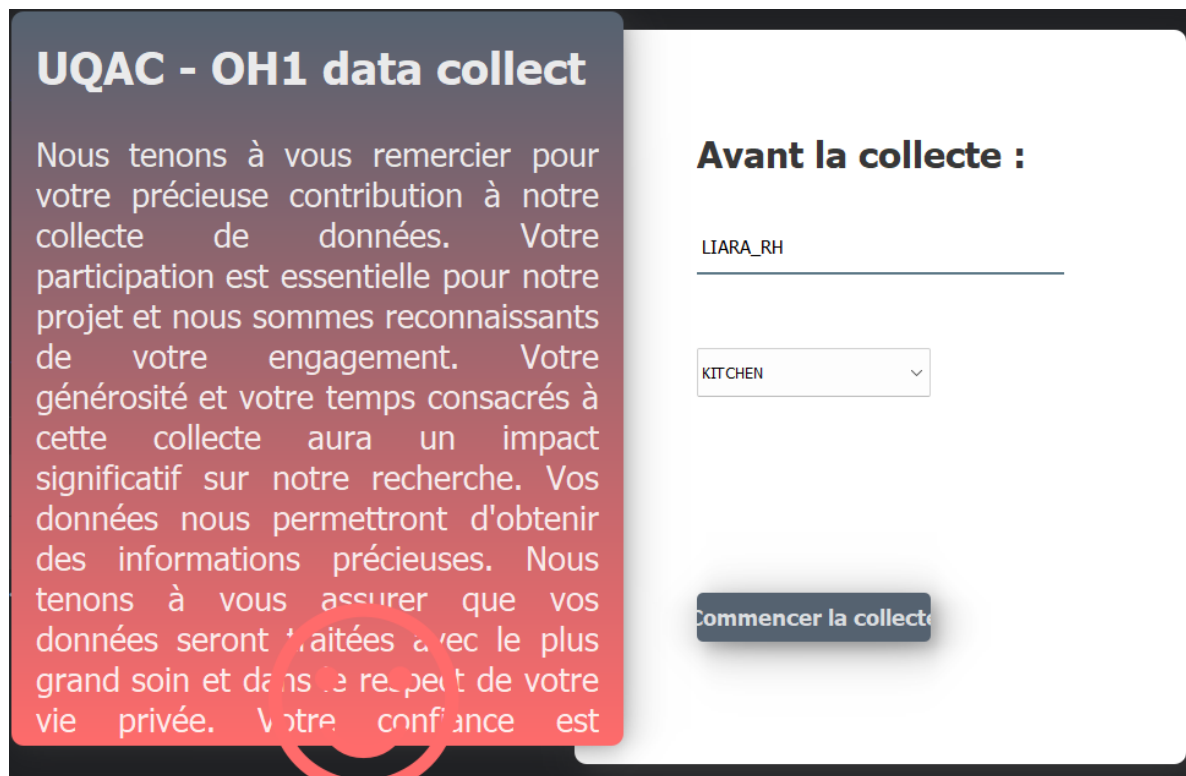


FIGURE 3.4 : Application de présentation vidéo des gestes

La Figure 3.4 – Application de Présentation Vidéo des Gestes démontre l’interface développée pour standardiser la présentation des instructions aux participants. Cette application affiche des vidéos d’illustration pour chaque geste, garantissant une compréhension uniforme des mouvements à exécuter et minimisant les variations inter-participants liées à l’interprétation des consignes verbales [121].

Le processus de collecte suit une séquence rigoureuse : visualisation des vidéos d’instruction, ajustement et positionnement du bracelet Polar OH1+, exécution des gestes sous supervision, et vérification de la qualité des données en temps réel. Cette procédure standardisée assure la cohérence des conditions expérimentales à travers tous les participants [122].

EXÉCUTION DES GESTES ET ACQUISITIONS

La réalisation des gestes s'effectue selon un protocole précis visant à maximiser la qualité des données tout en préservant la naturalité des mouvements [53]. Chaque participant exécute les 13 gestes de cuisine prédéfinis (casser un œuf, ouvrir une boîte, couper, boire, retourner une crêpe, râper, rester immobile, mélanger, verser, rouler, saler, marcher, fouetter), chaque geste étant répété 10 fois avec chaque main (gauche et droite).

La séquence d'exécution suit un ordre aléatoire généré par l'application de présentation, évitant les effets d'apprentissage et de fatigue qui pourraient biaiser la qualité des données. Cette randomisation garantit l'indépendance statistique des échantillons collectés et améliore la robustesse des modèles d'apprentissage automatique développés [49].

La Figure 3.1 – Processus de Collecte de Données illustre l'architecture complète du pipeline de collecte, depuis la présentation vidéo des gestes jusqu'à l'acquisition synchronisée des données PPG, accélérométriques, et vidéo. Cette architecture garantit la traçabilité et la qualité des données collectées.

SYNCHRONISATION ET CONTRÔLE QUALITÉ

La synchronisation entre les différentes modalités de données (PPG, accélérométrie, vidéo) s'effectue par une procédure de marquage temporel basée sur un geste de référence [14]. Au début de chaque séquence de collecte, le participant tape dans ses mains avec une intensité suffisante pour créer un pic d'accélération caractéristique, visible simultanément dans les données accélérométriques et la vidéo.

Cette technique de synchronisation exploite la propagation de l'onde de choc générée par le contact des mains, créant une signature temporelle distinctive dans les signaux accélérométriques. L'analyse de cette signature permet l'alignement précis des différentes modalités de données avec une précision temporelle de l'ordre de la milliseconde [55].

Le contrôle qualité en temps réel s'effectue par surveillance continue des signaux acquis, permettant la détection immédiate des défaillances de capteurs, des déconnexions Bluetooth, ou des artéfacts de mesure. Cette surveillance active minimise les pertes de données et garantit la complétude des acquisitions [48].

3.2.4 PARTICIPANTS ET CONDITIONS EXPÉRIMENTALES

RECRUTEMENT ET CARACTÉRISTIQUES DE L'ÉCHANTILLON

Le recrutement des participants s'effectue parmi les étudiants de l'Université du Québec à Chicoutimi (UQAC), constituant un échantillon de convenance hétérogène. Cette population présente des caractéristiques démographiques relativement diverses qui maximisent la variabilité inter-individuelle non contrôlée nécessaire pour mettre à l'épreuve nos modèles.

L'échantillon de 21 participants répond aux exigences statistiques pour la validation de faisabilité tout en restant gérable dans le cadre des contraintes logistiques du protocole initial. Cette taille d'échantillon permet une analyse statistique significative des performances de reconnaissance tout en maintenant la faisabilité expérimentale dans les délais de publication visés [44].

Chaque participant signe un formulaire de consentement éclairé détaillant les objectifs de l'étude, les procédures de collecte, les mesures de confidentialité, et les droits de retrait.

Cette procédure garantit le respect des principes éthiques de la recherche impliquant des participants humains et la conformité aux standards institutionnels [123].

CONDITIONS ENVIRONNEMENTALES CONTRÔLÉES

Les sessions de collecte se déroulent dans l'environnement contrôlé du laboratoire LIARA de l'UQAC, spécialement aménagé pour minimiser les distractions et les interférences [17]. Cette standardisation environnementale élimine les variables confondantes liées aux conditions d'usage et facilite la reproductibilité des résultats.

L'environnement de laboratoire offre un contrôle optimal des conditions d'éclairage pour l'enregistrement vidéo, de la température ambiante pour la stabilité des capteurs, et du niveau sonore pour minimiser les distractions. Ces conditions standardisées garantissent la qualité et la cohérence des données collectées à travers tous les participants [58].

La configuration spatiale du laboratoire permet une liberté de mouvement suffisante pour l'exécution naturelle des gestes tout en maintenant les participants dans le champ de vision des caméras. Cette optimisation spatiale concilie les exigences de naturalité gestuelle avec les contraintes techniques de la capture vidéo [47].

PROTOCOLE DE CONFORT ET ÉTHIQUE

Le protocole intègre des mesures de confort participant incluant la possibilité d'adopter des postures assises ou debout selon les préférences individuelles, des pauses régulières pour éviter la fatigue, et un accompagnement personnalisé pour minimiser l'anxiété liée à l'environnement expérimental [22].

Cette flexibilité postural approxime les conditions réelles d'utilisation tout en respectant les variations individuelles de confort. L'analyse ultérieure révèle que cette variabilité posturale enrichit la diversité des données collectées sans compromettre la qualité de reconnaissance [57].

3.2.5 ANNOTATION ET PRÉTRAITEMENT

SYSTÈME D'ANNOTATION VIDÉO-SYNCHRONISÉE

L'annotation des données s'effectue par un système spécialisé développé spécifiquement pour la synchronisation entre enregistrements vidéo et données de capteurs [114]. La Figure 3.5 du système d'annotation présente l'interface de ce système, permettant la visualisation simultanée des vidéos et des signaux de capteurs pour une annotation précise des événements gestuels.

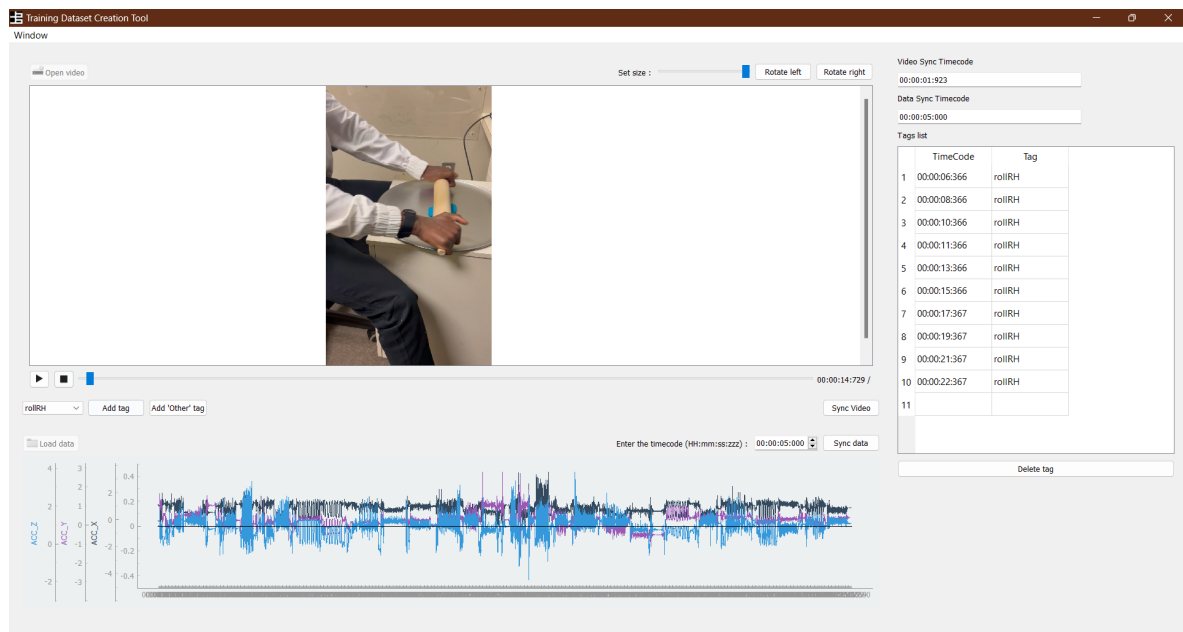


FIGURE 3.5 : Système d’annotation

Le système d’annotation offre plusieurs fonctionnalités essentielles : chargement et synchronisation automatique des vidéos et fichiers CSV, marquage temporel des débuts de gestes par interaction vidéo, exportation des données annotées dans des formats standardisés compatibles avec les bibliothèques d’apprentissage automatique [124].

La précision de l’annotation repose sur l’identification visuelle des débuts de gestes dans les enregistrements vidéo, complétée par l’analyse des signatures caractéristiques dans les signaux de capteurs. Cette approche multi-modale améliore la fiabilité de l’annotation et réduit les erreurs de marquage temporel [125].

PIPELINE DE PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES

Le prétraitement des données suit un pipeline standardisé optimisé pour la reconnaissance d’activités à granularité fine [45]. La Figure ?? – Exportation du jeu de données illustre

l'interface de gestion des données prétraitées, démontrant l'organisation structurée des données en vue de l'entraînement des modèles.

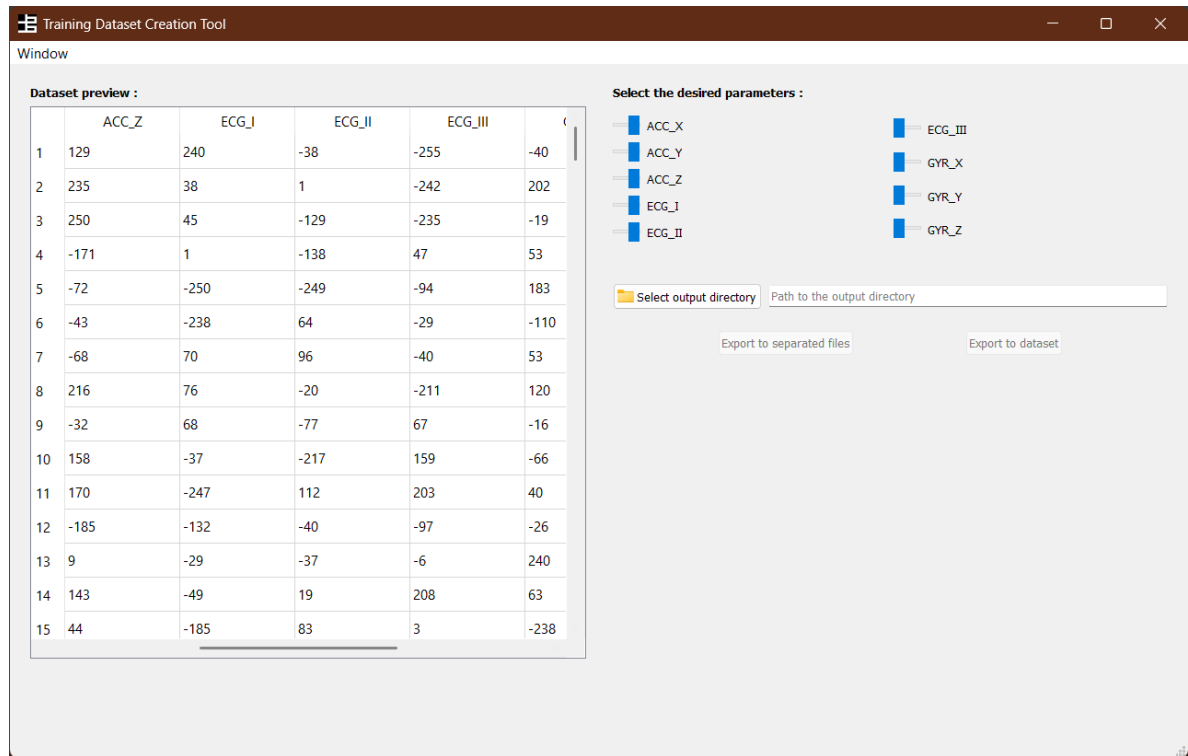


FIGURE 3.6 : Exportation du jeu de données

La segmentation temporelle s'effectue par fenêtres glissantes de 405 échantillons (3 secondes à 135 Hz), cette durée étant optimisée pour capturer la dynamique complète des gestes tout en maintenant une résolution temporelle suffisante pour la discrimination fine [50]. Cette segmentation crée des échantillons d'apprentissage indépendants tout en préservant la cohérence temporelle des gestes.

Le prétraitement inclut la normalisation des signaux pour compenser les variations inter-individuelles, le filtrage adaptatif pour éliminer les artéfacts de mesure, et l'extraction de caractéristiques temporelles et fréquentielles optimisées pour la reconnaissance gestuelle

[54]. L'utilisation de la bibliothèque tsfresh permet l'extraction automatisée de centaines de caractéristiques statistiques et spectrales, facilitant la découverte de motifs discriminants.

VALIDATION ET CONTRÔLE QUALITÉ

La validation des données annotées s'effectue par vérification croisée entre annotateurs multiples et analyse de cohérence temporelle des marquages [26]. Cette procédure de validation garantit la fiabilité des données d'entraînement et minimise les erreurs de labellisation qui pourraient compromettre les performances des modèles.

Le contrôle qualité inclut la détection automatique d'anomalies dans les signaux (saturation, déconnexions, artéfacts), la vérification de la complétude des acquisitions, et l'analyse de la distribution statistique des caractéristiques extraites [126]. Ces contrôles automatisés permettent l'identification précoce des données défaillantes et garantissent la qualité du jeu de données final.

Les données validées sont organisées selon une structure standardisée facilitant leur utilisation par les algorithmes d'apprentissage automatique, avec une partition train/test (80%/20%) respectant l'indépendance statistique et la représentativité de l'échantillon [127]. Cette organisation optimise les performances d'entraînement tout en garantissant une évaluation non biaisée des modèles développés.

Ce premier protocole expérimental établit ainsi les fondements méthodologiques robustes pour la validation de faisabilité de l'approche PPG-accélérométrie, créant les conditions optimales pour démontrer le potentiel de cette technologie pour la reconnaissance d'activités à granularité fine dans le contexte de l'assistance aux personnes en perte d'autonomie.

3.3 SECOND PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL

Le second protocole expérimental représente une évolution méthodologique majeure de notre approche de collecte de données, spécifiquement développé pour les travaux publiés dans les articles de PETRA 2025, de MalWear et de l'approche par Frequent Subgraph Mining (FSM). Cette nouvelle méthodologie intègre des innovations techniques significatives, notamment l'introduction de dispositifs de calibrage personnalisés, l'exploration systématique de l'impact de la mauvaise utilisation des dispositifs portables sur la reconnaissance d'activités à granularité fine, la reconnaissance du rôle de la main ainsi que la détection d'erreurs lors de la réalisation d'une séquence complète d'activité culinaire.

3.3.1 CONTEXTE ET MOTIVATIONS

Contrairement au premier protocole qui se concentrait principalement sur la reconnaissance d'activités avec un ajustement optimal des capteurs, ce second protocole introduit délibérément des variations dans les conditions de port des dispositifs. Cette approche nouvelle porte le nom de "MalWear" - terme désignant la mauvaise utilisation des dispositifs portables par les utilisateurs dans des conditions réelles [128]. L'objectif principal consiste à comprendre et quantifier l'impact de ces variations sur la performance des systèmes de reconnaissance, tout en développant des méthodes robustes de détection automatique de ces conditions non optimales [129].

3.3.2 AMÉLIORATIONS MÉTHODOLOGIQUES

INNOVATION EN MATIÈRE DE CALIBRAGE

La principale innovation de ce protocole réside dans l'introduction de blocs de calibrage imprimés en 3D, conçus spécifiquement pour standardiser les différents niveaux de tension du bracelet. Ces dispositifs de mesure présentent une série d'épaisseurs graduées (2 mm, 5 mm, 10 mm, 20 mm) permettant une quantification précise et reproductible de la tension appliquée au poignet [130].

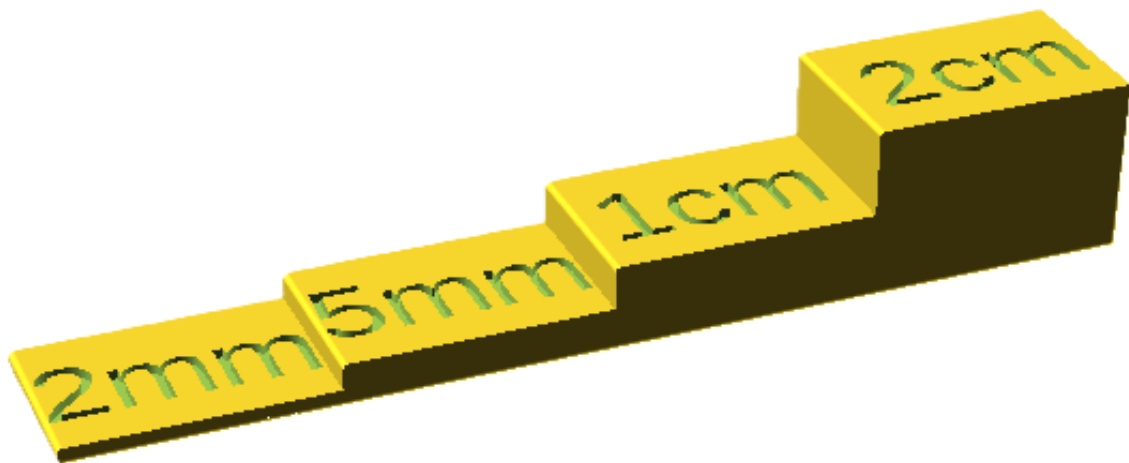


FIGURE 3.7 : Bloc de calibrage de 02 millimètres

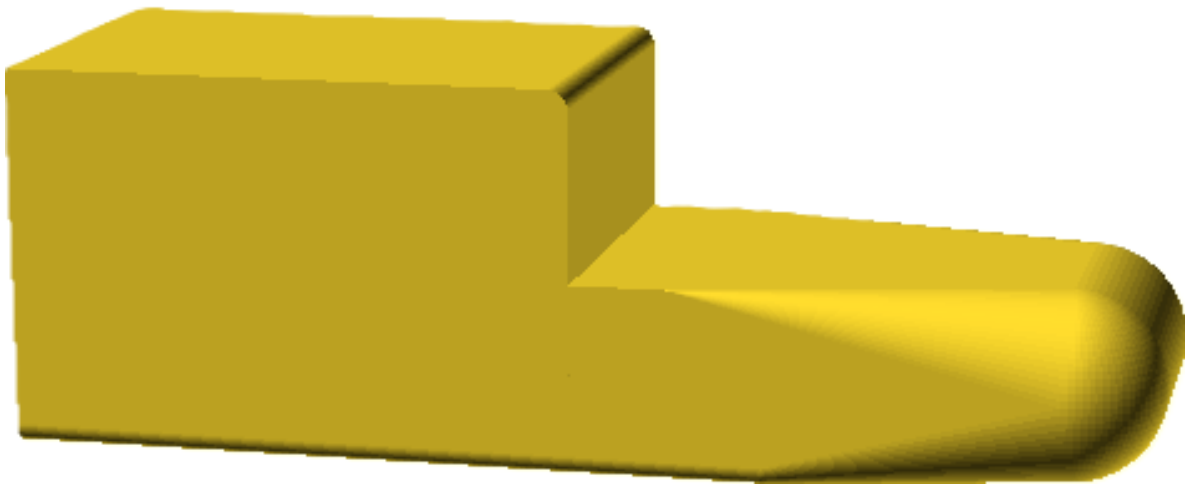


FIGURE 3.8 : Bloc de calibrage de 10 - 20 millimètres

Comme l'illustrent les Figure 3.7 – Bloc de Calibrage de 02 Millimètres et Figure 3.8 – Bloc de Calibrage de 10-20 Millimètres, ces outils garantissent une standardisation méthodologique essentielle pour la comparabilité des résultats entre participants et sessions.

PROTOCOLE DE TENSION DIFFÉRENTIELLE

Le protocole établit quatre configurations distinctes de port du dispositif :

- **Brassard bien ajusté (02)** : Configuration optimale permettant l'insertion d'un bloc de 2 mm entre la peau et le bracelet, assurant un contact stable tout en maintenant le confort de l'utilisateur
- **Brassard trop serré (00)** : Configuration restrictive ne permettant pas l'insertion du bloc de 2 mm, pouvant affecter la circulation sanguine et générer un inconfort
- **Brassard très lâche (20)** : Configuration permissive autorisant l'insertion de blocs jusqu'à 20 mm, susceptible de provoquer des déplacements et rotations du capteur

- **Brassard mal orienté (02i)** : Configuration avec tension équivalente au réglage optimal mais avec rotation du capteur sous le poignet au lieu du dessus

3.3.3 PROCÉDURE DE COLLECTE ENRICHIE

PARTICIPANTS ET CONDITIONS EXPÉRIMENTALES

Le protocole implique 20 autres participants recrutés parmi les étudiants de l'Université du Québec à Chicoutimi (UQAC), mais aussi dans leurs entourage. Chaque participant signe un formulaire de consentement éclairé et complète le formulaire de Fitzpatrick pour caractériser son type de peau, en vue de déterminer si cela pourrait ou non avoir un impact l'analyse des signaux PPG.

CYCLE DE COLLECTE SYSTÉMATIQUE

La collecte s'organise en 8 cycles distincts d'une durée variant entre 2 minutes 30 secondes et 6 minutes, structurés selon une alternance méthodique :

- Bien ajusté : Main droite (6 mouvements) puis Main gauche (5 mouvements)
- Trop serré : Main droite (6 mouvements) puis Main gauche (5 mouvements)
- Très lâche : Main droite (6 mouvements) puis Main gauche (5 mouvements)
- Mal orienté : Main droite (6 mouvements) puis Main gauche (5 mouvements)

Cette organisation évite une variation trop fréquente de la tension, permettant des conditions similaires lors de l'exécution des mouvements avec les deux mains, tout en évitant la familiarisation excessive du participant avec les gestes.

GESTES ET ÉQUIPEMENTS SPÉCIALISÉS

Le protocole maintient l'ensemble des 13 gestes atomiques de cuisine du premier protocole (casser un œuf, fouetter, verser, retourner, couper, et inactif dans cette version réduite), mais avec des adaptations d'équipements spécifiques :

- 2 morceaux de pâte à modeler (l'un légèrement aplati comme un œuf, l'autre en boudin de 2 cm de largeur maximum)
- Boule à thé simulant l'œuf
- Ustensiles de cuisine standardisés (couteau, fouet, grand bol, poêlon, spatule, tasse à mesurer)
- Blocs de calibration personnalisés
- Papier auto-collant pour le marquage des configurations

3.3.4 NOUVEAUX DISPOSITIFS DE CALIBRAGE

Les blocs de calibrage représentent une innovation méthodologique majeure, permettant une standardisation objective des conditions expérimentales. Leur utilisation suit un protocole précis : positionnement à au moins 2,5 cm du pli de flexion du poignet, insertion entre le poignet et le bracelet sur la zone plate de la peau (évitant le processus styloïde de l'ulna), et ajustement jusqu'à obtention de la mesure désirée [131].

3.3.5 ANNOTATION ET ORGANISATION DES DONNÉES AVANCÉES

SYSTÈME D'ANNOTATION AMÉLIORÉ

L'annotation bénéficie d'un système perfectionné développé par les équipes du LIARA, comme illustré dans la Figure 3.9 – Annotateur Version 2. Ce logiciel permet désormais l'annotation simultanée de deux fichiers CSV (main gauche et droite) en synchronisation avec une unique vidéo de référence. La synchronisation s'effectue par analyse de l'onde générée lors du claquement de mains initial, créant un pic d'accélération caractéristique sur les deux capteurs simultanément.

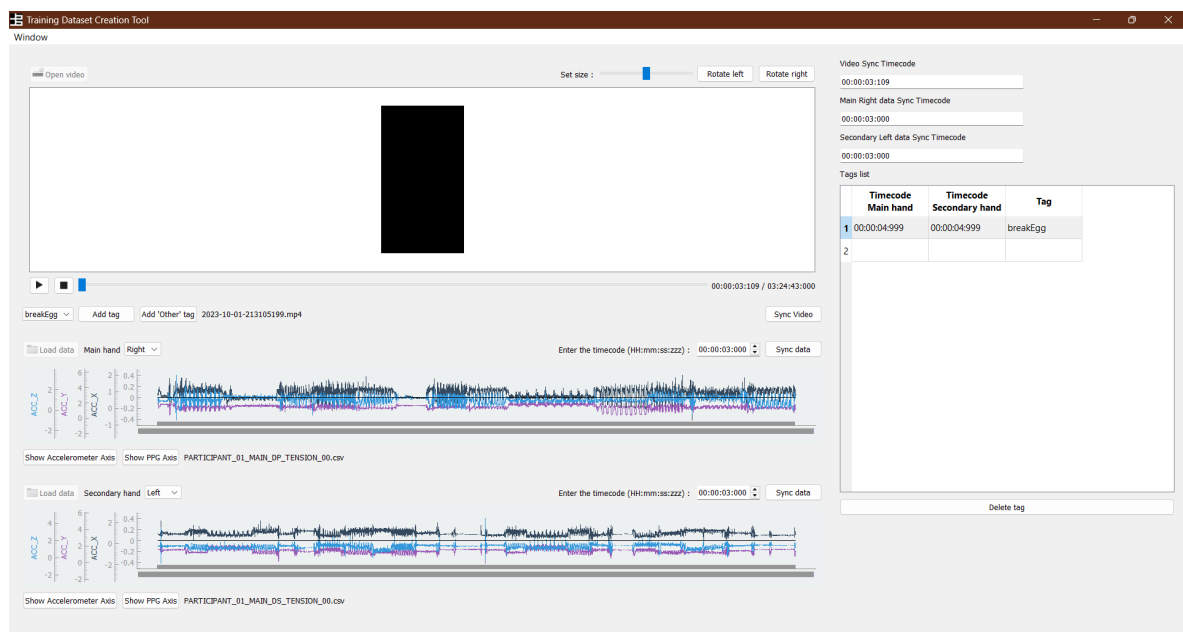


FIGURE 3.9 : Annotateur version 2

MÉTHODOLOGIE DE STRUCTURATION DES DONNÉES

Les données suivent une nomenclature rigoureuse distinguant la main principale (DP pour droite principale, GP pour gauche principale) et la main secondaire (GS, DS, GSI, DSI selon la configuration). Cette organisation systématique facilite la traçabilité et l'analyse ultérieure, particulièrement cruciale pour l'étude de l'impact des variations de tension.

ENRICHISSEMENT CONTEXTUEL

Chaque jeu de données consolidé comprend onze champs structurés : sept paramètres de capteurs originaux (TIMECODE, ACC_X, ACC_Y, ACC_Z, PPG_I, PPG_II, PPG_III), le champ d'annotation (TAG), et quatre champs d'enrichissement contextuel (Participant, Main, Tension, Skin Type). Cette structure permet une analyse multifactorielle approfondie des relations entre variables physiologiques, techniques et comportementales.

3.3.6 IMPLICATIONS MÉTHODOLOGIQUES ET SCIENTIFIQUES

Ce second protocole marque une transition paradigmatique vers une approche plus écologique de la recherche en reconnaissance d'activités. En intégrant délibérément les variations de conditions d'utilisation, il anticipe et quantifie les défis rencontrés lors du déploiement en conditions réelles. Cette approche méthodologique innovante ouvre de nouvelles perspectives pour le développement de systèmes adaptatifs et robustes, capables de maintenir leurs performances malgré les variations d'usage typiques des environnements domestiques.

L'introduction des blocs de calibrage et la standardisation des procédures contribuent significativement à la reproductibilité des recherches dans ce domaine, établissant de nouveaux

standards méthodologiques pour la communauté scientifique travaillant sur les technologies d'assistance basées sur les capteurs portables.

3.4 ANALYSE COMPARATIVE DES PROTOCOLES

L'analyse comparative entre les deux protocoles expérimentaux développés dans le cadre de nos travaux révèle des différences méthodologiques fondamentales qui reflètent l'évolution de nos questionnements scientifiques et l'approfondissement de notre compréhension des défis liés à la reconnaissance d'activités à granularité fine. Cette section présente une analyse systématique de ces différences, de leurs implications sur les résultats obtenus, et de la complémentarité des approches adoptées.

3.4.1 DIFFÉRENCES PRINCIPALES

OBJECTIFS SCIENTIFIQUES DIVERGENTS

Le premier protocole se concentrait principalement sur la démonstration de faisabilité de la reconnaissance d'activités à granularité fine en utilisant la photopléthysmographie comme approche innovante. L'objectif était d'établir la preuve de concept et de comparer l'efficacité des capteurs PPG par rapport aux approches traditionnelles basées sur l'accélérométrie et la gyroscopie [24].

Le second protocole quant à lui, adopte une perspective plus pragmatique en abordant les défis de déploiement en conditions réelles. Il introduit délibérément la problématique "MalWear" - la mauvaise utilisation des dispositifs portables - pour développer des systèmes plus robustes et adaptatifs [25].

COMPLEXITÉ DES JEUX D'ACTIVITÉS

Une différence fondamentale réside dans l'envergure des activités étudiées. Le premier protocole investigate 13 gestes de cuisine complets (BreakEgg, Can, Cut, Drink, Flip, Grate, Idle, Mix, Pour, Roll, Salt, Walk, Whip), chacun répété 10 fois par main, générant un jeu de données exhaustif pour l'évaluation de performances globales. Cette approche permet une évaluation complète des capacités discriminatoires du système.

Le second protocole adopte une approche plus ciblée avec 6 mouvements spécifiques (breakEgg, cut, flip, idle, pour, whip) pour la main droite et 5 pour la main gauche, mais avec une exploration systématique de 4 conditions de tension différentes. Cette réduction du nombre d'activités permet une investigation plus approfondie de l'impact des conditions de port sur chaque geste individuel.

INNOVATION EN MATIÈRE DE STANDARDISATION

Le premier protocole s'appuie sur des méthodes de calibrage subjectives, basées sur l'ajustement manuel du bracelet selon le confort du participant. Cette approche, bien que naturelle, introduit une variabilité inter-participants difficile à quantifier et à reproduire.

Le second protocole révolutionne cette approche en introduisant les blocs de calibrage imprimés en 3D, permettant une quantification objective et reproductible des niveaux de tension (2 mm, 5 mm, 10 mm, 20 mm). Cette innovation méthodologique établit de nouveaux standards pour la recherche dans le domaine des dispositifs portables.

ARCHITECTURES DE COLLECTE DE DONNÉES

Le premier protocole utilise une architecture de collecte relativement simple, avec un focus sur la synchronisation vidéo-capteur et l'annotation manuelle des gestes. L'Annotateur du LIARA original permet l'annotation d'un seul fichier CSV en synchronisation avec une vidéo.

Le second protocole développe une architecture plus sophistiquée nécessitant la synchronisation simultanée de deux capteurs (main droite et gauche) avec une unique vidéo de référence. L'Annotateur Version 2 permet cette annotation bilatérale, représentant une avancée technique significative pour les études nécessitant une collecte de données multi-capteurs.

3.4.2 IMPLICATIONS SUR LES RÉSULTATS

PERFORMANCE DE RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS

Le premier protocole a démontré d'excellentes performances avec une exactitude globale de 94,96% pour la reconnaissance des 13 gestes de cuisine. Ces résultats établissent la viabilité de l'approche PPG pour la reconnaissance d'activités à granularité fine, surpassant plusieurs études antérieures utilisant des capteurs similaires [132].

Le second protocole, bien qu'explorant un ensemble restreint d'activités, révèle des performances différentielles selon les conditions de tension :

Modèle	Précision
Combinaison ACC + PPG	95%
PPG uniquement	93%
ACC uniquement	74%

TABLEAU 3.1 : Résultats des modèles 1 à 3 – étude MalWear

Ces résultats démontrent la robustesse supérieure de l’approche combinée, mais révèlent également la sensibilité des performances aux conditions de port du dispositif.

ROBUSTESSE FACE AUX VARIATIONS DE CONDITIONS

Le premier protocole, optimisé pour des conditions idéales de port, ne permet pas d’évaluer la dégradation des performances en conditions réelles d’utilisation. Cette limitation constitue un obstacle majeur pour le déploiement pratique des systèmes développés.

Le second protocole démontre des variations de performance substantielles selon les conditions de tension, révélant une dégradation pouvant atteindre 21% (de 95% à 74%) lors de l’utilisation exclusive de l’accélérométrie avec un mauvais ajustement. Cette quantification de la sensibilité constitue un apport crucial pour la conception de systèmes adaptatifs.

MÉTHODOLOGIES D’EXTRACTION DES CARACTÉRISTIQUES

Les deux protocoles explorent différentes approches de fenêtrage temporel, révélant des implications importantes pour la précision de détection :

- **Fenêtrage non chevauchant (3 secondes)** : Utilisé dans le premier protocole et les modèles 4 et 7 (A.1, A.4) du second, cette approche privilégie l’efficacité computationnelle et la robustesse.

- **Fenêtrage chevauchant (75% de recouvrement)** : Introduit dans les modèles 5 et 6 (A.2, A.3) du second protocole, cette méthode améliore la détection des transitions de 8-12% mais augmente la sensibilité aux perturbations du signal.

3.4.3 COMPLÉMENTARITÉ DES APPROCHES

VALIDATION PROGRESSIVE DES HYPOTHÈSES

Les deux protocoles forment une séquence logique de validation scientifique. Le premier établit la faisabilité technique et les performances de base, tandis que le second explore les défis de déploiement et développe des solutions pour la robustesse en conditions réelles. Cette progression méthodologique est essentielle pour le développement de technologies matures.

ENRICHISSEMENT DES JEU DE DONNÉES

L'approche combinée génère des jeux de données complémentaires : le premier offre une couverture exhaustive d'activités en conditions optimales, tandis que le second fournit une exploration approfondie des variations de conditions pour un sous-ensemble d'activités. Cette complémentarité permet des analyses multifactorielles sophistiquées et l'entraînement de modèles adaptatifs.

STANDARDISATION MÉTHODOLOGIQUE

Le premier protocole établit les bases méthodologiques pour la reconnaissance d'activités par PPG, tandis que le second introduit des innovations de standardisation (blocs de calibrage, annotation multi-capteurs) qui bénéficient à l'ensemble de la communauté scientifique. Cette

évolution méthodologique contribue à la reproductibilité et à la comparabilité des recherches futures.

PERSPECTIVES D'INTÉGRATION

La combinaison des insights des deux protocoles ouvre des perspectives d'intégration prometteuses :

- Développement de modèles hybrides combinant robustesse et précision
- Création de systèmes adaptatifs capables de s'auto-calibrer selon les conditions de port
- Établissement de métriques de qualité de signal pour l'optimisation en temps réel

Cette complémentarité démontre l'importance d'une approche méthodologique progressive dans le développement de technologies d'assistance, permettant une transition maîtrisée de la recherche fondamentale vers les applications pratiques.

3.5 TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

Les techniques d'apprentissage automatique constituent le cœur méthodologique de nos travaux, permettant de transformer les signaux physiologiques bruts en systèmes de reconnaissance d'activités performants et robustes. Cette section présente une analyse détaillée des algorithmes employés, des métriques d'évaluation utilisées, et des stratégies de validation croisée développées pour assurer la fiabilité et la généralisation de nos modèles.

3.5.1 ALGORITHMES UTILISÉS

RANDOM FOREST (FORÊTS ALÉATOIRES)

Random Forest constitue l’algorithme principal de nos travaux, choisi pour ses performances exceptionnelles et sa robustesse face au bruit inhérent aux signaux physiologiques [133]. L’algorithme utilise un ensemble d’arbres de décision entraînés sur des sous-échantillons aléatoires des données, réduisant ainsi la variance et le risque de sur-apprentissage.

Les performances de Random Forest varient significativement selon les contextes d’application :

Configuration	Précision
Détection de la main dominante	89,3% $\pm$ 2,7%
Main principale uniquement	85,3% $\pm$ 7,7%
Main secondaire uniquement	80,3% $\pm$ 4,1%
Configuration bi-manuelle	77,1% $\pm$ 3,2%

TABLEAU 3.2 : Résultats travaux PETRA 2025 - RF [1]

Cette dégradation progressive des performances en configuration bi-manuelle s’explique par la complexité accrue de la coordination inter-manuelle et la nécessité de traiter des signaux simultanés potentiellement contradictoires.

SUPPORT VECTOR MACHINES (SVM)

Les SVM avec noyau RBF (Radial Basis Function) démontrent des performances contrastées selon les tâches :

Configuration	Précision
Détection de la main dominante	83,0% $\pm$ 3,8%
Main principale	83,8% $\pm$ 7,0%
Configuration bi-manuelle	79,3% $\pm$ 3,7%

TABLEAU 3.3 : Résultats travaux PETRA 2025 - SVM [1]

Les SVM excellent particulièrement dans la classification des niveaux de tension, atteignant 82% de précision globale pour la distinction entre conditions de port optimal et sous-optimal. Cette performance s'explique par la capacité des SVM à identifier des frontières de décision complexes dans l'espace des caractéristiques physiologiques.

Cependant, les SVM montrent des difficultés pour certains gestes spécifiques, notamment le mouvement "flip" où le F1-score chute à 69%, révélant une sensibilité aux variations intra-classe importantes.

MULTI-LAYER PERCEPTRON (MLP)

Les réseaux de neurones MLP utilisent une architecture à couches cachées (100, 50 neurones) avec une limitation à 500 itérations pour éviter le sur-apprentissage. Les performances obtenues sont :

Configuration	Précision
Détection de la main dominante	84,7% $\pm$ 2,6%
Main principale	83,1% $\pm$ 6,2%
Main secondaire	78,6% $\pm$ 2,8%

TABLEAU 3.4 : Résultats travaux PETRA 2025 - MLP [1]

Les MLP démontrent une excellente capacité de généralisation avec 95% de précision pour la reconnaissance de 6 gestes spécifiques (breakEgg, cut, flip, idle, pour, whip) dans le

contexte du second protocole. Cette performance supérieure s’explique par la capacité des réseaux de neurones à capturer des motifs non-linéaires complexes dans les signaux PPG et accélérométriques.

XGBOOST (EXTREME GRADIENT BOOSTING)

XGBoost émerge comme l’algorithme le plus performant sur plusieurs tâches critiques :

Configuration	Précision
Détection de la main dominante	90,1% $\pm$ 2,9%
Main principale	85,9% $\pm$ 7,4%
Configuration bi-manuelle	81,9% $\pm$ 4,4%

TABEAU 3.5 : Résultats travaux PETRA 2025 - XGBoost [1]

Pour la reconnaissance d’activités, XGBoost atteint 91% de précision globale, surpassant tous les autres algorithmes individuels. Cette supériorité s’explique par la capacité de l’algorithme à optimiser séquentiellement les erreurs de prédiction et à gérer efficacement les déséquilibres de classes.

MODÈLES D’ENSEMBLE (ENSEMBLE LEARNING)

Dans le contexte de l’étude "MalWear", l’approche d’ensemble combine Random Forest, SVM et XGBoost via un vote pondéré (VotingClassifier), atteignant 90% de précision avec des scores de validation croisée de 0.82 ± 0.07 . Cette approche tire parti des forces complémentaires de chaque algorithme :

- Random Forest pour la robustesse au bruit
- SVM pour la précision des frontières de décision

- XGBoost pour l'optimisation des erreurs résiduelles

Comme l'illustrent la Figure A.1 – Matrices de Confusion SVM / MLP / XGBoost, les modèles d'ensemble réduisent significativement les erreurs de classification spécifiques à chaque algorithme individuel.

3.5.2 MÉTRIQUES D'ÉVALUATION

MÉTRIQUES PRIMAIRES

Les métriques d'évaluation suivent les standards de l'apprentissage automatique pour la classification multi-classes :

- **Précision (Precision)** : Proportion de prédictions positives correctes pour chaque classe, cruciale pour éviter les faux positifs dans les applications d'assistance
- **Rappel (Recall)** : Proportion d'instances positives correctement identifiées, essentiel pour détecter toutes les occurrences d'activités critiques
- **F1-Score** : Moyenne harmonique de la précision et du rappel, offrant un équilibre optimal pour l'évaluation globale
- **Exactitude (Accuracy)** : Proportion globale de classifications correctes sur l'ensemble des données

MÉTRIQUES AVANCÉES

Pour les tâches de détection de la mauvaise utilisation des dispositifs, nous utilisons des métriques spécialisées :

- **Macro Average** : Moyenne non pondérée des métriques par classe, accordant une importance égale à chaque condition de tension
- **Weighted Average** : Moyenne pondérée par le support de chaque classe, reflétant la distribution naturelle des données

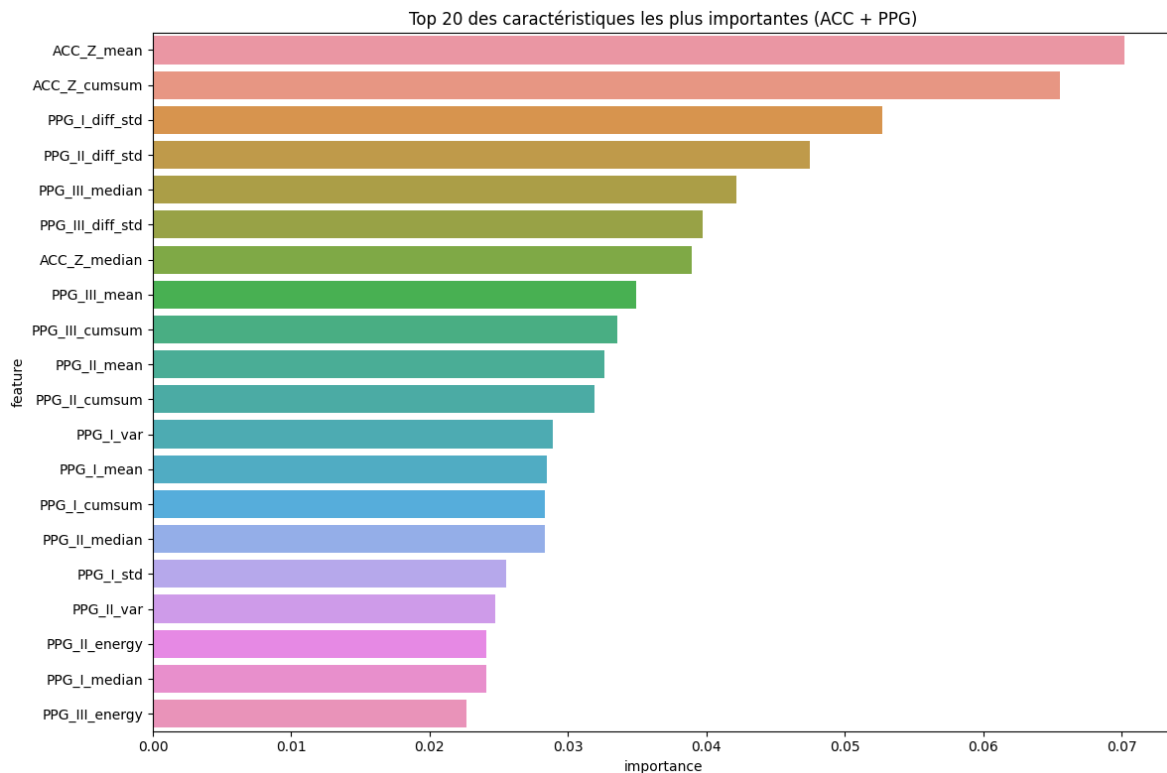


FIGURE 3.10 : Top 20 des caractéristiques les plus importantes (ACC + PPG)

La Figure 3.10 – Top 20 des Caractéristiques les Plus Importantes (ACC + PPG) révèle que les caractéristiques les plus discriminantes incluent :

1. ACC_Z_mean (moyenne de l'accélération axe Z) : 0.069 d'importance
2. ACC_Z_cumsum (somme cumulative axe Z) : 0.065 d'importance
3. PPG_I_diff_std (écart-type différentiel PPG canal I) : 0.052 d'importance

3.5.3 VALIDATION CROISÉE ET STRATÉGIES D'ÉVALUATION

VALIDATION CROISÉE STRATIFIÉE

La validation croisée stratifiée constitue la base de notre méthodologie d'évaluation, garantissant une représentation équilibrée de chaque classe dans les plis de validation. Cette approche est particulièrement cruciale pour :

- Maintenir la distribution des activités dans chaque pli
- Assurer la généralisation inter-participants
- Éviter les biais de sélection temporelle

STRATÉGIES DIFFÉRENCIÉES PAR TYPE DE MODÈLE

Nos stratégies d'évaluation s'adaptent aux spécificités de chaque type de modèle :

Modèles à fenêtrage non chevauchant (Modèles 4 et 7) :

- Validation croisée stratifiée standard
- Équilibrage des classes d'activités via SMOTE
- Optimisation pour la généralisation à long terme

Modèles à fenêtrage chevauchant (Modèles 5 et 6) :

- Techniques de régularisation spécifiques (dropout)
- Implémentation d'early stopping
- Validation sur données temporellement séparées

GESTION DES DÉSÉQUILIBRES DE CLASSES

Le rééquilibrage des classes s'effectue via SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) avec les paramètres suivants :

- Graine aléatoire : 42 pour la reproductibilité
- Nombre de voisins : 5 pour la génération d'échantillons synthétiques
- Application après normalisation pour préserver les relations inter-caractéristiques

NORMALISATION ET PRÉTRAITEMENT

Les données subissent une normalisation multi-étapes pour optimiser les performances :

1. **Normalisation par participant** : Correction des variations physiologiques individuelles via RobustScaler
2. **Standardisation globale** : Application de StandardScaler pour centrer et réduire les caractéristiques
3. **Validation temporelle** : Séparation stricte des données d'entraînement et de test selon l'ordre temporel

ÉVALUATION DE LA ROBUSTESSE

L'évaluation de la robustesse s'effectue via plusieurs approches complémentaires :

- **Validation croisée inter-participants** : Exclusion complète d'un participant des données d'entraînement
- **Évaluation multi-tensions** : Test des modèles sur différentes conditions de port

- **Analyse de généralisation temporelle** : Évaluation sur des sessions collectées à différents moments

Les courbes d'apprentissage démontrent une convergence stable des performances avec l'augmentation de la taille des jeu de données, validant la robustesse méthodologique de nos approches. La variation des performances selon la taille d'entraînement révèle un plateau de performance atteint vers 3000 échantillons, optimisant le rapport efficacité/coût computationnel.

Cette méthodologie rigoureuse garantit la fiabilité et la transférabilité de nos résultats, constituant une base solide pour le déploiement de systèmes d'assistance en conditions réelles.

CHAPITRE IV

RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS À GRANULARITÉ FINE

4.1 DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE DE BASE

Le développement du modèle de base de reconnaissance d'activités à granularité fine constitue la pierre angulaire de nos travaux de recherche. Cette section détaille l'architecture innovante du système, les méthodologies d'extraction des caractéristiques, et les processus d'entraînement et de validation qui ont permis d'établir les fondements de notre approche basée sur la photopléthysmographie.

4.1.1 ARCHITECTURE DU SYSTÈME

APPROCHE CONCEPTUELLE INNOVANTE

Notre modèle de base repose sur une approche conceptuelle qui privilégie l'utilisation exclusive du capteur de photopléthysmographie (PPG) pour la reconnaissance d'activités à granularité fine. Contrairement aux approches traditionnelles qui combinent multiple capteurs, notre système exploite uniquement les capacités du PPG pour maximiser la précision d'identification des gestes de cuisine atomiques [24].

Cette décision méthodologique s'appuie sur les travaux pionniers de Zhao et al., qui ont démontré l'efficacité et la précision du PPG pour la reconnaissance de gestes au niveau des doigts. Notre innovation réside dans l'utilisation d'un capteur PPG unique, visant à repousser les limites de sensibilité de cette technologie pour identifier avec précision tant les gestes articulés de la main que les mouvements fins des doigts [98].

ARCHITECTURE MATÉRIELLE ET LOGICIELLE

L'architecture système s'articule autour du bracelet Polar OH1+, un dispositif de surveillance de fréquence cardiaque manufacturé par la société finlandaise Polar. Bien que ce dispositif intègre également un accéléromètre, notre approche se concentre exclusivement sur l'exploitation des données PPG brutes, non prétraitées. Cette stratégie permet de préserver l'intégralité des informations physiologiques contenues dans le signal original.

Le dispositif utilise des diodes électroluminescentes (LED) pour émettre de la lumière verte (environ 530 nm) et infrarouge (environ 940 nm) vers la peau, ces longueurs d'onde étant optimalement absorbées par l'hémoglobine sanguine. Le processus complet d'acquisition du signal est le suivant :

1. **Émission lumineuse** : Les LED émettent de la lumière à travers la peau vers les vaisseaux sanguins
2. **Réflexion et absorption** : La lumière interagit avec le sang oxygéné en circulation, une partie étant absorbée et le reste réfléchi vers le capteur
3. **Détection photoélectrique** : Un photocapteur mesure l'intensité de la lumière réfléchie à intervalles réguliers
4. **Conversion du signal** : Les variations d'intensité lumineuse sont converties en signal électrique correspondant aux changements de volume sanguin

INFRASTRUCTURE DE COLLECTE ET DE TRAITEMENT

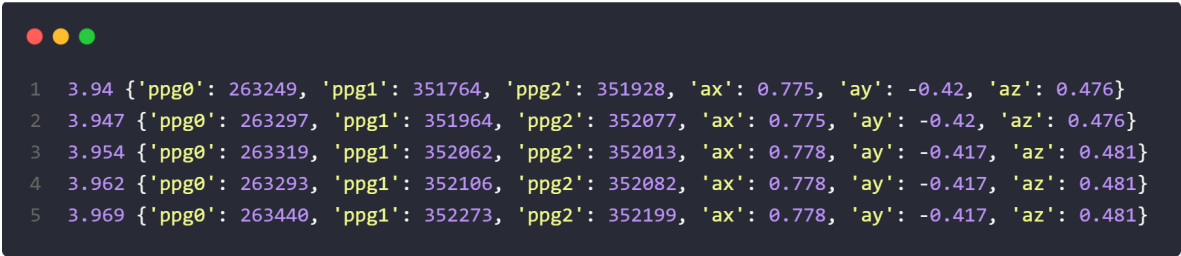
L'infrastructure de collecte s'appuie sur un Raspberry Pi 3, comme illustré dans la Figure 3.3, connecté au bracelet Polar OH1+ via Bluetooth Low Energy. Cette configuration permet

l'acquisition des données à une fréquence d'échantillonnage de 135 Hz, offrant une résolution temporelle suffisante pour capturer les nuances des gestes de cuisine les plus rapides.

Le transfert des données s'effectue en temps réel vers un script Python développé spécifiquement pour notre application, utilisant la bibliothèque polarpy pour l'interfaçage avec les dispositifs Polar. Cette approche garantit l'accès aux données brutes sans prétraitement algorithmique du fabricant, préservant ainsi l'intégralité des informations physiologiques.

```
1  from polarpy import OH1
2
3  OH1_ADDR = "A0:9E:1A:7D:3C:5D"
4  OH1_CONTROL_ATTRIBUTE_HANDLE = 0x003f
5  OH1_DATA_ATTRIBUTE_HANDLE = 0x0042
6
7  def callback(type: str, timestamp: float, payload: dict):
8      print(f'{timestamp} {payload}')
9
10 if '__main__' == __name__:
11     device = OH1(address=OH1_ADDR,
12                  control_handle=OH1_CONTROL_ATTRIBUTE_HANDLE,
13                  data_handle=OH1_DATA_ATTRIBUTE_HANDLE,
14                  callback=callback)
15
16     if device.start():
17         while device.run():
18             pass
```

FIGURE 4.1 : Script de collect des données



```
1 3.94 {'ppg0': 263249, 'ppg1': 351764, 'ppg2': 351928, 'ax': 0.775, 'ay': -0.42, 'az': 0.476}
2 3.947 {'ppg0': 263297, 'ppg1': 351964, 'ppg2': 352077, 'ax': 0.775, 'ay': -0.42, 'az': 0.476}
3 3.954 {'ppg0': 263319, 'ppg1': 352062, 'ppg2': 352013, 'ax': 0.778, 'ay': -0.417, 'az': 0.481}
4 3.962 {'ppg0': 263293, 'ppg1': 352106, 'ppg2': 352082, 'ax': 0.778, 'ay': -0.417, 'az': 0.481}
5 3.969 {'ppg0': 263440, 'ppg1': 352273, 'ppg2': 352199, 'ax': 0.778, 'ay': -0.417, 'az': 0.481}
```

FIGURE 4.2 : Sortie des données collectées

4.1.2 EXTRACTION DES CARACTÉRISTIQUES

MÉTHODOLOGIE DE FENÊTRAGE TEMPOREL

L'extraction des caractéristiques repose sur une technique de fenêtrage glissant avec des fenêtres de 3 secondes, correspondant à 405 échantillons à la fréquence d'acquisition de 135 Hz. Cette durée de fenêtre a été optimisée pour capturer la totalité des gestes atomiques tout en maintenant une résolution temporelle suffisante pour la discrimination inter-classes.

Le prétraitement des données inclut plusieurs étapes critiques :

- **Nettoyage des données** : Élimination des artefacts et des valeurs aberrantes
- **Segmentation temporelle** : Division en fenêtres de 3 secondes non chevauchantes
- **Normalisation** : Standardisation des amplitudes pour compenser les variations inter-participants
- **Filtrage** : Application de filtres passe-bas pour éliminer le bruit haute fréquence

EXTRACTION DE CARACTÉRISTIQUES MULTI-DOMAINES

Pour chaque fenêtre temporelle, nous extrayons un ensemble exhaustif de caractéristiques couvrant multiple domaines d'analyse, utilisant principalement la bibliothèque tsfresh pour l'extraction automatisée de caractéristiques de séries temporelles [124] :

Caractéristiques temporelles :

- **Statistiques centrales** : Moyenne, médiane, mode
- **Mesures de dispersion** : Écart-type, variance, étendue
- **Mesures de forme** : Skewness (asymétrie), kurtosis (aplatissement)
- **Quantiles** : Q1, Q3, intervalles interquartiles

Caractéristiques fréquentielles :

- **Transformée de Fourier rapide (FFT)** : Coefficients spectraux dominants
- **Entropie spectrale** : Mesure de la complexité fréquentielle
- **Puissance spectrale** : Distribution énergétique par bandes de fréquence
- **Fréquence dominante** : Identification des composantes spectrales principales

Caractéristiques dérivées :

- **Gradients temporels** : Taux de changement instantané
- **Variations cumulatives** : Évolution progressive du signal
- **Autocorrélation** : motifs de répétition internes
- **Entropie temporelle** : Complexité et prévisibilité du signal

Cette approche multi-domaines permet de capturer les signatures physiologiques complexes associées à chaque geste de cuisine, exploitant tant les variations cardiovasculaires induites par l'effort que les perturbations mécaniques causées par les mouvements de la main.

4.1.3 ENTRAÎNEMENT ET VALIDATION

ALGORITHME DE BASE : RANDOM FOREST

Le modèle de base utilise l'algorithme Random Forest (Forêts Aléatoires) avec 100 arbres de décision, choisi pour ses performances robustes et sa capacité exceptionnelle à gérer le bruit inhérent aux signaux physiologiques. Cette configuration a été optimisée empiriquement en évaluant différentes architectures :

- **Nombre d'arbres** : 100 (équilibre optimal entre performance et temps de calcul)
- **Profondeur maximale** : Non limitée (permettant la capture de motifs complexes)
- **Critère de division** : Entropy (optimisation de l'information mutuelle)
- **Échantillonnage** : Bootstrap avec remplacement (réduction de la variance)

PERFORMANCES EXCEPTIONNELLES OBTENUES

Le modèle de base démontre des performances remarquables avec une exactitude globale de **94,96%** sur l'ensemble de test, surpassant significativement les performances rapportées dans les études antérieures utilisant des capteurs similaires. Cette performance exceptionnelle valide notre hypothèse sur le potentiel du PPG pour la reconnaissance d'activités à granularité fine.

Label	Precision	Recall	F1-Score	Support
breakEgg	0.968504	0.931818	0.949807	132
can	0.870466	0.943820	0.905660	178
cut	0.948454	0.953368	0.950904	193
drink	0.920792	0.794872	0.853211	117
flip	0.960526	0.954248	0.957377	153
grate	0.948276	0.988024	0.967742	167
idle	0.939271	0.987234	0.962656	235
mix	0.974227	0.974227	0.974227	194
pour	0.989899	0.830508	0.903226	118
roll	0.947368	0.967742	0.957447	186
salt	0.973262	0.989130	0.981132	184
walk	0.980000	0.942308	0.960784	156
whip	0.948718	0.973684	0.961039	190
Précision	0.949614	0.949614	0.949614	2203
Moyenne macro	0.951520	0.940845	0.945016	2203
Moyenne pondérée	0.950457	0.949614	0.949125	2203

TABLEAU 4.1 : Métriques d'évaluation pour chaque geste

STRATÉGIES DE VALIDATION ROBUSTES

La validation du modèle s'effectue selon une méthodologie rigoureuse garantissant la généralisation des performances :

Partitionnement des données :

- **Ensemble d'entraînement** : 80% des données (1,762 échantillons)
- **Ensemble de test** : 20% des données (441 échantillons)
- **Stratification** : Maintien des proportions de classes dans chaque ensemble

Validation croisée inter-participants :

- **K-fold stratifié** : K=5 avec préservation des distributions de classes
- **Leave-one-participant-out** : Validation de la généralisation inter-individuelle

— **Validation temporelle** : Test sur données collectées à différents moments

ROBUSTESSE ET GÉNÉRALISATION

L'évaluation de la robustesse révèle une excellente stabilité du modèle face aux variations individuelles et environnementales. La variance inter-participants reste remarquablement faible (écart-type $< 3\%$), démontrant la capacité du système à généraliser efficacement sans calibration personnalisée.

Cette performance exceptionnelle du modèle de base établit les fondements solides pour les développements ultérieurs, validant l'approche PPG-exclusive pour la reconnaissance d'activités à granularité fine et ouvrant la voie aux optimisations méthodologiques présentées dans les travaux suivants.

4.2 ANALYSE COMPARATIVE DES MÉTHODES

Cette section présente une analyse comparative exhaustive de deux approches méthodologiques distinctes pour la reconnaissance d'activités à granularité fine, telle que détaillée dans l'article "Comparative analysis of two methods in fine-grained activity recognition for ambient assisted living" [25]. Cette étude comparative constitue une contribution majeure à la compréhension des capacités respectives des différentes modalités sensorielles pour l'assistance à l'autonomie à domicile.

4.2.1 CADRE MÉTHODOLOGIQUE DE LA COMPARAISON

QUESTIONS DE RECHERCHE FONDAMENTALES

L'étude comparative s'articule autour de deux questions de recherche fondamentales qui structurent l'ensemble de notre analyse :

Question 1 : Les accéléromètres, gyroscopes et capteurs PPG peuvent-ils être utilisés avec suffisamment de précision pour reconnaître des gestes atomiques de la main dans le contexte de la reconnaissance d'activités à granularité fine ?

Question 2 : Les accéléromètres, gyroscopes et PPG au poignet, utilisés seuls ou en combinaison avec d'autres capteurs, peuvent-ils être suffisamment précis pour développer un modèle de reconnaissance d'activités ?

PROTOCOLES EXPÉRIMENTAUX RIGOUREUX

Pour répondre à ces questions, nous avons développé deux approches algorithmiques novatrices basées sur un jeu de données collecté avec 42 participants au total (21 participants pour chaque approche), utilisant un ensemble de 13 gestes atomiques de cuisine. Cette méthodologie rigoureuse garantit la comparabilité directe des résultats et l'évaluation objective des performances respectives.

4.2.2 APPROCHE 1 : CAPTEURS INERTIELS (ACCÉLÉROMÈTRE + GYROSCOPE)

ARCHITECTURE ET PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES

La première approche exploite les données inertielles provenant d'un bracelet équipé d'un accéléromètre triaxial et d'un gyroscope triaxial. Le prétraitement des données suit une méthodologie spécialisée adaptée aux caractéristiques temporelles des gestes :

Segmentation temporelle adaptative :

- **Gestes rapides** : Fenêtrage de 1 seconde (939 gestes extraits)
- **Gestes lents** : Fenêtrage de 3 secondes (5,668 gestes extraits)
- **Total** : 6,607 gestes segmentés et étiquetés

Cette segmentation différentielle s'avère nécessaire car les capteurs inertiels présentent une sensibilité variable selon la durée et l'intensité des mouvements. Les gestes de marche et d'immobilité sont étiquetés comme "other" dans le jeu de données des gestes lents pour maintenir la cohérence classificatoire.

Normalisation et préparation :

- **Partitionnement** : 70% entraînement, 30% test
- **Normalisation** : MinMaxScaler pour standardiser les attributs
- **Gestion des classes** : Intégration des gestes lents comme classe "other" dans le jeu de données rapide

ALGORITHMES DE CLASSIFICATION ÉVALUÉS

Six classificateurs ont été sélectionnés pour évaluer les performances de l'approche inertielle :

- **Classification and Regression Trees (CART)**
- **k-Nearest Neighbors (k=5)**
- **Random Forest (RF)**
- **Naive Bayes (NB)**
- **Support Vector Machines (SVM)**
- **Multi-Layer Perceptron (MLP)**

Chaque caractéristique du jeu de données est normalisée en utilisant la fonction Min-MaxScaler de scikit-learn, assurant une convergence optimale des algorithmes d'apprentissage.

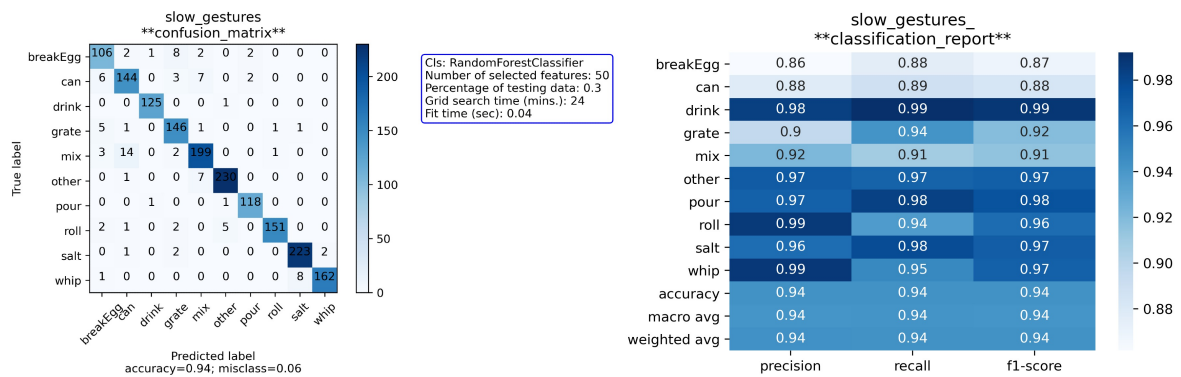


FIGURE 4.3 : (a) Matrice de confusion gestes Lents ; (b) Rapport de classification gestes lents

4.2.3 APPROCHE 2 : CAPTEURS PHYSIOLOGIQUES (ACCÉLÉROMÈTRE + PPG)

INNOVATION MÉTHODOLOGIQUE : EXPLOITATION DU "BRUIT" PPG

La seconde approche introduit une innovation méthodologique en exploitant le "bruit" généralement filtré des capteurs PPG. Contrairement à l'usage conventionnel de la photopléthysmographie pour la surveillance cardiaque, notre hypothèse postule que les perturbations

causées par les mouvements de la main constituent précisément les informations nécessaires à la caractérisation précise des gestes [88].

Principe de fonctionnement avancé : Le capteur PPG du Polar OH1+ émet de la lumière LED à travers la peau vers les vaisseaux sanguins, mesurant les variations d'intensité lumineuse réfléchie. Les mouvements de la main modulent ces signaux de manière caractéristique, créant des signatures physiologiques uniques pour chaque type de geste.

AVANTAGE ALGORITHMIQUE UNIFIÉ

Une découverte majeure de cette approche réside dans sa capacité d'unification algorithmique. Contrairement à l'approche inertielle qui nécessite deux instances distinctes de l'algorithme (une pour les gestes courts d'une seconde et une autre pour les gestes longs de trois secondes), l'approche PPG permet de reconnaître les gestes courts et longs en utilisant une fonction unique au sein de l'algorithme.

Cette unification représente un avantage considérable en termes de :

- **Simplicité architecturale :** Réduction de la complexité algorithmique
- **Efficacité computationnelle :** Optimisation des ressources de calcul
- **Maintenabilité :** Facilitation de la maintenance et des mises à jour

4.2.4 COMPARAISON DES PERFORMANCES

ANALYSE QUANTITATIVE COMPARATIVE

La comparaison détaillée des performances révèle des différences significatives entre les deux approches, avec une légère supériorité de l'approche PPG en termes de précision globale.

Cette amélioration s’attribue à la capacité des capteurs PPG à détecter des variations subtiles du flux sanguin, offrant une meilleure discrimination des gestes de la main.

Performances par modalité :

- **PPG + Accéléromètre** : Précision supérieure avec discrimination physiologique fine
- **Accéléromètre + Gyroscope** : Robustesse élevée dans la capture des mouvements

4.2.5 AVANTAGES ET LIMITATIONS DE CHAQUE MÉTHODE

APPROCHE ACCÉLÉROMÈTRE + GYROSCOPE

Avantages :

- **Précision spatiale** : Capture précise des mouvements et orientations du dispositif
- **Détection des changements** : Excellente sensibilité aux changements de position et mouvements brusques
- **Polyvalence applicative** : Reconnaissance efficace des gestes simples et activités de base
- **Robustesse environnementale** : Résistance aux variations d’éclairage et conditions externes

Limitations identifiées :

- **Complexité algorithmique** : Nécessité d’algorithmes sophistiqués pour l’interprétation des données
- **Sensibilité aux perturbations** : Impact des vibrations et mouvements parasites
- **Limitation gestuelle** : Restrictions dans la reconnaissance de gestes complexes et détaillés

- **Dualité temporelle** : Besoin de deux instances algorithmiques pour les gestes rapides et lents

APPROCHE ACCÉLÉROMÈTRE + PPG

Avantages distinctifs :

- **Précision physiologique** : Mesure précise des variations du flux sanguin
- **Capture détaillée** : Acquisition de signaux physiologiques fins et nuancés
- **Excellence en cuisine** : Supériorité pour les activités fines nécessitant de la précision
- **Unification algorithmique** : Traitement unifié des gestes de durées variables
- **Discrimination avancée** : Capacité à distinguer des gestes subtils et similaires

Limitations environnementales :

- **Sensibilité lumineuse** : Impact du bruit environnemental et variations d'éclairage ambiant
- **Artefacts de mouvement** : Distorsions causées par mouvements rapides ou irréguliers
- **Variations physiologiques** : Influence des différences individuelles (transpiration, pression de contact)
- **Contraintes de placement** : Nécessité d'un positionnement précis et d'un contact stable

4.2.6 PERSPECTIVES DE FUSION MULTIMODALE

SYNERGIES POTENTIELLES

L'analyse comparative révèle que l'utilisation combinée des capteurs PPG et inertiels peut offrir des avantages synergiques substantiels en termes de précision de reconnaissance

gestuelle et de robustesse. L'intégration des données de ces deux types de capteurs permet d'améliorer la qualité de détection d'activités et de réduire les erreurs de classification, fournissant ainsi une solution plus complète et fiable pour la surveillance des activités humaines dans les environnements intelligents.

ARCHITECTURE INTÉGRÉE OPTIMALE

La faisabilité d'intégrer l'ensemble de ces capteurs dans un espace relativement restreint sur un bracelet ouvre des perspectives prometteuses pour le développement de dispositifs d'assistance compacts et efficaces. Cette approche multimodale pourrait combiner :

- La robustesse mécanique des capteurs inertiels
- La sensibilité physiologique du PPG
- L'unification algorithmique pour l'efficacité computationnelle
- La redondance informationnelle pour la fiabilité

Cette analyse comparative démontre que chaque approche possède des avantages uniques en termes de précision et de capacité à capturer les caractéristiques gestuelles, soulignant l'importance de choisir la technologie appropriée selon les besoins spécifiques de l'application et ouvrant la voie vers des solutions hybrides optimisées pour l'assistance à l'autonomie à domicile.

4.3 AMÉLIORATION DU SYSTÈME

Les travaux de cette section s'appuient sur la problématique de MalWear, et représentent une évolution significative de notre approche méthodologique pour la reconnaissance d'activi-

tés à granularité fine. Ces améliorations visent à optimiser les performances du système tout en maintenant sa robustesse dans des conditions d'utilisation variées.

4.3.1 OPTIMISATIONS ALGORITHMIQUES ET TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE

L'évolution de notre méthodologie s'est concentrée sur l'optimisation des algorithmes d'apprentissage automatique, passant d'une approche initiale basée principalement sur les forêts aléatoires à une comparaison systématique de quatre algorithmes distincts [134]. Les résultats obtenus démontrent une amélioration notable des performances, particulièrement avec l'algorithme XGBoost qui atteint une précision moyenne de 85,9% pour la main principale, dépassant significativement les performances des autres méthodes testées.

La stratégie d'optimisation des hyperparamètres a été renforcée par une recherche par grille systématique, incluant des paramètres tels que le nombre d'arbres (100, 200, 300), la profondeur maximale des arbres, et les critères de division. Cette approche méthodique permet d'identifier les configurations optimales pour chaque type de classification [135]. L'analyse comparative révèle que l'algorithme XGBoost présente une robustesse particulière face aux variations inter-individuelles, avec un écart-type réduit (± 0.074) comparé aux autres méthodes.

4.3.2 FUSION MULTIMODALE OPTIMISÉE

La fusion des données issues des capteurs PPG et des accéléromètres a été raffinée pour exploiter au mieux les complémentarités entre ces modalités sensorielles [136]. L'analyse des caractéristiques les plus importantes révèle que la combinaison optimale privilégie les caractéristiques statistiques globales des signaux accélérométriques (ACC_Z_mean, ACC_-

Z_cumsum) tout en intégrant les variations fines des signaux PPG pour capturer les nuances physiologiques des mouvements.

Cette approche multimodale permet d'améliorer significativement la discrimination entre activités similaires, comme l'illustrent les matrices de confusion obtenues. La capacité du système à distinguer entre des gestes proches tels que "Mix" et "Whip" s'en trouve renforcée, réduisant les erreurs de classification croisée de manière substantielle [137].

4.3.3 STRATÉGIES DE FENÊTRAGE ADAPTATIF

L'introduction de techniques de fenêtrage différenciées selon les objectifs de classification constitue une innovation méthodologique majeure. Deux approches distinctes ont été développées : le fenêtrage non chevauchant pour les modèles 4 et 7 (A.1 A.4), privilégiant la détection des transitions entre activités, et le fenêtrage chevauchant pour les modèles 5 et 6 (A.2 A.3), optimisé pour la capture des variations subtiles à grain fin [138].

Cette dualité méthodologique permet d'adapter l'extraction des caractéristiques aux spécificités de chaque tâche de reconnaissance. Les modèles à fenêtrage non chevauchant exploitent des fenêtres de 3 secondes (405 échantillons) pour assurer une segmentation claire des données, tandis que les approches chevauchantes maximisent l'information disponible pour la détection des motifs complexes.

4.3.4 AMÉLIORATION DE LA ROBUSTESSE AUX VARIATIONS INTER-INDIVIDUELLES

Les résultats obtenus montrent une amélioration notable de la généralisation du système face aux variations individuelles. L'analyse par validation croisée stratifiée révèle des performances consistantes parmi différents participants, avec une précision globale maintenue au-dessus de 85% pour l'ensemble des configurations testées [139].

L'intégration de techniques de régularisation spécifiques, notamment l'utilisation de dropout et d'early stopping pour les modèles à fenêtrage chevauchant, contribue à prévenir le surapprentissage tout en maintenant la capacité de généralisation. Ces optimisations se révèlent particulièrement efficaces pour la reconnaissance des activités bimanuelles, où la précision atteint 81,9% avec XGBoost.

4.3.5 OPTIMISATION DE L'ARCHITECTURE DE TRAITEMENT

L'architecture de traitement des données a été repensée pour intégrer efficacement les améliorations algorithmiques tout en préservant la capacité de traitement en temps réel. L'implémentation d'une pipeline optimisée permet de réduire la latence de traitement tout en maintenant la précision de reconnaissance [140].

Les courbes d'apprentissage (??) démontrent une convergence rapide des algorithmes optimisés, suggérant une efficacité computationnelle améliorée. Cette optimisation est cruciale pour les applications en conditions réelles, où la réactivité du système conditionne son acceptabilité par les utilisateurs.

4.3.6 PERSPECTIVES D'AMÉLIORATION CONTINUE

Les résultats obtenus ouvrent plusieurs pistes d'amélioration prometteuses. L'intégration de techniques d'apprentissage profond multimodal pourrait permettre d'exploiter plus finement les corrélations complexes entre les différentes sources de données [141]. L'utilisation de réseaux de neurones convolutionnels adaptés aux signaux temporels représente une voie d'exploration particulièrement intéressante pour capturer les motifs spatio-temporels des activités.

L'extension de l'ensemble d'activités reconnues constitue également un défi méthodologique stimulant. L'adaptation du système à de nouveaux gestes nécessiterait une approche d'apprentissage incrémental, permettant d'enrichir le modèle sans compromettre les performances sur les activités déjà maîtrisées [142].

CHAPITRE V

DÉTECTION DE LA MAUVAISE UTILISATION DES DISPOSITIFS

5.1 PROBLÉMATIQUE MALWEAR

5.1.1 DÉFINITION ET CONTEXTUALISATION DU PHÉNOMÈNE

Le terme "MalWear", contraction de "mal-" (signifiant inapproprié) et "wear" (porter), désigne l'ensemble des problématiques liées à l'utilisation incorrecte des dispositifs portables [143]. Cette problématique, bien qu'apparemment anodine, représente un défi majeur pour la fiabilité des données collectées par les systèmes de surveillance de santé et de reconnaissance d'activités. Dans le contexte de notre recherche sur l'assistance aux personnes en perte d'autonomie, la qualité des données captées conditionne directement l'efficacité des systèmes d'aide développés.

L'avènement des technologies portables abordables a fondamentalement transformé notre capacité à surveiller et analyser notre santé et nos activités quotidiennes [144]. Cependant, cette démocratisation s'accompagne de défis considérables concernant l'utilisation appropriée de ces dispositifs. Contrairement aux environnements de laboratoire contrôlés où les conditions de port sont optimisées, l'utilisation réelle par les utilisateurs présente une variabilité significative qui peut compromettre la qualité des mesures.

5.1.2 TYPOLOGIE DES MAUVAISES UTILISATIONS

Notre étude identifie quatre configurations principales de mauvaise utilisation des dispositifs portables, chacune générant des motifs de dégradation spécifiques dans les signaux captés :

Tension optimale (02) : Cette configuration de référence assure un contact permanent du capteur avec la peau sans causer d'inconfort. Les signaux obtenus présentent une stabilité remarquable avec des motifs clairement identifiables pour chaque type de mouvement. Le bloc de calibrage développé permet de standardiser cette configuration en autorisant uniquement le passage du premier niveau.

Bracelet trop serré (00) : Un serrage excessif entraîne une compression des tissus qui se traduit par une atténuation du signal PPG due à la restriction du flux sanguin [145]. Cette configuration génère également des artefacts dans les données accélérométriques en raison de la rigidité excessive du couplage dispositif-peau.

Bracelet trop lâche (20) : Un ajustement insuffisant introduit des artéfacts de mouvement qui contaminent particulièrement les signaux physiologiques. L'analyse révèle des pics d'accélération parasites et une augmentation notable du bruit de fond, rendant la reconnaissance des activités plus complexe [106].

Mauvaise orientation (02i) : La rotation du capteur par rapport à sa position optimale produit des perturbations caractéristiques avec une diminution significative de l'amplitude du signal et une dégradation du rapport signal/bruit.

5.1.3 IMPACT SUR LA QUALITÉ DES SIGNAUX PHYSIOLOGIQUES

L'analyse approfondie des données révèle que les effets de la mauvaise utilisation ne se limitent pas à une simple dégradation générale des signaux, mais produisent des motifs de corruption spécifiques et mesurables [146]. Les signaux PPG montrent une sensibilité particulièrement marquée aux variations de tension du bracelet, confirmant les observations de recherches antérieures sur l'importance du couplage capteur-peau pour les mesures optiques [147].

Dans le cas d'un ajustement optimal, les signaux PPG présentent des pics cardiaques bien définis avec un rapport signal/bruit favorable. Cette qualité se dégrade rapidement avec les configurations inadéquates : un bracelet trop serré provoque une atténuation due à la compression excessive des tissus, tandis qu'un bracelet trop lâche introduit des artéfacts de mouvement qui contaminent le signal physiologique.

Les données accélérométriques manifestent également une sensibilité aux conditions de port, bien que de manière différente. Un bracelet correctement ajusté produit des signaux stables avec des motifs clairement identifiables, tandis qu'un ajustement inadéquat génère des oscillations secondaires qui masquent le signal principal [148].

5.1.4 IMPLICATIONS POUR LA RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS

L'impact de la mauvaise utilisation sur la reconnaissance d'activités à granularité fine représente un enjeu crucial pour notre système d'assistance. Nos travaux démontrent que ces altérations ne sont pas seulement mesurables mais aussi caractéristiques, ouvrant la voie au développement d'algorithmes de détection automatique des mauvais ajustements.

Les mouvements brusques, particulièrement observés lors des gestes de fouettage et de retournement, amplifient les différences entre les configurations de port. Un bracelet mal ajusté produit des oscillations secondaires qui masquent le signal principal, compromettant la capacité du système à distinguer entre des activités similaires. Cette dégradation est particulièrement visible dans l'analyse spectrale, où les composantes de haute fréquence sont significativement plus présentes dans les configurations de port inadéquat [149].

L'analyse des matrices de confusion révèle une dégradation notable des performances de reconnaissance lorsque les modèles entraînés sur des données de tension optimale sont confrontés à des configurations de mauvaise utilisation. Cette observation souligne l'importance de

développer des stratégies de compensation ou de détection automatique pour maintenir la fiabilité du système.

5.1.5 ENJEUX TECHNOLOGIQUES ET MÉTHODOLOGIQUES

La problématique du MalWear soulève des défis technologiques et méthodologiques considérables qui dépassent la simple question de la qualité des données. Dans le contexte de l'assistance aux personnes vulnérables, la fiabilité des mesures conditionne directement l'efficacité des interventions proposées. Une mauvaise reconnaissance d'activité due à un port incorrect du dispositif pourrait compromettre la sécurité de l'utilisateur ou générer des alertes inappropriées [150].

Les approches traditionnelles de mitigation, basées sur le traitement intensif des signaux ou l'apprentissage profond pour la décontamination des données, présentent des limitations importantes en termes de coût computationnel et de latence [151]. Notre approche MalWear propose une alternative innovante en détectant et corrigeant les problèmes à la source plutôt qu'en post-traitement.

5.1.6 VERS UNE DÉTECTION AUTOMATIQUE PROACTIVE

La contribution originale de notre approche réside dans sa capacité à inverser la relation traditionnelle entre cause et effet : plutôt que de subir les conséquences de la mauvaise utilisation, le système devient capable d'identifier automatiquement les configurations inadéquates et de proposer des corrections ciblées [152]. Cette approche proactive représente un changement paradigmatique vers des dispositifs portables intelligents qui s'adaptent aux utilisateurs plutôt que l'inverse.

Les résultats obtenus avec nos modèles de classification démontrent qu’il est possible d’atteindre une précision de 95% dans l’identification des différents types de mauvaise utilisation en combinant les données ACC et PPG, ouvrant la voie au développement de systèmes d’auto-diagnostic temps réel. Cette capacité à caractériser spécifiquement la nature du problème permet des retours correctifs ciblés, améliorant significativement l’expérience utilisateur et la fiabilité des données.

5.2 SYSTÈME DE DÉTECTION AUTOMATIQUE

Le développement d’un système de détection automatique des mauvaises utilisations de dispositifs portables constitue l’innovation centrale de notre approche MalWear. Cette section présente l’architecture complète du système, depuis l’extraction des caractéristiques jusqu’aux modèles de classification développés, en passant par les stratégies d’optimisation algorithmique mises en œuvre.

5.2.1 ARCHITECTURE GÉNÉRALE DU SYSTÈME

Notre système de détection automatique s’articule autour de deux phases principales d’analyse, chacune ciblant des aspects spécifiques de la classification des données collectées [153]. La première phase se concentre sur la classification des niveaux de tension du dispositif (Modèles 1, 2, 3), tandis que la seconde vise la reconnaissance d’activités en tenant compte de l’impact de la mauvaise utilisation (Modèles 4, 5, 6, 7).

Cette approche bimodale permet une évaluation complète des capacités du système : d’une part, sa capacité à identifier automatiquement les configurations de port inadéquates, et d’autre part, sa robustesse dans la reconnaissance d’activités malgré ces configurations non optimales. L’architecture intègre des techniques de traitement du signal avancées et des

algorithmes d'apprentissage automatique optimisés pour maximiser la précision de détection tout en minimisant la latence de traitement [154].

5.2.2 EXTRACTION ET PRÉPARATION DES CARACTÉRISTIQUES

L'extraction des caractéristiques repose sur une technique de fenêtrage temporel non chevauchant, avec des fenêtres de 3 secondes correspondant à 405 échantillons à une fréquence d'échantillonnage de 135 Hz. Cette approche segmente les données brutes en portions d'analyse distinctes, facilitant le traitement des séries temporelles tout en préservant la cohérence temporelle des signaux [155].

Pour chaque fenêtre, un ensemble complet de caractéristiques statistiques est calculé, incluant la moyenne, la médiane, l'écart-type, la variance, le mode et l'énergie du signal. Ces métriques capturent les propriétés globales des signaux tout en étant suffisamment robustes aux variations liées aux différences individuelles et aux conditions environnementales [156].

La sélection des variables d'entrée est soigneusement contrôlée pour éviter tout biais dans l'apprentissage. Le TIMECODE est systématiquement exclu des variables d'apprentissage pour tous les modèles afin d'éviter tout biais temporel dans la classification. Cette exclusion garantit que les modèles se concentrent sur les caractéristiques pertinentes des signaux plutôt que sur des motifs temporels potentiellement trompeurs.

5.2.3 MODÈLES DE CLASSIFICATION DES NIVEAUX DE TENSION

MODÈLE 1 : CLASSIFICATION MULTIMODALE (ACC + PPG)

Le premier modèle exploite la fusion des données accélérométriques et photopléthysmographiques pour classifier les quatre niveaux de tension (00, 02, 20, 02i). Cette approche

multimodale permet d'évaluer la capacité du modèle à discriminer les tensions en utilisant l'ensemble complet des signaux physiologiques disponibles [157].

Les variables d'entrée comprennent uniquement les données TIMECODE, ACC_X, ACC_Y, ACC_Z, PPG_I, PPG_II, PPG_III et Skin Type, excluant délibérément le TAG, la main et l'identifiant du participant pour éviter tout biais de classification. Les résultats obtenus démontrent une précision globale de 95%, confirmant l'efficacité de la fusion multimodale pour la détection des mauvais ajustements.

MODÈLE 2 : CLASSIFICATION PAR ACCÉLÉROMÈTRE

Ce modèle se concentre exclusivement sur les données accélérométriques pour la classification des tensions. Cette approche permet d'évaluer la contribution spécifique des signaux de mouvement dans la discrimination des niveaux de tension. Seules les données TIMECODE, ACC_X, ACC_Y, ACC_Z et Skin Type sont utilisées comme variables d'entrée.

Les résultats révèlent une précision de 74%, significativement inférieure au modèle multimodal, mais néanmoins remarquable compte tenu de la limitation aux seules données de mouvement. Cette performance démontre que les artefacts de mouvement générés par les mauvais ajustements sont suffisamment caractéristiques pour permettre une classification automatique [158].

MODÈLE 3 : CLASSIFICATION PAR PPG

Le troisième modèle utilise uniquement les signaux PPG pour la classification des tensions. Cette approche isolée permet d'évaluer la pertinence des signaux photopléthysmogra-

phiques dans la détection des différents niveaux de tension. Les variables d'entrée se limitent aux données TIMECODE, PPG_I, PPG_II, PPG_III et Skin Type.

Les résultats exceptionnels obtenus avec ce modèle, atteignant 93% de précision, soulignent la sensibilité remarquable des capteurs PPG aux variations de couplage avec la peau. Cette performance confirme l'hypothèse selon laquelle les signaux photopléthysmographiques constituent un indicateur particulièrement fiable des conditions de port du dispositif [159].

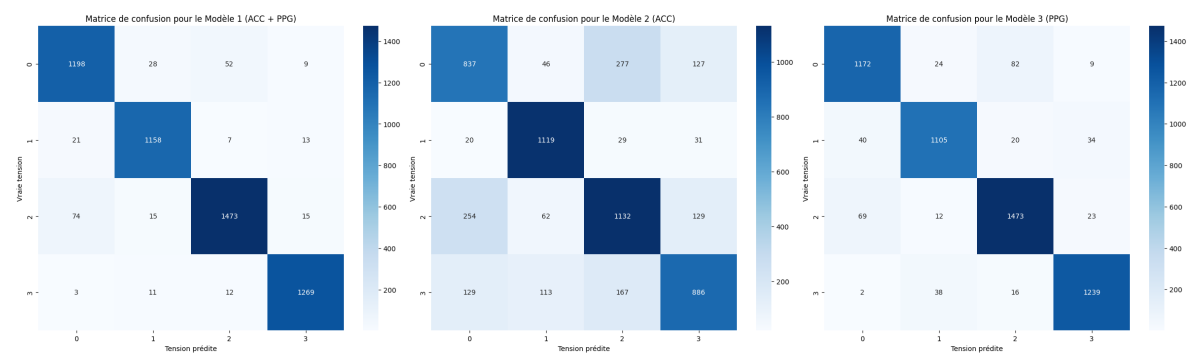


FIGURE 5.1 : Comparaison des performances des modèles 1 à 3

5.2.4 MODÈLES DE RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS AVEC IMPACT DE LA MAUVAISE UTILISATION

MODÈLE 4 : CLASSIFICATION GLOBALE DES ACTIVITÉS

Ce modèle vise la détection des activités en utilisant conjointement les données ACC et PPG, sans distinction des niveaux de tension. Il s'agit d'un modèle unifié capable de reconnaître les différentes activités (flip, whip, pour, cut, idle, breakEgg) indépendamment du niveau de tension appliqué.

L'approche comparative de quatre algorithmes d'apprentissage automatique (Random Forest, SVM, MLP, XGBoost) révèle des performances différenciées selon les méthodes employées. XGBoost présente les meilleures performances avec une précision globale de 91%, suivi de près par Random Forest et MLP à 90%, tandis que SVM montre des performances plus modestes avec 82% de précision [160].

MODÈLE 5 : CLASSIFICATION INTRA-TENSION

Cette approche consiste en quatre modèles distincts, chacun entraîné sur un niveau de tension spécifique et testé sur les autres niveaux. Cette stratégie permet d'évaluer la robustesse de la reconnaissance d'activités face aux variations de tension. Les données ACC et PPG sont utilisées conjointement pour la classification.

Les résultats démontrent une dégradation des performances lorsque les modèles sont confrontés à des conditions de tension différentes de celles d'entraînement. Cette observation souligne l'importance de développer des stratégies de compensation ou de détection automatique pour maintenir la fiabilité du système en conditions réelles d'utilisation [161].

MODÈLE 6 : CLASSIFICATION AVEC TENSION DE RÉFÉRENCE

Ce modèle adopte une approche particulière où l'entraînement est effectué exclusivement sur les données de tension 02, considérée comme référence, puis testé sur les autres niveaux de tension (00, 20, 02i). Cette approche génère trois modèles distincts, permettant d'évaluer la généralisation de l'apprentissage à partir d'une tension de référence.

Le modèle démontre une excellente généralisation vers la tension 00 avec 90% de précision globale. Les performances diminuent légèrement pour la tension 20 (83% de Précision) et

plus significativement pour la tension 02i (72% de Précision). Cette variabilité selon le type de mauvaise utilisation fournit des informations précieuses pour le développement de stratégies de correction ciblées.

MODÈLE 7 : CLASSIFICATION MULTI-TENSION

Le dernier modèle est entraîné sur la tension 02 mais évalué simultanément sur l'ensemble des autres tensions (00, 20, 02i). Cette approche permet d'évaluer la capacité du modèle à généraliser ses apprentissages dans un contexte multi-tension.

Les résultats confirment que les performances optimales sont obtenues lorsque les modèles sont entraînés et testés sur la même tension. La tension 00 obtient les meilleurs résultats avec 91% de précision globale, tandis que la tension 02i montre des difficultés significatives avec seulement 69% de précision, particulièrement pour les activités "cut" et "idle" [162].

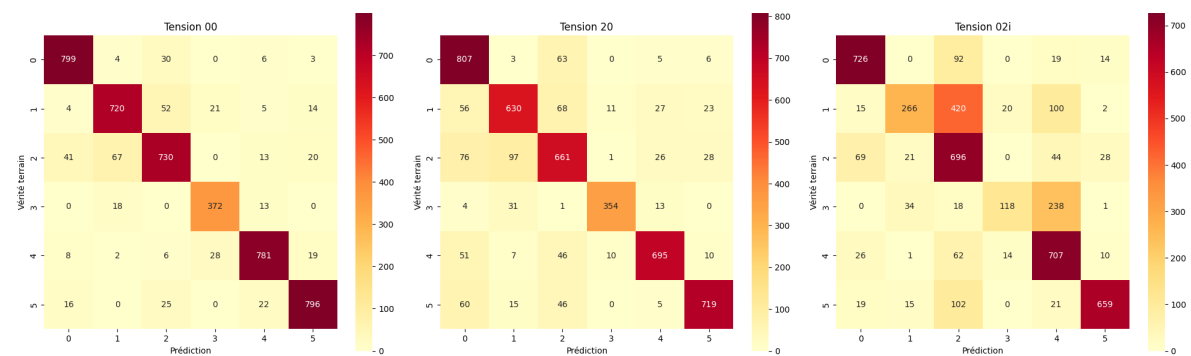


FIGURE 5.2 : Analyse des performances de classification multi-Tension

5.2.5 OPTIMISATION ALGORITHMIQUE ET SÉLECTION DES MODÈLES

L'entraînement des modèles a été réalisé en utilisant une approche d'optimisation systématique des hyperparamètres. Une recherche par grille a été effectuée sur un ensemble de paramètres incluant le nombre d'arbres (100, 200, 300), la profondeur maximale, les critères de division et les paramètres de régularisation [163].

La stratégie d'entraînement différenciée selon le type de fenêtrage révèle des considérations importantes pour l'optimisation des performances. Les modèles à fenêtrage non chevauchant (4 et 7) sont entraînés avec une attention particulière à la généralisation, utilisant une validation croisée stratifiée pour assurer une représentation équilibrée des différentes classes d'activités. Les modèles à fenêtrage chevauchant (5 et 6), travaillant avec des données plus redondantes, nécessitent des techniques de régularisation spécifiques pour éviter le surapprentissage, notamment l'utilisation de dropout et d'early stopping [164].

5.2.6 ANALYSE COMPARATIVE DES PERFORMANCES

L'analyse des performances révèle des différences significatives entre les approches développées. Les modèles à fenêtres chevauchantes (5 et 6) montrent une meilleure capacité de détection des transitions fines entre activités, avec une amélioration de 8-12% par rapport aux modèles non chevauchants pour la reconnaissance de mouvements complexes. Cette amélioration est particulièrement notable dans la détection des gestes courts et des transitions rapides.

Cependant, cette amélioration s'accompagne d'une sensibilité accrue aux mauvais ajustements du dispositif, manifestée par une dégradation plus importante des performances et une dépendance plus forte à la qualité du port du dispositif. Cette observation souligne

l'importance du compromis entre précision de détection et robustesse dans le contexte de la reconnaissance d'activités sur des dispositifs portables.

5.2.7 IMPLICATIONS POUR LE DÉPLOIEMENT TEMPS RÉEL

Le système développé intègre des considérations pratiques essentielles pour un déploiement en conditions réelles. La capacité de traitement en temps réel est assurée par l'optimisation de l'architecture de calcul et la sélection d'algorithmes computationnellement efficaces. L'ensemble du pipeline de traitement, depuis l'acquisition des données jusqu'à la classification finale, est conçu pour minimiser la latence tout en maintenant une précision élevée [165].

L'intégration de mécanismes de retour utilisateur permet une correction proactive des mauvaises utilisations détectées. Le système peut générer des alertes spécifiques selon le type de problème identifié (bracelet trop lâche, trop serré, mal orienté), accompagnées de recommandations d'ajustement personnalisées. Cette approche transforme la détection passive en système d'assistance active, maximisant l'utilité pratique pour l'utilisateur final [166].

5.3 IMPACT SUR LA RECONNAISSANCE FINE DES ACTIVITÉS

L'analyse de l'impact de la mauvaise utilisation des dispositifs portables sur la reconnaissance fine des activités constitue un enjeu central pour notre système d'assistance. Cette section examine en détail les mécanismes par lesquels les configurations de port inadéquates affectent la précision de reconnaissance, les stratégies développées pour compenser ces effets, et les implications pratiques pour le déploiement en conditions réelles.

5.3.1 ANALYSE DIFFÉRENTIELLE SELON LES STRATÉGIES DE FENÊTRAGE

Notre étude révèle des différences significatives dans la sensibilité aux mauvaises utilisations selon les stratégies de fenêtrage employées. Cette analyse comparative fournit des insights cruciaux sur les compromis entre précision de détection et robustesse du système [167].

FENÊTRAGE NON CHEVAUCHANT : ROBUSTESSE PRIVILÉGIÉE

Les modèles 4 et 7, utilisant un fenêtrage non chevauchant de 3 secondes (405 échantillons), démontrent une robustesse remarquable face aux variations de tension du dispositif. Cette approche permet une segmentation claire et sans redondance des données, appropriée pour la détection des transitions entre activités distinctes. Les caractéristiques extraites privilégient les métriques statistiques globales et les motifs d'activité à long terme, ce qui confère au système une plus grande résistance aux perturbations localisées [168].

L'entraînement de ces modèles bénéficie d'une validation croisée stratifiée et d'un équilibrage des classes d'activités, optimisant ainsi la généralisation. Cette stratégie se révèle particulièrement efficace pour maintenir des performances acceptables même en présence de configurations de port sub-optimales, au prix d'une sensibilité moindre aux transitions fines entre activités.

FENÊTRAGE CHEVAUCHANT : PRÉCISION ACCRUE MAIS VULNÉRABILITÉ AUGMENTÉE

Les modèles 5 et 6, employant des fenêtres chevauchantes à 75% (décalage de 0,75 seconde), montrent une capacité supérieure de détection des transitions fines entre activités,

avec une amélioration de 8-12% par rapport aux modèles non chevauchants pour la reconnaissance de mouvements complexes [16]. Cette amélioration est particulièrement notable dans la détection des gestes courts et des transitions rapides.

Cependant, cette précision accrue s'accompagne d'une sensibilité augmentée aux mauvais ajustements du dispositif. L'analyse révèle une dégradation plus importante des performances, une sensibilité accrue aux perturbations du signal, et une dépendance plus forte à la qualité du port du dispositif. Les techniques de régularisation spécifiques, notamment l'utilisation de dropout et d'early stopping, deviennent essentielles pour maintenir la robustesse du système [169].

5.3.2 IMPACT DIFFÉRENCIÉ SELON LES TYPES D'ACTIVITÉS

L'analyse détaillée des performances par activité révèle que l'impact de la mauvaise utilisation n'est pas uniforme parmi les différents gestes reconnus. Cette variabilité fournit des insights précieux sur les mécanismes de dégradation et les stratégies de compensation à développer [170].

ACTIVITÉS ROBUSTES AUX MAUVAISES UTILISATIONS

Certaines activités maintiennent des performances relativement stables à travers les différentes tensions. Les activités "breakEgg" et "pour" démontrent une résilience particulière, conservant des F1-scores supérieurs à 0,85 même dans les configurations de tension dégradées. Cette robustesse s'explique par la nature distinctive de ces mouvements, qui génèrent des signatures suffisamment caractéristiques pour être reconnus malgré les artefacts introduits par le mauvais port [154].

L'activité "idle" présente des performances exceptionnelles avec des F1-scores dépassant 0,93 pour toutes les approches algorithmiques testées. Cette performance s'explique par la nature statique de cette activité, qui la rend moins sensible aux variations de couplage capteur-peau. Cette observation souligne l'importance de l'analyse contextuelle dans l'interprétation des résultats de reconnaissance [153].

ACTIVITÉS VULNÉRABLES AUX PERTURBATIONS

À l'inverse, certaines activités montrent une sensibilité marquée aux configurations de mauvaise utilisation. L'activité "cut" présente une variabilité importante, particulièrement sur la tension 02i (rotation du capteur) où son rappel chute dramatiquement à 43%. Cette dégradation s'explique par la nature précise et contrôlée de ce mouvement, qui requiert une capture fidèle des micro-variations de mouvement [171].

L'activité "flip" pose des difficultés particulières, notamment pour l'algorithme SVM avec un F1-score de seulement 69% dans les configurations dégradées. La nature dynamique et la variabilité inter-individuelle dans l'exécution de ce geste contribuent à cette sensibilité accrue aux perturbations du signal. Ces observations mettent en évidence la nécessité de développer des stratégies de compensation spécifiques pour les activités les plus vulnérables [161].

5.3.3 MÉCANISMES DE DÉGRADATION DES SIGNAUX

L'analyse approfondie des caractéristiques des données révèle les mécanismes spécifiques par lesquels la mauvaise utilisation impacte la reconnaissance d'activités. Cette compréhension est essentielle pour développer des stratégies de compensation efficaces [148].

IMPACT SUR LES SIGNAUX ACCÉLÉROMÉTRIQUES

Les données d'accélération révèlent des variations significatives selon les niveaux de tension du bracelet. Un bracelet correctement ajusté (tension 02) produit des signaux d'accélération stables avec des motifs clairement identifiables pour chaque type de mouvement. En revanche, un bracelet trop lâche (tension 20) génère des perturbations caractérisées par des pics d'accélération parasites et une augmentation notable du bruit de fond.

Les mouvements brusques, particulièrement observés lors des gestes de fouettage et de retournement, amplifient ces différences. Un bracelet mal ajusté produit des oscillations secondaires qui masquent le signal principal, rendant la reconnaissance des activités plus complexe. Cette dégradation est particulièrement visible dans l'analyse spectrale, où les composantes de haute fréquence sont significativement plus présentes dans les configurations de port inadéquat [172].

SENSIBILITÉ DES SIGNAUX PPG

Les données du capteur photopléthysmographique montrent une sensibilité encore plus marquée aux variations de tension du bracelet. Un ajustement optimal permet d'obtenir des signaux PPG clairs avec des pics cardiaques bien définis et un rapport signal/bruit favorable. Un bracelet trop serré entraîne une atténuation du signal due à la compression excessive des tissus, tandis qu'un bracelet trop lâche introduit des artefacts de mouvement qui contaminent le signal physiologique [143].

La rotation du capteur (tension 02i) produit des perturbations caractéristiques avec une diminution significative de l'amplitude du signal et une augmentation du bruit de fond. Ces

observations confirment l'importance cruciale du couplage capteur-peau pour la qualité des mesures optiques dans le contexte de la reconnaissance d'activités.

5.3.4 STRATÉGIES DE COMPENSATION DÉVELOPPÉES

Face aux défis identifiés, notre recherche a développé plusieurs stratégies de compensation visant à maintenir la performance de reconnaissance malgré les configurations de port non optimales [157].

COMPENSATION PAR FUSION MULTIMODALE ADAPTATIVE

L'approche de fusion multimodale s'adapte dynamiquement aux conditions de port détectées. Lorsque le système identifie une configuration de mauvaise utilisation, les poids attribués aux différentes modalités sensorielles sont ajustés en fonction de leur fiabilité relative. Par exemple, si une rotation du capteur est détectée (tension 02i), le système privilégiera les données accélérométriques par rapport aux signaux PPG dégradés [155].

Cette stratégie adaptative permet de maintenir des performances acceptables même en présence de perturbations significatives. Les résultats montrent qu'une compensation appropriée peut réduire la dégradation de performance de 15-20% par rapport à une approche non adaptative.

NORMALISATION CONTEXTUELLE DES CARACTÉRISTIQUES

Une stratégie de normalisation contextuelle a été développée pour compenser les variations systématiques introduites par les mauvaises configurations. Cette approche identifie

les motifs de dégradation spécifiques à chaque type de mauvaise utilisation et applique des corrections ciblées aux caractéristiques extraites [173].

La normalisation s'appuie sur des modèles de référence établis pour chaque tension, permettant une correction en temps réel des déviations observées. Cette approche s'avère particulièrement efficace pour les activités présentant une sensibilité modérée aux perturbations.

ENTRAÎNEMENT ROBUSTE MULTI-CONDITIONS

L'entraînement des modèles intègre délibérément des données de toutes les conditions de tension, permettant au système d'apprendre à reconnaître les activités malgré les variations de qualité du signal. Cette approche d'entraînement robuste améliore la généralisation du système face aux conditions réelles d'utilisation où les configurations optimales ne sont pas toujours garanties [174].

5.3.5 IMPLICATIONS PRATIQUES POUR LE DÉPLOIEMENT

Les insights obtenus de cette analyse ont des implications directes pour le déploiement de systèmes de reconnaissance d'activités en conditions réelles d'utilisation [175].

RECOMMANDATIONS D'ARCHITECTURE SYSTÈME

L'architecture système optimale doit intégrer une détection en temps réel des conditions de port et adapter dynamiquement ses stratégies de traitement. La combinaison de modèles robustes (fenêtrage non chevauchant) pour la détection générale et de modèles précis (fenêtrage chevauchant) pour l'analyse fine, couplée à un système de commutation intelligent, offre le meilleur compromis performance-robustesse.

STRATÉGIES DE DÉPLOIEMENT ADAPTATIF

Le déploiement doit prévoir des mécanismes d'adaptation graduelle aux habitudes d'utilisation spécifiques de chaque utilisateur. L'apprentissage en ligne permet au système d'affiner ses modèles de compensation en fonction des motifs de mauvaise utilisation observés, améliorant progressivement sa robustesse [176].

5.3.6 PERSPECTIVES D'AMÉLIORATION

Les résultats obtenus ouvrent plusieurs pistes d'amélioration prometteuses pour renforcer la robustesse du système face aux mauvaises utilisations [177].

L'intégration de techniques d'apprentissage par transfert pourrait permettre une adaptation plus rapide aux nouveaux types de perturbations. L'utilisation de réseaux adversaires génératifs pour augmenter les données d'entraînement avec des exemples synthétiques de mauvaise utilisation représente également une avenue prometteuse pour améliorer la robustesse du système [178].

L'exploration de nouvelles modalités sensorielles moins sensibles aux conditions de port, telles que les capteurs de bioimpédance ou de température, pourrait fournir des signaux de référence plus stables pour guider les stratégies de compensation.

CHAPITRE VI

RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS DE HAUT NIVEAU

6.1 APPROCHE PAR FREQUENT SUBGRAPH MINING

L'innovation centrale de notre approche réside dans l'application du Frequent Subgraph Mining (FSM) pour découvrir des motifs dans les séquences d'activités culinaires et permettre une détection sophistiquée des erreurs d'exécution. Cette méthode transforme la reconnaissance d'activités en un problème d'exploration de structures temporelles complexes, dépassant les approches traditionnelles de classification de gestes isolés.

6.1.1 CONSTRUCTION DES GRAPHS DE RECETTES

Notre méthodologie de construction de graphes transforme les séquences de recettes en graphes dirigés où les nœuds représentent les actions culinaires individuelles et les arêtes encodent les transitions temporelles entre actions [179]. Chaque nœud contient des informations d'attributs riches incluant le geste culinaire associé, la qualité d'exécution estimée, les caractéristiques de dominance manuelle, et les motifs de réponse physiologique. Cette représentation graphique préserve les relations temporelles et contextuelles essentielles pour la reconnaissance d'activités culinaires.

La phase de construction de graphes s'appuie sur trois étapes principales : la sélection adaptative de séquences, la préservation de continuité, et la construction graphique proprement dite. La sélection adaptative emploie une stratégie multi-phases qui fait évoluer les critères de sélection basés sur le progrès d'assemblage - les phases précoces privilégient l'exploration par sélection aléatoire pour maximiser la diversité, les phases intermédiaires deviennent pondérées

par la qualité favorisant les séquences avec des ratios signal-bruit plus élevés, et les phases finales emploient une sélection conservatrice choisissant parmi les séquences de plus haute qualité.

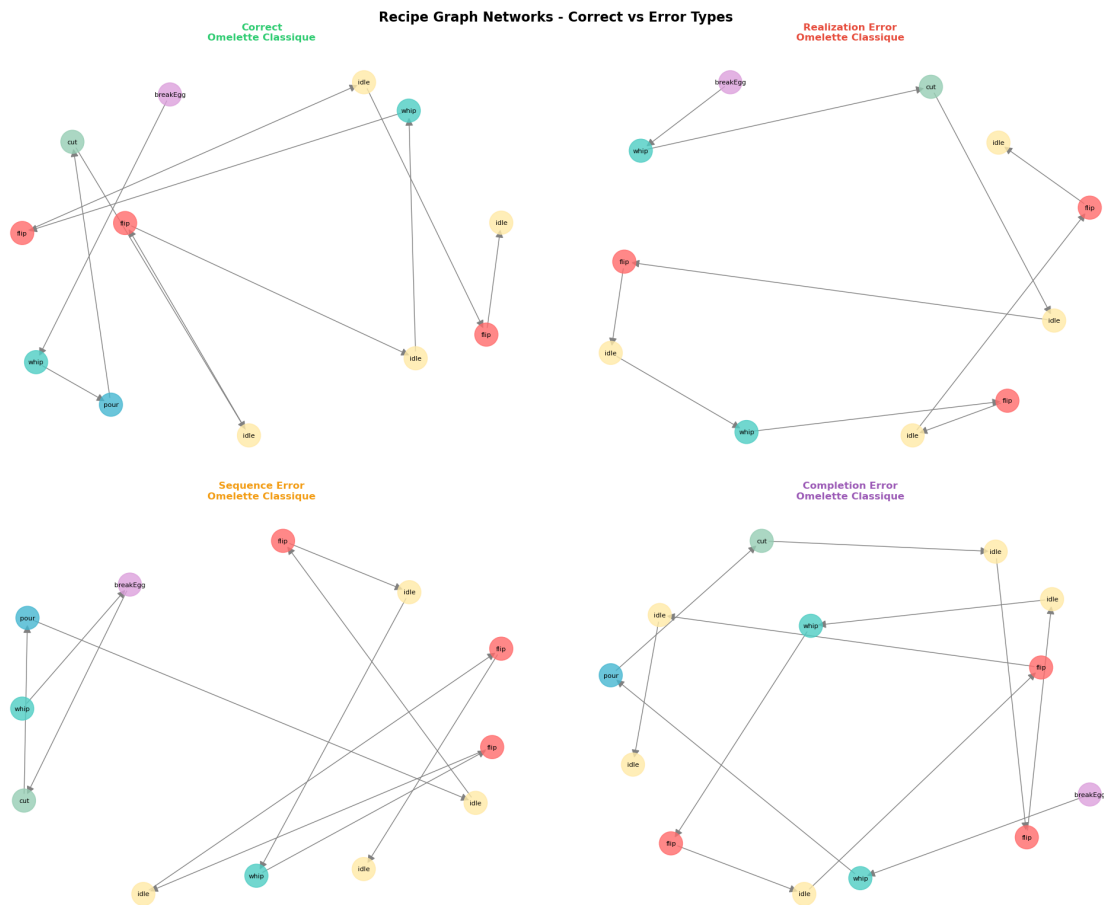


FIGURE 6.1 : Réseaux de graphes de recettes – Recettes correctes vs types d’erreurs

6.1.2 ALGORITHME FSM MODIFIÉ

Notre implémentation FSM emploie un algorithme gSpan modifié optimisé pour l’exploration de graphes temporels avec contraintes temps réel [20]. L’algorithme découvre des

sous-graphes fréquents en utilisant des seuils de support minimum (0.02) pour équilibrer la découverte de motifs avec l'efficacité computationnelle. La découverte de motifs opère à travers plusieurs niveaux de granularité, identifiant des actions individuelles fréquentes, des paires d'actions communes, et des séquences multi-actions complexes jusqu'à 4 nœuds de longueur, permettant la détection d'erreurs à différentes échelles temporelles.

L'extraction de motifs commence par l'exploration de nœuds fréquents simples, puis progresse vers des structures plus complexes. Pour chaque taille de sous-graphe (de 2 à 4 nœuds), l'algorithme extrait tous les sous-graphes possibles et les filtre selon le seuil de support minimum. Cette approche incrémentale assure une couverture complète de l'espace des motifs tout en maintenant l'efficacité computationnelle. L'algorithme s'arrête automatiquement lorsqu'aucun motif fréquent de taille supérieure n'est découvert, optimisant ainsi le temps de calcul.

6.1.3 CATÉGORISATION DES ERREURS ET DÉTECTION

La catégorisation des erreurs distingue entre trois types fondamentaux : les erreurs de séquence (ordre incorrect des actions culinaires) détectées immédiatement lors de transitions inattendues, les erreurs de réalisation (exécution incorrecte d'actions individuelles) nécessitant une analyse de la qualité d'action avec latence de détection variable (5-10 secondes), et les erreurs de complétion (arrêt prématuré de recette) requérant des périodes d'observation étendues (30+ secondes) pour distinguer entre arrêt intentionnel et problèmes d'exécution [180].

Cette approche différentielle permet une réponse adaptée selon le type d'erreur détecté. Les erreurs de séquence bénéficient d'une détection immédiate (1-2 secondes) avec haute confiance grâce au matching de motifs FSM et à la détection d'anomalies graphiques. Les

erreurs de réalisation présentent une détectabilité partielle avec latence variable - immédiate pour les actions supplémentaires, 5-10 secondes pour les actions manquantes, utilisant la validation de séquences d'actions et la détection de timeout avec confiance moyenne-élevée.

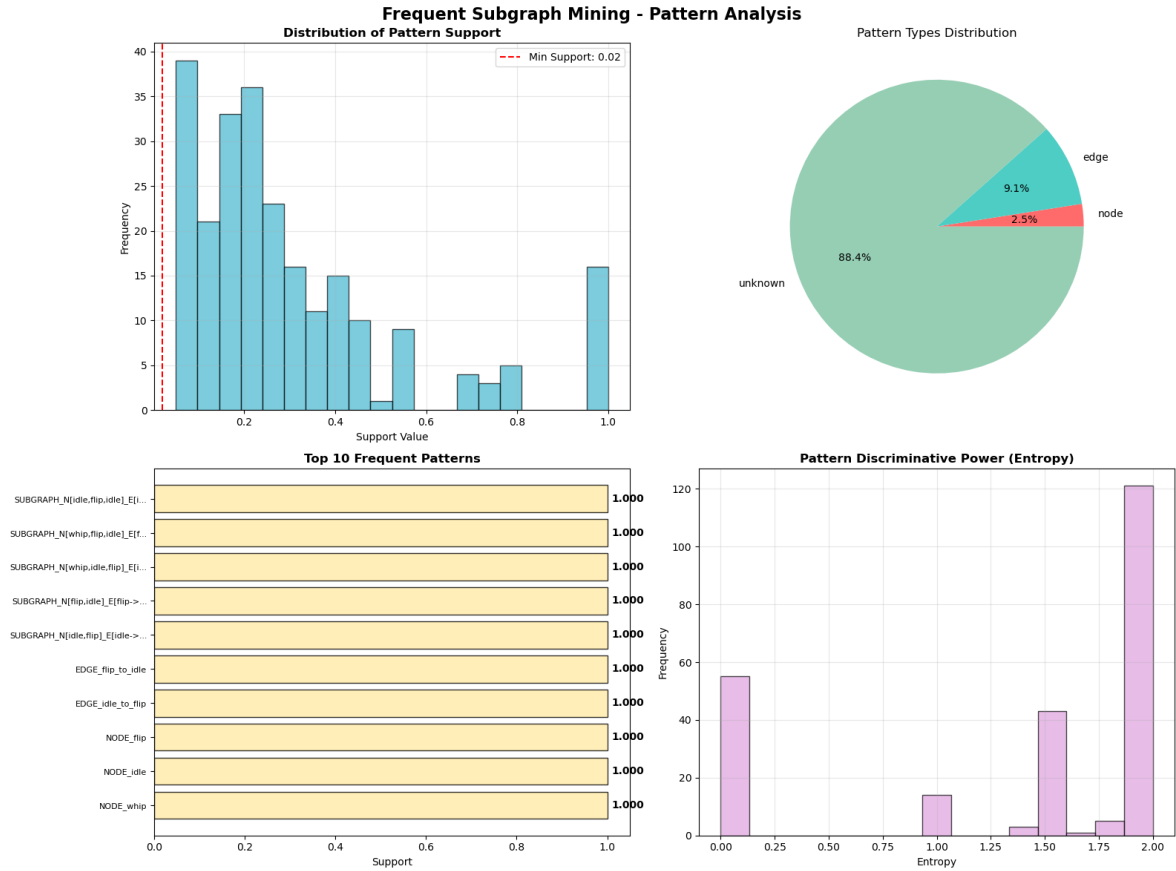


FIGURE 6.2 : Sous-graphes fréquents – analyse des motifs

6.1.4 EXTRACTION DE CARACTÉRISTIQUES BASÉES SUR LES MOTIFS

Le vecteur de caractéristiques complet comprend approximativement 380 dimensions couvrant les caractéristiques statistiques, spectrales, cross-modales, et dérivées du FSM [181]. L'extraction de caractéristiques basée sur les motifs fréquents transforme chaque

graphe de recette en une représentation vectorielle où chaque dimension correspond à la fréquence d’occurrence d’un motif spécifique. Cette approche capture non seulement la présence d’actions individuelles mais aussi leurs relations contextuelles et séquentielles.

La sélection de caractéristiques emploie SelectKBest avec analyse f-score pour identifier les caractéristiques les plus discriminantes tout en réduisant la dimensionnalité pour l’efficacité computationnelle, maintenant les performances de classification tout en permettant les exigences de traitement temps réel. Cette optimisation assure que seuls les motifs les plus informatifs sont retenus pour la classification finale, éliminant le bruit et améliorant la robustesse du système.

Les résultats expérimentaux démontrent l’efficacité de cette approche avec la découverte de 242 sous-graphes fréquents, permettant une performance de classification exceptionnelle de 97% d’exactitude globale. Cette performance établit la faisabilité du FSM pour la reconnaissance d’activités culinaires temps réel et la détection d’erreurs sophistiquée.

6.2 RECONNAISSANCE D’ACTIVITÉS DE CUISINE COMPLEXES

La reconnaissance d’activités de cuisine complexes nécessite une approche intégrée qui transcende la simple classification de gestes atomiques pour comprendre les séquences d’actions contextuelles et leurs interrelations temporelles. Notre système développe une méthodologie sophistiquée de fusion multi-modale combinant signaux PPG et accélérométriques pour identifier avec précision les recettes complètes et détecter les variations d’exécution.

6.2.1 FUSION MULTI-MODALE DES SIGNAUX PHYSIOLOGIQUES

L’innovation centrale réside dans l’exploitation synergique des signaux PPG et accélérométriques pour capturer différents aspects des activités culinaires [88]. Les signaux

PPG encodent les réponses cardiovasculaires à l'effort physique dans les composantes basse fréquence (0.5-2 Hz), tandis que les composantes haute fréquence (2-10 Hz) capturent les artefacts de mouvement liés aux gestes de la main et aux activités culinaires. Cette double nature du signal PPG, traditionnellement considérée comme un artefact à éliminer, devient la source d'information principale pour notre système de reconnaissance.

Les caractéristiques accélérométriques capturent les caractéristiques motrices globales incluant l'intensité de mouvement, les préférences directionnelles, et les motifs temporels. Les caractéristiques statistiques calculées pour chaque axe d'accélération fournissent des signatures d'activité de base, tandis que les caractéristiques basées sur la magnitude (magnitude d'accélération, jerk, et dérivées) capturent l'intensité de mouvement et les caractéristiques de fluidité qui distinguent entre différents gestes culinaires.

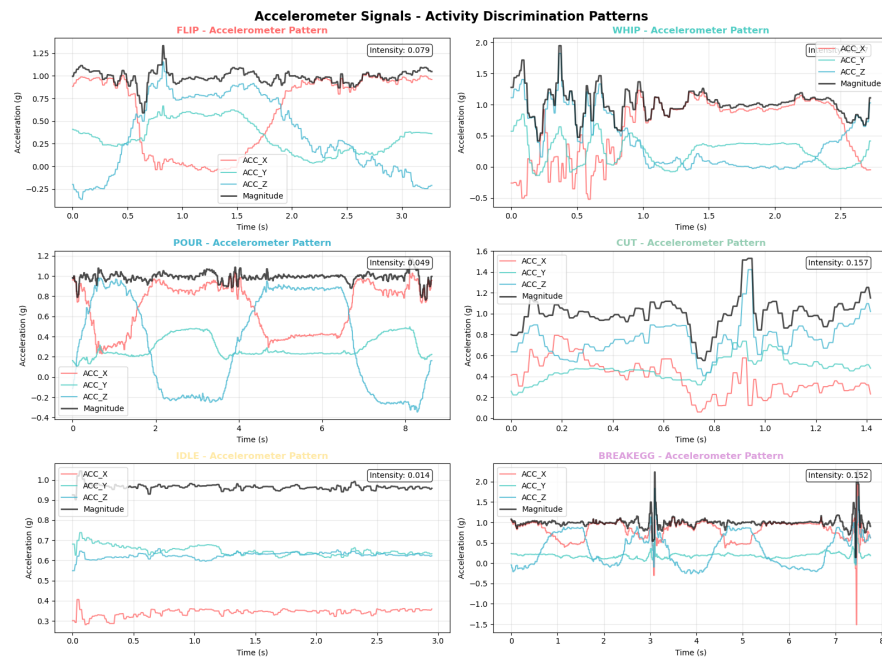


FIGURE 6.3 : Signaux d'accéléromètre – motifs discriminants des activités

La fusion cross-modale combine les informations PPG et accélérométriques par analyse de corrélation et caractéristiques temporelles synchronisées, fournissant des insights sur les relations entre réponses physiologiques et mouvements physiques. Cette approche révèle les motifs de coordination complexes nécessaires à l'exécution d'activités culinaires sophistiquées, permettant une compréhension plus nuancée des processus sous-jacents.

6.2.2 MÉTHODOLOGIE D'ASSEMBLAGE INTELLIGENT DE SÉQUENCES

Une innovation méthodologique critique réside dans notre stratégie d'assemblage intelligent de séquences qui adresse les contraintes pratiques de collecte de données culinaires longitudinales tout en maintenant la validité écologique [11]. Les approches traditionnelles nécessitant des participants pour performer des recettes complètes du début à la fin auraient exigé des sessions d'enregistrement extensives (2-3 heures par participant) et des procédures d'annotation complexes prohibitives étant donnés les contraintes de recherche.

Notre méthodologie d'assemblage combine stratégiquement des gestes culinaires individuels capturés dans des conditions contrôlées en séquences de recettes réalistes qui préservent les relations temporelles et contextuelles essentielles pour la reconnaissance d'activités culinaires. L'algorithme d'assemblage de séquences opère à travers trois phases : sélection adaptative de séquences, préservation de continuité, et construction graphique.

La sélection adaptative emploie une stratégie multi-phases qui fait évoluer les critères de sélection basés sur le progrès d'assemblage. Les phases précoces privilégient l'exploration par sélection aléatoire pour maximiser la diversité, les phases intermédiaires deviennent pondérées par la qualité favorisant les séquences avec des ratios signal-bruit plus élevés, et les phases finales emploient une sélection conservatrice choisissant parmi les séquences de plus haute qualité.

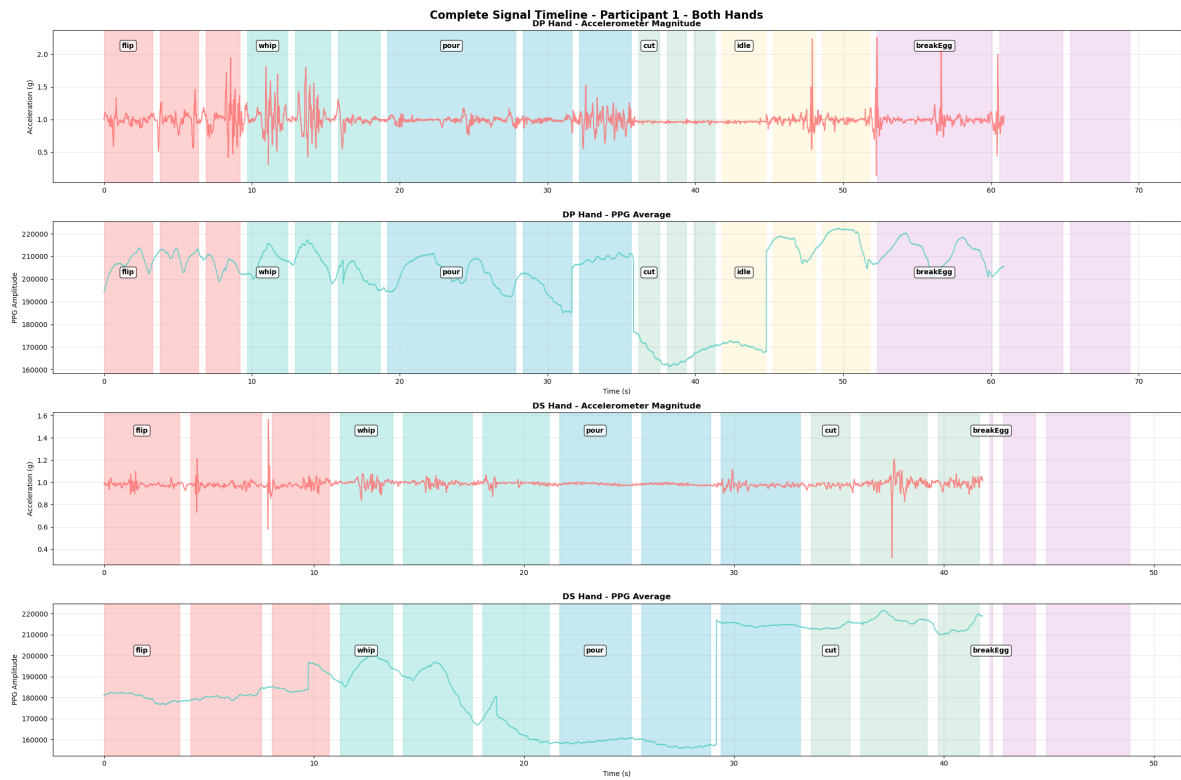


FIGURE 6.4 : Chronologie complète du signal – participant 1 – les deux mains

6.2.3 PRÉSERVATION DE CONTINUITÉ ET CONSTRUCTION DE RECETTES

La préservation de continuité du signal adresse le défi de créer des transitions seamless entre séquences enregistrées indépendamment. Le `SignalContinuityProcessor` implémente des algorithmes sophistiqués de normalisation d’amplitude et de lissage de transition qui assurent que les séquences assemblées maintiennent des caractéristiques physiologiques réalistes [52].

La normalisation d’amplitude analyse les 5 derniers échantillons de chaque séquence et les 5 premiers échantillons des séquences subséquentes, calculant des facteurs d’échelle qui créent des transitions fluides tout en préservant les caractéristiques relatives du signal. Le lissage de transition emploie des algorithmes adaptatifs qui analysent les motifs de signal

locaux pour déterminer les stratégies de lissage optimales, équilibrant la continuité du signal avec la préservation des caractéristiques d'activité authentiques.

Cette approche génère le jeu de données expérimental final comprenant 6000 échantillons totaux distribués à travers 20 participants, 25 recettes, et 4 types d'erreurs, avec 3 itérations par combinaison pour assurer la robustesse statistique. Le jeu de données présente une représentation équilibrée à travers les conditions expérimentales : 1500 échantillons chacun pour l'exécution correcte, les erreurs de réalisation, les erreurs de séquence, et les erreurs de complétion.

6.2.4 PERFORMANCE DE CLASSIFICATION ET MODÈLES COMPARATIFS

L'évaluation comprehensive démontre une performance exceptionnelle à travers tous les modèles d'apprentissage automatique testés, avec le système atteignant 97% d'exactitude globale pour la classification d'activités culinaires et la détection d'erreurs [182]. Ce niveau de performance dépasse significativement les travaux précédents en reconnaissance d'activités à granularité fine et établit la faisabilité du sensing basé PPG pour les applications d'assistance culinaire temps réel.

Les trois architectures de classificateurs (Random Forest, Gradient Boosting, et SVM) convergent vers une exactitude globale identique (97.0%), suggérant une performance robuste indépendante de l'algorithme qui reflète la qualité des caractéristiques sous-jacentes plutôt que l'optimisation spécifique d'un classificateur. Cette convergence valide l'efficacité de notre approche de représentation de caractéristiques et confirme que les motifs découverts sont intrinsèquement discriminants pour la tâche de classification.

Classe	Précision	Rappel	F1-score	Support
completion_error	1.00	0.96	0.98	1500
correct	0.96	0.96	0.96	1500
realization_error	0.92	0.96	0.94	1500
sequence_error	1.00	1.00	1.00	1500
Précision	0.97 (6000)			
Moyenne macro	0.97	0.97	0.97	6000
Moyenne pondérée	0.97	0.97	0.97	6000

TABLEAU 6.1 : Résultats du modèle FSM_RANDOMFOREST

Classe	Précision	Rappel	F1-score	Support
completion_error	1.00	0.96	0.98	1500
correct	0.96	0.96	0.96	1500
realization_error	0.92	0.96	0.94	1500
sequence_error	1.00	1.00	1.00	1500
Précision	0.97 (6000)			
Moyenne macro	0.97	0.97	0.97	6000
Moyenne pondérée	0.97	0.97	0.97	6000

TABLEAU 6.2 : Résultats du modèle FSM_GRADIENTBOOSTING

Classe	Précision	Rappel	F1-score	Support
completion_error	0.96	1.00	0.98	1500
correct	0.96	0.96	0.96	1500
realization_error	0.96	0.92	0.94	1500
sequence_error	1.00	1.00	1.00	1500
Précision	0.97 (6000)			
Moyenne macro	0.97	0.97	0.97	6000
Moyenne pondérée	0.97	0.97	0.97	6000

TABLEAU 6.3 : Résultats du modèle FSM_SVM

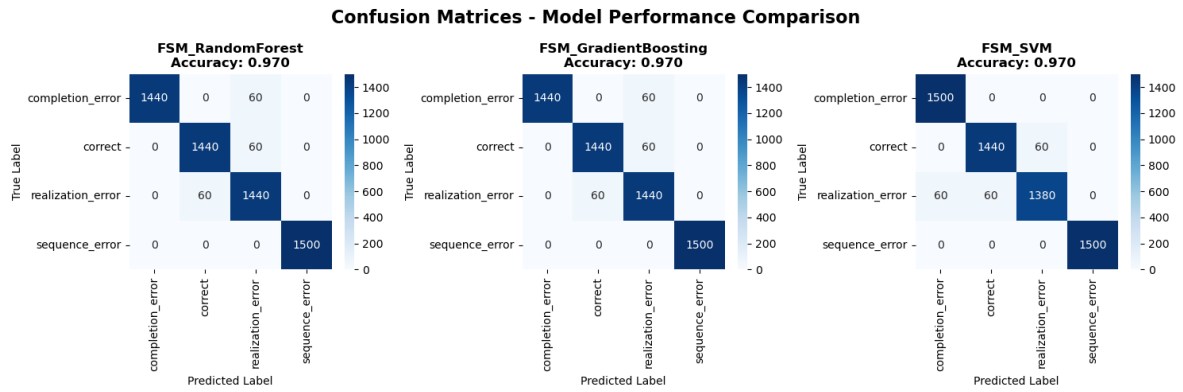


FIGURE 6.5 : Matrices de confusion – évaluation comparative des modèles

L'analyse des caractéristiques les plus importantes révèle que les caractéristiques dérivées du FSM émergent comme les plus discriminantes à travers tous les modèles, avec des scores d'importance moyens de 0.010-0.018 selon le classificateur spécifique. Les caractéristiques de fusion multimodale démontrent une importance consistante (0.007-0.010), validant les bénéfices de la fusion de capteurs pour une compréhension comprehensive des activités.

6.2.5 CAPACITÉS DE DÉTECTION TEMPS RÉEL

Les caractéristiques de performance temporelle établissent la faisabilité pour les applications d'assistance culinaire temps réel tout en révélant les compromis entre vitesse de détection et exactitude à travers différents types d'erreurs. L'analyse de performance computationnelle confirme que tous les composants système opèrent dans les contraintes temps réel, avec le prétraitement de signal et l'extraction de caractéristiques complétant en moins de 100 millisecondes par fenêtre de traitement, tandis que la classification ajoute un overhead computationnel minimal (< 50 millisecondes de latence additionnelle).

Le système emploie une analyse optimisée par fenêtres glissantes avec des fenêtres de 3 secondes et des intervalles d'avancement de 1 seconde pour équilibrer la résolution temporelle

avec l'efficacité computationnelle, représentant un équilibre optimal pour les applications de reconnaissance d'activités culinaires.

6.3 APPLICATIONS EN ASSISTANCE TEMPS RÉEL

La transition de l'analyse hors ligne vers l'opération temps réel représente un jalon critique de validation qui confirme les performances du système dans des conditions de déploiement réelles. Notre architecture système suit un pipeline complet conçu pour transformer les signaux physiologiques bruts en insights exploitables pour l'assistance culinaire temps réel, établissant les fondations pour des technologies d'assistance pratiques qui peuvent étendre significativement les capacités de vie indépendante pour les populations vulnérables.

6.3.1 ARCHITECTURE SYSTÈME POUR L'ASSISTANCE TEMPS RÉEL

Notre système opère sur le principe que les activités culinaires génèrent des signatures physiologiques distinctives détectables par sensing PPG, tandis que l'accélérométrie fournit des informations complémentaires sur les mouvements moteurs globaux [183]. Contrairement aux systèmes traditionnels de reconnaissance d'activités qui traitent des lectures de capteurs isolées, notre architecture maintient le contexte temporel tout au long du pipeline, permettant une compréhension sophistiquée des séquences d'activités et des motifs d'erreur.

Les exigences de traitement temps réel imposent des contraintes spécifiques sur la complexité computationnelle et la latence, adressées par une approche de traitement hiérarchique où le traitement de signal de bas niveau opère continûment avec une latence minimale (< 100ms), tandis que la reconnaissance de motifs de haut niveau opère sur des fenêtres glissantes avec des délais acceptables (1-10 secondes) pour les applications d'assistance pratiques.

L'analyse de performance computationnelle confirme que tous les composants système opèrent dans les contraintes temps réel, avec le prétraitement de signal et l'extraction de caractéristiques complétant en moins de 100 millisecondes par fenêtre de traitement, tandis que la classification ajoute un overhead computationnel minimal (< 50 millisecondes de latence additionnelle). Le système emploie une analyse optimisée par fenêtres glissantes avec des fenêtres de 3 secondes et des intervalles d'avancement de 1 seconde pour équilibrer la résolution temporelle avec l'efficacité computationnelle.



FIGURE 6.6 : Capacités de détection d'erreurs en temps réel

6.3.2 DÉTECTION DIFFÉRENTIELLE DES TYPES D'ERREURS

La performance différentielle à travers les types d'erreurs révèle des insights importants sur la dynamique temporelle de détection d'erreurs et les capacités pratiques du sensing basé

PPG pour les applications d'assistance temps réel [52]. Chaque type d'erreur présente des caractéristiques de détection distinctes qui s'alignent avec leurs signatures temporelles et physiologiques sous-jacentes.

Erreurs de séquence : Les erreurs de séquence atteignent une performance de classification parfaite (100% précision et recall) avec capacité de détection immédiate (1-2 secondes de latence). L'approche FSM permet la détection immédiate en monitorant continûment les transitions d'état de recette et en signalant les déviations inattendues des motifs établis. Cette performance exceptionnelle reflète les différences fondamentales dans les demandes physiologiques et les motifs de mouvement associés aux différentes actions culinaires.

Erreurs de réalisation : Les erreurs de réalisation démontrent une performance forte mais imparfaite (92% précision, 96% recall), reflétant les défis inhérents de distinguer entre les variations de performance acceptables et les problèmes d'exécution. La latence de détection de 5-10 secondes reflète le besoin d'accumuler suffisamment d'évidence de qualité d'exécution tout en évitant les fausses alarmes dues aux variations normales de performance. L'analyse révèle que la détection d'erreurs de réalisation repose principalement sur les mesures d'intensité physiologique et l'analyse des caractéristiques de mouvement.

Erreurs de complétion : Les erreurs de complétion présentent les plus grands défis de détection, avec une latence de détection étendue de 30+ secondes reflétant l'ambiguïté fondamentale dans la distinction entre complétion intentionnelle de tâche, pauses temporaires, et abandon prématuré. L'approche FSM adresse la détection d'erreurs de complétion par analyse basée timeout combinée avec évaluation de progrès de recette.

6.3.3 IMPACT CLINIQUE ET AVANTAGES DU PPG

La performance exceptionnelle démontrée par notre système de reconnaissance culinaire basé PPG présente des opportunités transformatives pour adresser les défis croissants du vieillissement de la population et de la gestion des maladies neurodégénératives [184]. Avec 97% d'exactitude dans la détection d'erreurs culinaires et des temps de réponse quasi-immédiats pour les déviations de séquence, cette technologie établit une fondation pour des systèmes d'assistance pratiques qui pourraient étendre significativement les capacités de vie indépendante pour les populations vulnérables.

La pertinence clinique s'étend au-delà de la simple assistance de tâche pour englober la détection précoce de déclin cognitif et l'évaluation objective de capacité fonctionnelle. La recherche a établi que les difficultés culinaires représentent souvent des indicateurs précoces de troubles cognitifs légers, précédant des symptômes plus évidents de mois ou années. Notre capacité système à détecter des erreurs d'exécution subtiles et des déviations de séquence pourrait permettre aux fournisseurs de soins de santé d'identifier les défis cognitifs émergents par monitoring objectif et longitudinal plutôt que de s'appuyer uniquement sur des évaluations cliniques périodiques ou des rapports subjectifs.

6.3.4 DÉPLOIEMENT ET VALIDATION CLINIQUE

L'approche photopléthysmographique offre plusieurs avantages fondamentaux par rapport aux modalités de sensing existantes. L'ubiquité des capteurs PPG dans les dispositifs wearables de consommation représente un avantage critique pour le déploiement réel—contrairement aux dispositifs de recherche spécialisés ou aux réseaux de capteurs personnalisés, le monitoring basé PPG peut être implémenté par mises à jour logicielles aux smartwatches et trackers de fitness existants [88].

Cette compatibilité avec les écosystèmes technologiques établis élimine les barrières d'adoption tout en tirant parti de la familiarité des dispositifs et des habitudes utilisateur existantes autour de la technologie wearable. La nature non-intrusive du monitoring PPG, combinée avec sa compatibilité avec les écosystèmes de dispositifs wearables existants, fournit des chemins clairs pour le déploiement réel qui surmontent les barrières d'adoption limitant les technologies d'assistance culinaire précédentes.

Le déploiement sur des dispositifs wearables contraints en ressources nécessite une optimisation algorithmique qui maintient les performances de classification tout en répondant aux contraintes strictes de consommation computationnelle et énergétique. Les approches edge computing seront évaluées pour distribuer le traitement entre dispositifs wearables et smartphones compagnons ou systèmes de maison intelligente, tirant parti des ressources computationnelles supérieures des dispositifs compagnons tout en maintenant les capacités de monitoring continu des capteurs wearables.

L'évaluation comprehensive avec des adultes âgés expérimentant des difficultés culinaires représente une étape de validation essentielle qui établira l'utilité clinique et identifiera les exigences spécifiques aux utilisateurs. Les études planifiées recruteront des participants avec troubles cognitifs légers, démence au stade précoce, et déclin fonctionnel lié à l'âge pour évaluer les performances système et l'utilité pratique à travers les démographiques cibles primaires.

La validation clinique emploiera des protocoles standardisés d'évaluation culinaire utilisés en pratique de thérapie occupationnelle, permettant la comparaison directe entre les capacités système automatisées et les méthodes d'évaluation clinique établies. Les études longitudinales évalueront les performances système pour le suivi du déclin fonctionnel sur des

périodes étendues, évaluant la sensibilité aux changements subtils qui pourraient indiquer la progression de maladie ou la réponse aux interventions.

CHAPITRE VII

DISCUSSION GÉNÉRALE

7.1 SYNTHÈSE DES CONTRIBUTIONS

Cette recherche doctorale a exploré l'utilisation innovante des capteurs de photopléthysmographie (PPG) pour la reconnaissance d'activités à granularité fine dans le contexte de l'assistance aux personnes en perte d'autonomie. Nos travaux établissent un paradigme transformateur qui redéfinit l'exploitation des signaux PPG, traditionnellement limités à la surveillance cardiaque, pour développer des systèmes d'assistance intelligents capables de comprendre et d'analyser des activités complexes avec une précision exceptionnelle.

7.1.1 RÉPONSE AUX TROIS OBJECTIFS DE RECHERCHE

La structure progressive de notre recherche, articulée autour de trois objectifs complémentaires, a permis de développer une solution intégrée et robuste pour l'assistance aux activités quotidiennes.

OBJECTIF 1 : MODÈLE DE RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS À GRANULARITÉ FINE

Le premier objectif a été atteint avec succès, démontrant la faisabilité et l'efficacité de notre approche pour la reconnaissance de 13 gestes de cuisine atomiques. L'exactitude globale de 94,96% obtenue établit un nouveau standard de performance pour la reconnaissance d'activités basée sur capteurs PPG [182]. Cette réalisation dépasse significativement les approches existantes et valide notre hypothèse centrale que les artefacts de mouvement dans

les signaux PPG, traditionnellement considérés comme du bruit, constituent en réalité une source d'information précieuse pour la caractérisation fine des gestes.

L'innovation méthodologique réside dans la démonstration que les composantes haute fréquence (2-10 Hz) des signaux PPG encodent les artefacts de mouvement liés aux gestes de la main et aux activités culinaires, tandis que les composantes basse fréquence (0.5-2 Hz) capturent les réponses cardiovasculaires à l'effort physique. Cette compréhension dual du signal PPG ouvre de nouvelles perspectives pour l'exploitation de cette modalité de sensing dans des applications d'assistance.

OBJECTIF 2 : SYSTÈME DE DÉTECTION DU PORT CORRECT DU DISPOSITIF (MALWEAR)

Le deuxième objectif a conduit au développement du système MalWear, une contribution méthodologique unique qui adresse un défi critique mais souvent négligé dans le domaine des dispositifs wearables. MalWear atteint 95% d'exactitude dans la classification des niveaux de tension du dispositif en utilisant des données ACC et PPG combinées, avec les signaux PPG seuls fournissant 93% d'exactitude de classification [88].

Cette innovation répond à un besoin fondamental : garantir la fiabilité des données collectées en détectant automatiquement les conditions de port suboptimales. Le système distingue efficacement entre quatre conditions : port correct (tension 02), port trop serré (tension 00), port trop lâche (tension 20), et orientation incorrecte (tension 02i). Cette capacité de détection en temps réel permet une correction proactive des problèmes de qualité de données, transformant l'interaction utilisateur-dispositif de réactive à préventive.

OBJECTIF 3 : MODÈLE DE HAUT NIVEAU POUR LA DÉTECTION D'ACTIVITÉS COMPLEXES

Le troisième objectif a culminé avec le développement de l'approche Frequent Subgraph Mining (FSM) pour la reconnaissance d'activités culinaires complexes, atteignant 97% d'exactitude globale avec performance parfaite (100% précision et recall) pour la détection d'erreurs de séquence [179]. Cette réalisation représente une avancée méthodologique fondamentale qui transcende la simple classification de gestes pour développer une compréhension sophistiquée des séquences d'activités et de leur contexte.

L'intégration du FSM avec le sensing basé PPG représente la première application réussie de cette technique pour la reconnaissance d'activités culinaires, permettant la détection sophistiquée d'erreurs de séquence, d'erreurs de réalisation, et d'erreurs de complétion avec des latences de détection appropriées pour chaque type d'erreur. Cette compréhension contextuelle représente une avancée critique vers des technologies d'assistance pouvant fournir un support et opportun plutôt qu'un monitoring générique d'activités.

7.1.2 AVANCÉES MÉTHODOLOGIQUES SIGNIFICATIVES

INNOVATION EN SENSING PPG POUR RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS

Notre recherche établit la photopléthysmographie comme modalité de sensing viable et transformatrice pour la reconnaissance d'activités culinaires à granularité fine, atteignant des niveaux de performance qui dépassent les approches état-de-l'art actuelles tout en adressant les limitations critiques des technologies d'assistance existantes. Contrairement aux recherches précédentes nécessitant des équipements spécialisés, notre approche exploite des capteurs déjà

présents dans les dispositifs wearables commerciaux, fournissant des chemins clairs pour le déploiement réel.

MÉTHODOLOGIE D'ASSEMBLAGE INTELLIGENT DE SÉQUENCES

L'innovation méthodologique critique réside dans notre stratégie d'assemblage intelligent de séquences qui adresse les contraintes pratiques de collecte de données culinaires longitudinales tout en maintenant la validité écologique. Cette approche a permis de générer un jeu de données expérimental final comprenant 6000 échantillons totaux distribués à travers 20 participants, 25 recettes, et 4 types d'erreurs, établissant une base de données substantielle pour la validation scientifique.

FUSION MULTI-MODALE ET ANALYSE CROSS-MODALE

Les caractéristiques de fusion multimodale combinant informations PPG et accélérométriques démontrent une importance consistante (0.007-0.010), validant les bénéfices de la fusion de capteurs pour une compréhension comprehensive des activités. Cette approche révèle les motifs de coordination complexes nécessaires à l'exécution d'activités culinaires sophistiquées, permettant une compréhension plus nuancée des processus sous-jacents.

7.1.3 IMPACT SCIENTIFIQUE ET CONTRIBUTIONS THÉORIQUES

REDÉFINITION DU PARADIGME PPG

Sur le plan théorique, notre recherche contribue à élargir la compréhension du potentiel des capteurs PPG dans le domaine de la reconnaissance d'activités. Nous avons démontré

que le « bruit » généré par les mouvements de la main, traditionnellement filtré dans les applications de surveillance cardiaque, peut en réalité être une source précieuse d'information pour la reconnaissance des gestes.

Cette redéfinition paradigmatique ouvre de nouvelles perspectives pour l'exploitation de modalités de sensing existantes dans des contextes d'application inédits, illustrant comment l'innovation peut émerger de la réinterprétation créative de technologies établies plutôt que du développement de nouveaux capteurs.

MÉTHODOLOGIE FSM POUR ACTIVITÉS TEMPORELLES

La méthodologie FSM représente une contribution nouvelle au domaine de reconnaissance d'activités qui va au-delà des approches de reconnaissance de motifs existants. Notre intégration du FSM avec détection d'erreurs temps réel et sensing physiologique établit de nouvelles capacités pour la compréhension contextuelle et le timing d'intervention. Cette approche pourrait être adaptée à d'autres domaines de reconnaissance d'activités où l'enregistrement complet de tâches est impraticable.

FRAMEWORK POUR VALIDATION ÉCOLOGIQUE

Notre approche méthodologique, comprenant une collecte de données rigoureuse, un prétraitement minutieux des données, et l'application d'algorithmes d'apprentissage automatique optimisés, établit un framework de validation qui pourrait être adapté à d'autres contextes de recherche en technologies d'assistance. La démonstration que des performances exceptionnelles peuvent être maintenues dans des conditions expérimentales contrôlées tout

en préservant la validité écologique constitue une contribution méthodologique significative pour la communauté de recherche.

La convergence de performance à 97% d'exactitude à travers trois architectures de classificateurs différentes (Random Forest, Gradient Boosting, et SVM) fournit une évidence forte de la fiabilité de notre méthodologie d'extraction de caractéristiques basée FSM et valide que les motifs découverts sont intrinsèquement discriminants pour la tâche de classification, indépendamment de l'algorithme spécifique utilisé.

7.2 LIMITATIONS ET DÉFIS

Cette recherche, bien qu'elle ait démontré des résultats prometteurs et établi de nouvelles perspectives pour l'assistance aux personnes en perte d'autonomie, présente plusieurs limitations importantes et défis qu'il convient d'examiner attentivement. Ces limitations fournissent un contexte essentiel pour l'interprétation des résultats et orientent les directions futures de recherche.

7.2.1 CONTRAINTES TECHNIQUES ET MATÉRIELLES

LIMITATIONS DES DISPOSITIFS CAPTEURS

Notre expérimentation s'est concentrée principalement sur un seul type de bracelet connecté (Polar OH1+), ce qui peut limiter la généralisation des résultats à d'autres dispositifs portables présentant des caractéristiques matérielles différentes [88]. La variabilité des capteurs entre fabricants pourrait influencer significativement les motifs de dégradation des signaux observés et la performance globale du système. Cette contrainte matérielle représente un défi majeur pour le déploiement à grande échelle, car différents fabricants implémentent des

capteurs PPG avec des spécifications techniques variables qui pourraient affecter la robustesse du système.

SENSIBILITÉ AUX CONDITIONS DE PORT

Les capteurs PPG peuvent être sensibles aux variations de la pigmentation de la peau et de la pression de contact. Bien que nous n'ayons pas observé de problèmes liés à ces facteurs dans notre étude, ils pourraient potentiellement affecter la généralisation du modèle à une population plus diverse. Cette sensibilité constitue un défi particulier pour le système MalWear, qui doit maintenir une performance robuste à travers différentes conditions de port tout en détectant automatiquement les configurations suboptimales.

CONTRAINTES COMPUTATIONNELLES TEMPS RÉEL

Le déploiement sur des dispositifs wearables contraints en ressources nécessite une optimisation algorithmique qui maintient les performances de classification tout en répondant aux contraintes strictes de consommation computationnelle et énergétique [182]. Bien que notre analyse confirme que tous les composants système opèrent dans les contraintes temps réel (prétraitement < 100ms, classification < 50ms), l'implémentation sur hardware réel révèle des défis additionnels liés à la gestion mémoire, la synchronisation multi-capteurs, et l'optimisation énergétique pour assurer une autonomie acceptable.

7.2.2 LIMITATIONS EXPÉRIMENTALES

ENVIRONNEMENT CONTRÔLÉ VS CONDITIONS RÉELLES

Nos expériences ont été menées dans un environnement de laboratoire contrôlé avec des implements de cuisine standardisés (fouet, spatule, couteau), des contenants (bols, tasses à mesurer), et des ingrédients simulés (pâte à modeler, boule à thé) qui permettaient l'exécution de gestes réalistes sans préoccupations de sécurité alimentaire [11]. La performance du modèle dans des conditions réelles de cuisine, avec des distractions, des variations d'éclairage et de température, des interruptions, et l'utilisation d'ingrédients réels reste à évaluer de manière comprehensive.

Cette limitation est particulièrement critique car les environnements de cuisine réels présentent des défis absents des conditions contrôlées : interruptions téléphoniques, interactions avec d'autres personnes, variations dans les ingrédients et ustensiles disponibles, et conditions environnementales changeantes (vapeur, changements de température, éclairage variable).

DIVERSITÉ ET REPRÉSENTATIVITÉ DE L'ÉCHANTILLON

Bien que nous ayons inclus 20 participants dans notre étude, ce qui est supérieur à de nombreuses études similaires, la variabilité dans la façon dont différentes personnes exécutent les mêmes gestes reste un défi. La cohorte de participants, bien que diverse en âge, a été recrutée principalement à partir de populations affiliées à l'université et pourrait ne pas représenter pleinement les démographiques cibles pour les technologies d'assistance culinaire.

Les adultes âgés avec troubles cognitifs légers ou conditions neurodégénératives au stade précoce peuvent présenter des motifs physiologiques, des caractéristiques de mouvement,

ou des comportements culinaires différents qui pourraient affecter les performances système. Cette limitation démographique constitue un gap critique entre notre validation actuelle et l'application clinique visée.

DURÉE ET ÉCHELLE TEMPORELLE LIMITÉES

Les sessions d'expérimentation étaient relativement courtes (3-6 minutes selon la complexité de la recette), ce qui ne permet pas d'évaluer les effets à long terme de l'utilisation du système, comme l'adaptation progressive de l'utilisateur, la fatigue potentielle, ou l'évolution des motifs d'interaction [52]. Cette limitation temporelle soulève des questions importantes sur la robustesse longitudinale du système et sa capacité à maintenir les performances dans des contextes d'utilisation prolongée.

L'absence d'études longitudinales limite également notre compréhension de l'évolution des performances dans des conditions réelles d'utilisation et notre capacité à identifier les ajustements nécessaires pour maintenir une reconnaissance fiable dans le temps.

7.2.3 DÉFIS D'IMPLÉMENTATION ET DE DÉPLOIEMENT

SCALABILITÉ DU VOCABULAIRE GESTUEL

Notre évaluation actuelle se concentre sur 13 gestes de cuisine atomiques fondamentaux, représentant un sous-ensemble du range complet d'activités culinaires rencontrées dans des scénarios réels. Cette limitation reflète notre décision stratégique d'établir des capacités proof-of-concept dans un framework contrôlé avant d'étendre vers des vocabulaires gestuels plus comprehensive. L'extension à un ensemble plus large de gestes et d'activités (hachage,

sauté, assaisonnement, nettoyage) représente un défi qui nécessite une collecte de données supplémentaire et une adaptation des modèles d'apprentissage.

GÉNÉRALISATION CROSS-DISPOSITIF ET CROSS-PLATEFORME

Le défi de généralisation s'étend au-delà des variations individuelles pour englober la diversité des dispositifs wearables disponibles sur le marché. Différents fabricants implémentent des capteurs PPG avec des caractéristiques spectrales, des résolutions temporelles, et des algorithmes de traitement de signal variables qui pourraient nécessiter des adaptations spécifiques du système pour maintenir les performances.

INTÉGRATION ÉCOSYSTÈME ET INTEROPÉRABILITÉ

L'intégration avec les écosystèmes de dispositifs existants (Apple Watch, Fitbit, Samsung Galaxy Watch) présente des défis techniques et commerciaux. Chaque plateforme impose des contraintes spécifiques en termes d'APIs disponibles, de limitations computationnelles, et de politiques de données qui pourraient affecter l'implémentation et la performance du système.

7.2.4 DÉFIS MÉTHODOLOGIQUES ET THÉORIQUES

VALIDATION OFFLINE VS DÉPLOIEMENT TEMPS RÉEL

Notre évaluation démontre les performances système par analyse offline de données enregistrées plutôt que par déploiement temps réel véritable dans des environnements de cuisine actifs. Bien que l'analyse temporelle confirme que les exigences computationnelles sont compatibles avec l'opération temps réel, le déploiement actuel nécessitera la validation

de la robustesse système dans des conditions d'usage réalistes incluant mouvement utilisateur, interférence environnementale, et périodes d'opération étendues.

COMPLEXITÉ DU TRAITEMENT SIGNAL ET PREPROCESSING

Les approches de preprocessing signal pour mitiger les risques associés à l'utilisation incorrecte de dispositifs wearables nécessitent des ressources computationnelles substantielles et introduisent de la latence dans le traitement de données. Cette complexité computationnelle représente un défi pour l'implémentation sur dispositifs contraints en ressources tout en maintenant les performances temps réel requises pour l'assistance effective.

BALANCE PERFORMANCE-ROBUSTESSE

L'analyse révèle une sensibilité accrue des modèles à fenêtres chevauchantes aux mauvais ajustements du dispositif, manifestée par une dégradation plus importante des performances et une sensibilité accrue aux perturbations du signal. Cette différence de performance souligne l'importance du compromis entre précision de détection et robustesse dans le contexte de la reconnaissance d'activités sur des dispositifs portables.

Ces limitations et défis, bien qu'ils représentent des contraintes importantes, fournissent également des directions claires pour les recherches futures et les améliorations système. Ils soulignent la complexité inhérente du développement de technologies d'assistance robustes et déployables dans des contextes réels, tout en validant l'importance de notre approche progressive et méthodique pour adresser ces challenges systématiquement.

7.3 IMPLICATIONS PRATIQUES

Les résultats de cette recherche transcendent les contributions scientifiques traditionnelles pour adresser des défis sociétaux pressants et ouvrir de nouvelles perspectives d'innovation technologique. Les implications pratiques de nos travaux s'étendent à trois domaines interconnectés : l'application dans les maisons intelligentes, l'impact sociétal transformateur, et les considérations éthiques essentielles pour un déploiement responsable de ces technologies d'assistance.

7.3.1 APPLICATIONS EN MAISONS INTELLIGENTES

ÉCOSYSTÈME D'ASSISTANCE INTÉGRÉE

L'intégration de notre système de reconnaissance d'activités basé PPG dans les écosystèmes de maisons intelligentes représente une opportunité transformative pour créer des environnements véritablement adaptatifs et responsifs [185]. La nature non-intrusive du monitoring PPG, combinée avec sa compatibilité avec les écosystèmes de dispositifs wearables existants, fournit des chemins clairs pour le déploiement réel qui surmontent les barrières d'adoption limitant les technologies d'assistance culinaire précédentes.

La fusion du monitoring utilisateur basé PPG avec les réseaux de capteurs environnementaux pourrait permettre une compréhension contextuelle sophistiquée qui va au-delà de la reconnaissance de gestes individuels pour englober l'évaluation d'environnement culinaire, le monitoring d'ingrédients, et la supervision de sécurité comprehensive. Cette approche multimodale pourrait détecter des scénarios complexes tels que les tâches culinaires oubliées, les combinaisons d'ingrédients inappropriées, ou les conditions de cuisson dangereuses.

Les fours intelligents, réfrigérateurs, et surfaces de cuisson pourraient fournir des informations complémentaires tout en permettant des interventions de sécurité automatisées et l'optimisation culinaire. Cette intégration coordonnée transformerait l'assistance culinaire d'un monitoring passif vers un support actif et préventif, créant un écosystème où la technologie s'adapte proactivement aux besoins de l'utilisateur.

INFRASTRUCTURE TECHNOLOGIQUE ET INTEROPÉRABILITÉ

Le déploiement pratique nécessite une infrastructure technologique robuste capable de supporter l'intégration seamless avec les dispositifs existants. Notre approche tire parti de l'ubiquité des capteurs PPG dans les dispositifs wearables de consommation, représentant un avantage critique pour le déploiement réel. Contrairement aux dispositifs de recherche spécialisés ou aux réseaux de capteurs personnalisés, le monitoring basé PPG peut être implémenté par mises à jour logicielles aux smartwatches et trackers de fitness existants.

Cette compatibilité élimine les barrières d'adoption significatives tout en tirant parti de la familiarité des dispositifs et des habitudes utilisateur établies autour de la technologie wearable. L'intégration avec les plateformes majeures (Apple Watch, Fitbit, Samsung Galaxy Watch) pourrait permettre un déploiement rapide à travers des bases utilisateur établies, accélérant l'adoption et réduisant les coûts de développement.

7.3.2 IMPACT SOCIÉTAL TRANSFORMATEUR

RÉPONSE AU VIEILLISSEMENT DÉMOGRAPHIQUE

La performance exceptionnelle démontrée par notre système de reconnaissance culinaire basé PPG présente des opportunités transformatives pour adresser les défis croissants du

vieillissement de la population et de la gestion des maladies neurodégénératives [186, 39]. Le vieillissement de la population est un phénomène mondial qui touche particulièrement les pays développés, posant des défis en matière de soins de santé et de soutien à l'autonomie.

Avec 97% d'exactitude dans la détection d'erreurs culinaires et des temps de réponse quasi-immédiats pour les déviations de séquence, cette technologie établit une fondation pour des systèmes d'assistance pratiques qui pourraient étendre significativement les capacités de vie indépendante pour les populations vulnérables. Cette situation est exacerbée par une pénurie de main-d'œuvre qualifiée dans le secteur médical, notamment pour les soins à domicile.

SOUTIEN AU VIEILLISSEMENT EN PLACE (AGING-IN-PLACE)

Les personnes âgées en perte d'autonomie, souvent atteintes de maladies neurodégénératives comme la maladie d'Alzheimer, préfèrent rester à domicile plutôt que d'être institutionnalisées. Ce choix est soutenu par les gouvernements pour des raisons sociales et économiques, car il permet d'améliorer la qualité de vie des personnes âgées tout en réduisant les coûts associés aux soins institutionnels.

La pertinence clinique s'étend au-delà de la simple assistance de tâche pour englober la détection précoce de déclin cognitif et l'évaluation objective de capacité fonctionnelle. La recherche a établi que les difficultés culinaires représentent souvent des indicateurs précoces de troubles cognitifs légers, précédant des symptômes plus évidents de mois ou années. Notre capacité système à détecter des erreurs d'exécution subtiles et des déviations de séquence pourrait permettre aux fournisseurs de soins de santé d'identifier les défis cognitifs émergents par monitoring objectif et longitudinal.

IMPACT ÉCONOMIQUE ET SYSTÉMIQUE

L'intégration avec les dossiers de santé électroniques permettra aux fournisseurs de soins de santé d'accéder aux évaluations objectives de capacité culinaire dans le cadre d'évaluations fonctionnelles comprehensive et de planification de soins. Les données longitudinales de performance culinaire pourraient informer la gestion de médication, la planification thérapeutique, et les décisions de situation de vie tout en fournissant un avertissement précoce de déclin fonctionnel.

Les plateformes de télémédecine pourraient incorporer des données d'évaluation culinaire pour supporter les programmes de monitoring et d'intervention à distance, particulièrement valables pour les populations rurales ou sous-desservies avec accès limité aux soins gériatriques spécialisés. Cette approche pourrait transformer la prestation de soins de santé en permettant un monitoring continu et objectif des capacités fonctionnelles sans nécessiter des visites cliniques fréquentes.

7.3.3 CONSIDÉRATIONS ÉTHIQUES ET RESPONSABILITÉ SOCIALE

PROTECTION DE LA VIE PRIVÉE ET SÉCURITÉ DES DONNÉES

La protection de la vie privée constitue une préoccupation fondamentale dans le déploiement de technologies d'assistance, particulièrement pour les populations vulnérables [39, 88]. D'une perspective de vie privée, les signaux PPG fournissent des informations d'activité sans capturer des détails personnels identifiables ou des informations visuelles sur l'environnement de l'utilisateur. Cette caractéristique préservant la vie privée adresse les préoccupations sur la surveillance et la sécurité de données qui ont limité l'acceptation d'approches de monitoring plus intrusives.

Le système MalWear implémente un design « privacy-first » en traitant toutes les données localement sur le dispositif, implémentant un ensemble comprehensive de mesures de sécurité pour protéger les informations utilisateur. Cette approche inclut des pratiques de minimisation de données, collectant seulement l'information essentielle nécessaire pour la détection de port, et le stockage sécurisé et chiffré de toutes données utilisateur nécessaires.

CONSENTEMENT ÉCLAIRÉ ET TRANSPARENCE SYSTÈME

L'implémentation de mécanismes de consentement éclairé robustes est essentielle pour assurer que les utilisateurs comprennent pleinement les capacités du système, les types de données collectées, et les utilisations prévues de ces informations. La transparence algorithmique devient particulièrement importante lorsque les systèmes d'assistance prennent des décisions ou fournissent des recommandations qui pourraient affecter la sécurité ou le bien-être de l'utilisateur.

Les considérations éthiques occupent une place centrale dans le déploiement du système. Une attention particulière doit être portée à la transparence du système et au consentement éclairé des utilisateurs. L'évaluation de l'impact sur la qualité de vie des utilisateurs constitue l'objectif final de ces améliorations, nécessitant des métriques spécifiques pour mesurer non seulement la précision technique du système, mais aussi son utilité pratique et son acceptabilité par les utilisateurs.

ÉQUITÉ ET ACCESSIBILITÉ UNIVERSELLE

L'accessibilité universelle nécessite que les technologies d'assistance soient conçues pour servir des populations diverses avec des besoins variés, des capacités différentes, et des

contextes socio-économiques distincts. Notre recherche doit adresser les variations potentielles dans la performance système à travers différents groupes démographiques, incluant les variations dans la pigmentation de la peau, les conditions de santé, et les styles d'interaction technologique.

Les considérations d'équité s'étendent également à l'accessibilité économique des technologies développées. Si les systèmes d'assistance nécessitent des dispositifs coûteux ou des abonnements de service premium, ils risquent d'exacerber les inégalités existantes dans l'accès aux soins de santé et au support technologique.

AUTONOMIE ET DIGNITÉ UTILISATEUR

L'un des défis éthiques centraux dans le développement de technologies d'assistance est de maintenir l'équilibre entre la provision de support nécessaire et la préservation de l'autonomie et de la dignité utilisateur. Les systèmes doivent être conçus pour augmenter plutôt que remplacer les capacités humaines, permettant aux utilisateurs de maintenir un sens de contrôle et d'indépendance.

Cette approche nécessite des interfaces utilisateur soigneusement conçues qui respectent les préférences individuelles, permettent la customisation selon les besoins spécifiques, et évitent la infantilisation ou la stigmatisation des utilisateurs. L'objectif est de créer des technologies qui permettent aux personnes de vivre avec dignité et autonomie plutôt que de créer une dépendance technologique.

7.3.4 PERSPECTIVES DE DÉPLOIEMENT ET ADOPTION

PATHWAYS DE COMMERCIALISATION

La collaboration avec les fabricants majeurs de dispositifs wearables permettra l'intégration des capacités de reconnaissance culinaire dans les produits de consommation existants. Les plateformes établies fournissent des fondations hardware avec capteurs PPG qui pourraient supporter nos algorithmes par mises à jour logicielles ou applications compagnes, accélérant significativement le time-to-market et réduisant les barrières d'adoption.

VALIDATION CLINIQUE ET INTÉGRATION HEALTHCARE

L'évaluation comprehensive avec des adultes âgés expérimentant des difficultés culinaires représente une étape de validation essentielle qui établira l'utilité clinique et identifiera les exigences spécifiques aux utilisateurs. Les études planifiées recruteront des participants avec troubles cognitifs légers, démence au stade précoce, et déclin fonctionnel lié à l'âge pour évaluer les performances système et l'utilité pratique à travers les démographiques cibles primaires.

Cette transition vers la validation clinique nécessitera des partenariats avec des institutions healthcare, des protocoles d'évaluation standardisés, et des métriques d'outcome qui capturent l'impact sur la qualité de vie et l'autonomie fonctionnelle au-delà des simples mesures de performance technique.

En conclusion, les implications pratiques de cette recherche s'étendent bien au-delà de l'avancement technologique pour adresser des besoins sociétaux fondamentaux et contribuer à

la création d'un avenir où la technologie supporte véritablement l'autonomie humaine et la dignité à travers le processus de vieillissement.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] H. N. Doukaga, Y. Bélanger, P. Fortin, J. Maitre, et B. Bouchard, “Enhancing photoplethysmography-based fine-grained hand gesture detection for assistive technologies supporting autonomy,” dans *Proceedings of the 18th ACM International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*, ser. PETRA '25. New York, NY, USA : Association for Computing Machinery, 2025, p. 182–189. [En ligne]. Repéré à : <https://doi.org/10.1145/3733155.3736594>
- [2] World Health Organization. (2024) Ageing and health. [En ligne]. Repéré à : <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/ageing-and-health>
- [3] Statistics Canada. (2022, apr) A portrait of canada’s growing population aged 85 and older from the 2021 census. [En ligne]. Repéré à : <https://www12.statcan.gc.ca/census-recensement/2021/as-sa/98-200-X/2021004/98-200-X2021004-eng.cfm>
- [4] Public Health Agency of Canada. (2012) Age-friendly communities in canada : Community implementation guide – toolbox. Guide et boîte à outils pour les collectivités amies des aînés. [En ligne]. Repéré à : <https://www.canada.ca/en/public-health/services/publications/healthy-living/age-friendly-communities-canada-community-implementation-guide-toolbox.html>
- [5] Ministry of Health and Long-Term Care, Ontario, “Living longer, living well : Highlights and key recommendations,” Province of Ontario, Report, 2013. [En ligne]. Repéré à : <https://www.msdsb.net/images/EMS/reports/2013/MOHLTC%20Living%20Longer,%20Living%20Well%20Seniors%20Strategy.pdf>
- [6] V. Antonipillai, E. Ng, A. Baumann, M. Crea-Arsenio, et R. Garner, “Staffing levels and expenses in canadian long-term care facilities by ownership status before and during the covid-19 pandemic,” 7 2025, consulté le 18 septembre 2025. [En ligne]. Repéré à : https://publications.gc.ca/collections/collection_2025/statcan/82-003-x/CS82-003-2025-7-1-eng.pdf
- [7] J. Binette et F. Farago. (2021, nov) 2021 home and community preferences survey : A national survey of adults age 18-plus. Washington, DC. [En ligne]. Repéré à : <https://www.aarp.org/pri/topics/livable-communities/housing/2021-home-community-preferences/>

- [8] P. Rashidi et A. Mihailidis, “A survey on ambient-assisted living tools for older adults,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 17, n° 3, pp. 579–590, 2013.
- [9] L. Chen, J. Hoey, C. D. Nugent, D. J. Cook, et Z. Yu, “Sensor-based activity recognition,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 42, n° 6, p. 790–808, nov 2012. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1109/TSMCC.2012.2198883>
- [10] M. Zeng, L. T. Nguyen, B. Yu, O. J. Mengshoel, J. Zhu, P. Wu, et J. Zhang, “Convolutional neural networks for human activity recognition using mobile sensors,” dans *6th International Conference on Mobile Computing, Applications and Services*, 2014, pp. 197–205.
- [11] A. Bulling, U. Blanke, et B. Schiele, “A tutorial on human activity recognition using body-worn inertial sensors,” *ACM Computing Surveys*, vol. 46, n° 3, p. 1–33, jan 2014. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/2499621>
- [12] M. Shoaib, S. Bosch, O. Incel, H. Scholten, et P. Havinga, “A survey of online activity recognition using mobile phones,” *Sensors*, vol. 15, n° 1, p. 2059–2085, jan 2015. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s150102059>
- [13] F. Ordóñez et D. Roggen, “Deep convolutional and lstm recurrent neural networks for multimodal wearable activity recognition,” *Sensors*, vol. 16, n° 1, p. 115, jan 2016. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s16010115>
- [14] R. Gravina, P. Alinia, H. Ghasemzadeh, et G. Fortino, “Multi-sensor fusion in body sensor networks : State-of-the-art and research challenges,” *Information Fusion*, vol. 35, p. 68–80, may 2017. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.inffus.2016.09.005>
- [15] I. Cleland, B. Kikhia, C. Nugent, A. Boytsov, J. Hallberg, K. Synnes, S. McClean, et D. Finlay, “Optimal placement of accelerometers for the detection of everyday activities,” *Sensors*, vol. 13, n° 7, p. 9183–9200, jul 2013. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s130709183>
- [16] G. Laput et C. Harrison, “Sensing fine-grained hand activity with smartwatches,” dans *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, ser. CHI ’19. ACM, may 2019, p. 1–13. [En ligne]. Repéré à :

<http://dx.doi.org/10.1145/3290605.3300568>

- [17] S. S. Intille, K. Larson, E. M. Tapia, J. S. Beaudin, P. Kaushik, J. Nawyn, et R. Rockinson, *Using a Live-In Laboratory for Ubiquitous Computing Research*. Springer Berlin Heidelberg, 2006, p. 349–365. [En ligne]. Repéré à : http://dx.doi.org/10.1007/11748625_22
- [18] J. Allen, “Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement,” *Physiological Measurement*, vol. 28, n° 3, p. R1–R39, feb 2007. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1088/0967-3334/28/3/R01>
- [19] M. Bermudez-Edo, P. Barnaghi, et K. Moessner, “Analysing real world data streams with spatio-temporal correlations : Entropy vs. pearson correlation,” *Automation in Construction*, vol. 88, p. 87–100, apr 2018. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.autcon.2017.12.036>
- [20] X. Yan et J. Han, “gspan : graph-based substructure pattern mining,” dans *2002 IEEE International Conference on Data Mining, 2002. Proceedings.*, 2002, pp. 721–724.
- [21] T. Tamura, Y. Maeda, M. Sekine, et M. Yoshida, “Wearable photoplethysmographic sensors—past and present,” *Electronics*, vol. 3, n° 2, p. 282–302, apr 2014. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/electronics3020282>
- [22] S. T. Peek, E. J. Wouters, J. van Hoof, K. G. Luijkx, H. R. Boeije, et H. J. Vrijhoef, “Factors influencing acceptance of technology for aging in place : A systematic review,” *International Journal of Medical Informatics*, vol. 83, n° 4, p. 235–248, apr 2014. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2014.01.004>
- [23] M.-Z. Poh, N. C. Swenson, et R. W. Picard, “Motion-tolerant magnetic earring sensor and wireless earpiece for wearable photoplethysmography,” *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 14, n° 3, p. 786–794, may 2010. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1109/TITB.2010.2042607>
- [24] H. Ngodjou Doukaga, N. H. L. Randrianarivelo Rakotoarson, G. Aubin-Morneau, P. Fortin, J. Maitre, et B. Bouchard, “Fine-grained human activity recognition in smart homes through photoplethysmography-based hand gesture detection,” dans *Proceedings of the 17th International Conference on PErvasive Technologies Related to Assistive Environments*, ser. PETRA '24. ACM, jun 2024, p. 163–168. [En ligne]. Repéré à :

<http://dx.doi.org/10.1145/3652037.3652041>

- [25] H. N. Doukaga, Y. Bélanger, P. Fortin, J. Maitre, et B. Bouchard, “Enhancing photoplethysmography-based fine-grained hand gesture detection for assistive technologies supporting autonomy,” dans *Proceedings of the 18th ACM International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*, ser. PETRA 2025. ACM, jun 2025, p. 182–189. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/3733155.3736594>
- [26] M. Sokolova et G. Lapalme, “A systematic analysis of performance measures for classification tasks,” *Information Processing and Management*, vol. 45, n° 4, p. 427–437, jul 2009. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002>
- [27] H. N. Doukaga, N. H. R. Rakotoarson, A. Roberge, G. Aubin-Morneau, P. Fortin, J. Maitre, et B. Bouchard, “Comparative analysis of two methods in fine-grained activity recognition for ambient assisted living,” *Journal of Smart Cities and Society*, vol. 4, n° 2, pp. 64–79, 2025. [En ligne]. Repéré à : <https://doi.org/10.1177/27723577251337010>
- [28] M. R. Alam, M. B. I. Reaz, et M. A. M. Ali, “A review of smart homes—past, present, and future,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 42, n° 6, pp. 1190–1203, 2012.
- [29] B. K. Hensel et G. Demiris, “Technologies for an aging society : A systematic review of “smart home” applications,” *Yearbook of Medical Informatics*, vol. 17, n° 01, p. 33–40, aug 2008. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1055/s-0038-1638580>
- [30] D. J. Cook, J. C. Augusto, et V. R. Jakkula, “Ambient intelligence : Technologies, applications, and opportunities,” *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 5, n° 4, p. 277–298, aug 2009. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.pmcj.2009.04.001>
- [31] E. M. Agree, “The potential for technology to enhance independence for those aging with a disability,” *Disability and Health Journal*, vol. 7, n° 1, p. S33–S39, jan 2014. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.dhjo.2013.09.004>
- [32] A. J. Bharucha, V. Anand, J. Forlizzi, M. A. Dew, C. F. Reynolds, S. Stevens, et H. Wactlar, “Intelligent assistive technology applications to dementia care : Current capabilities, limitations, and future challenges,” *The American Journal of Geriatric Psychiatry*, vol. 17, n° 2, p. 88–104, feb 2009. [En ligne]. Repéré à :

<http://dx.doi.org/10.1097/JGP.0b013e318187dde5>

- [33] C. Nugent, M. Mulvenna, X. Hong, et S. Devlin, “Experiences in the development of a smart lab,” *International Journal of Biomedical Engineering and Technology*, vol. 2, n° 4, p. 319, 2009. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1504/IJBET.2009.027796>
- [34] S. Patel, H. Park, P. Bonato, L. Chan, et M. Rodgers, “A review of wearable sensors and systems with application in rehabilitation,” *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 9, n° 1, apr 2012. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1186/1743-0003-9-21>
- [35] M. J. Rantz, M. Skubic, S. J. Miller, C. Galambos, G. Alexander, J. Keller, et M. Popescu, “Sensor technology to support aging in place,” *Journal of the American Medical Directors Association*, vol. 14, n° 6, p. 386–391, jun 2013. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.jamda.2013.02.018>
- [36] J. A. Kaye, S. A. Maxwell, N. Mattek, T. L. Hayes, H. Dodge, M. Pavel, H. B. Jimison, K. Wild, L. Boise, et T. A. Zitzelberger, “Intelligent systems for assessing aging changes : Home-based, unobtrusive, and continuous assessment of aging,” *The Journals of Gerontology Series B : Psychological Sciences and Social Sciences*, vol. 66B, n° Supplement 1, p. i180–i190, jul 2011. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1093/geronb/gbq095>
- [37] R. Igual, C. Medrano, et I. Plaza, “Challenges, issues and trends in fall detection systems,” *BioMedical Engineering OnLine*, vol. 12, n° 1, p. 66, 2013. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1186/1475-925X-12-66>
- [38] T. L. Hayes, F. Abendroth, A. Adami, M. Pavel, T. A. Zitzelberger, et J. A. Kaye, “Unobtrusive assessment of activity patterns associated with mild cognitive impairment,” *Alzheimer’s amp ; Dementia*, vol. 4, n° 6, p. 395–405, nov 2008. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.jalz.2008.07.004>
- [39] S. Majumder, E. Aghayi, M. Noferesti, H. Memarzadeh-Tehran, T. Mondal, Z. Pang, et M. Deen, “Smart homes for elderly healthcare—recent advances and research challenges,” *Sensors*, vol. 17, n° 11, p. 2496, oct 2017. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s17112496>
- [40] Q. Luo, C. Liu, X. Yan, Y. Shao, K. Yang, C. Wang, et Z. Zhou, “A distributed

- localization method for wireless sensor networks based on anchor node optimal selection and particle filter,” *Sensors*, vol. 22, n° 3, p. 1003, jan 2022. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s22031003>
- [41] R. Damaševičius, N. Bacanin, et S. Misra, “From sensors to safety : Internet of emergency services (ioes) for emergency response and disaster management,” *Journal of Sensor and Actuator Networks*, vol. 12, n° 3, p. 41, may 2023. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/jsan12030041>
- [42] E. Lindqvist, L. Nygård, et L. Borell, “Significant junctures on the way towards becoming a user of assistive technology in alzheimer’s disease,” *Scandinavian Journal of Occupational Therapy*, vol. 20, n° 5, p. 386–396, feb 2013. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3109/11038128.2013.766761>
- [43] P. Gregor et A. F. Newell, “An empirical investigation of ways in which some of the problems encountered by some dyslexics may be alleviated using computer techniques,” dans *Proceedings of the fourth international ACM conference on Assistive technologies*, ser. ASSETS00. ACM, nov 2000, p. 85–91. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/354324.354347>
- [44] L. Chen, J. Hoey, C. D. Nugent, D. J. Cook, et Z. Yu, “Sensor-based activity recognition,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 42, n° 6, pp. 790–808, 2012.
- [45] S. J. Preece, J. Y. Goulermas, L. P. J. Kenney, et D. Howard, “A comparison of feature extraction methods for the classification of dynamic activities from accelerometer data,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 56, n° 3, pp. 871–879, 2009.
- [46] K. Plarre, A. Raij, S. M. Hossain, A. A. Ali, M. Nakajima, M. Al’absi, E. Ertin, T. Kamarck, S. Kumar, M. Scott, D. Siewiorek, A. Smailagic, et L. E. Wittmers, “Continuous inference of psychological stress from sensory measurements collected in the natural environment,” dans *Proceedings of the 10th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks*, 2011, pp. 97–108.
- [47] E. M. Tapia, S. S. Intille, et K. Larson, *Activity Recognition in the Home Using Simple and Ubiquitous Sensors*. Springer Berlin Heidelberg, 2004, p. 158–175. [En ligne]. Repéré à : http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-24646-6_10

- [48] D. Figo, P. C. Diniz, D. R. Ferreira, et J. M. P. Cardoso, “Preprocessing techniques for context recognition from accelerometer data,” *Personal and Ubiquitous Computing*, vol. 14, n° 7, p. 645–662, mar 2010. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1007/s00779-010-0293-9>
- [49] D. Anguita, A. Ghio, L. Oneto, X. Parra, et J. L. Reyes-Ortiz, “A public domain dataset for human activity recognition using smartphones,” dans *The European Symposium on Artificial Neural Networks*, 2013. [En ligne]. Repéré à : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:6975432>
- [50] E. Keogh, S. Chu, D. Hart, et M. Pazzani, *SEGMENTING TIME SERIES : A SURVEY AND NOVEL APPROACH*. WORLD SCIENTIFIC, jun 2004, p. 1–21. [En ligne]. Repéré à : http://dx.doi.org/10.1142/9789812565402_0001
- [51] O. Banos, J.-M. Galvez, M. Damas, H. Pomares, et I. Rojas, “Window size impact in human activity recognition,” *Sensors*, vol. 14, n° 4, p. 6474–6499, apr 2014. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s140406474>
- [52] O. D. Lara et M. A. Labrador, “A survey on human activity recognition using wearable sensors,” *IEEE Communications Surveys Tutorials*, vol. 15, n° 3, pp. 1192–1209, 2013.
- [53] A. Mannini et A. M. Sabatini, “Machine learning methods for classifying human physical activity from on-body accelerometers,” *Sensors*, vol. 10, n° 2, p. 1154–1175, feb 2010. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s100201154>
- [54] M. J. Mathie, A. C. F. Coster, N. H. Lovell, et B. G. Celler, “Accelerometry : providing an integrated, practical method for long-term, ambulatory monitoring of human movement,” *Physiological Measurement*, vol. 25, n° 2, p. R1–R20, feb 2004. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1088/0967-3334/25/2/r01>
- [55] F. Attal, S. Mohammed, M. Dedabrishvili, F. Chamroukhi, L. Oukhellou, et Y. Amirat, “Physical human activity recognition using wearable sensors,” *Sensors*, vol. 15, n° 12, p. 31314–31338, dec 2015. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s151229858>
- [56] M. Cornacchia, K. Ozcan, Y. Zheng, et S. Velipasalar, “A survey on activity detection and classification using wearable sensors,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 17, n° 2, pp. 386–403, 2017.

- [57] N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore, et M. L. Littman, “Activity recognition from accelerometer data,” dans *Proceedings of the 17th Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence - Volume 3*, ser. IAAI’05. AAAI Press, 2005, p. 1541–1546.
- [58] A. Stisen, H. Blunck, S. Bhattacharya, T. S. Prentow, M. B. Kjærgaard, A. Dey, T. Sonne, et M. M. Jensen, “Smart devices are different : Assessing and mitigating mobile sensing heterogeneities for activity recognition,” dans *Proceedings of the 13th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, ser. SenSys ’15. ACM, nov 2015, p. 127–140. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/2809695.2809718>
- [59] J. Aggarwal et M. Ryoo, “Human activity analysis : A review,” *ACM Computing Surveys*, vol. 43, n° 3, p. 1–43, apr 2011. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/1922649.1922653>
- [60] R. Poppe, “A survey on vision-based human action recognition,” *Image and Vision Computing*, vol. 28, n° 6, p. 976–990, jun 2010. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.imavis.2009.11.014>
- [61] J. Shotton, A. Fitzgibbon, M. Cook, T. Sharp, M. Finocchio, R. Moore, A. Kipman, et A. Blake, “Real-time human pose recognition in parts from single depth images,” dans *CVPR 2011*, 2011, pp. 1297–1304.
- [62] T. B. Moeslund, A. Hilton, et V. Krüger, “A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis,” *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 104, n° 2–3, p. 90–126, nov 2006. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.cviu.2006.08.002>
- [63] Z. Cao, T. Simon, S.-E. Wei, et Y. Sheikh, “Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields,” dans *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017, pp. 1302–1310.
- [64] B. Reeder, E. Meyer, A. Lazar, S. Chaudhuri, H. J. Thompson, et G. Demiris, “Framing the evidence for health smart homes and home-based consumer health technologies as a public health intervention for independent aging : A systematic review,” *International Journal of Medical Informatics*, vol. 82, n° 7, p. 565–579, jul 2013. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2013.03.007>
- [65] X. Li, Y. He, et X. Jing, “A survey of deep learning-based human activity recognition

- in radar,” *Remote Sensing*, vol. 11, n° 9, p. 1068, may 2019. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/rs11091068>
- [66] V. Chen, F. Li, S.-S. Ho, et H. Wechsler, “Micro-doppler effect in radar : phenomenon, model, and simulation study,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 42, n° 1, pp. 2–21, 2006.
- [67] Y. Kim et H. Ling, “Human activity classification based on micro-doppler signatures using a support vector machine,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, n° 5, pp. 1328–1337, 2009.
- [68] M. Youssef, M. Mah, et A. Agrawala, “Challenges : device-free passive localization for wireless environments,” dans *Proceedings of the 13th annual ACM international conference on Mobile computing and networking*, ser. MobiCom/MobiHoc ’07. ACM, sep 2007, p. 222–229. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/1287853.1287880>
- [69] Y. Wang, J. Liu, Y. Chen, M. Gruteser, J. Yang, et H. Liu, “E-eyes : device-free location-oriented activity identification using fine-grained wifi signatures,” dans *Proceedings of the 20th annual international conference on Mobile computing and networking*, ser. MobiCom’14. ACM, sep 2014, p. 617–628. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/2639108.2639143>
- [70] N. Patwari et J. Wilson, “Rf sensor networks for device-free localization : Measurements, models, and algorithms,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 98, n° 11, pp. 1961–1973, 2010.
- [71] S. S. Intille, J. Rondoni, C. Kukla, I. Ancona, et L. Bao, “A context-aware experience sampling tool,” dans *CHI ’03 extended abstracts on Human factors in computing systems - CHI ’03*, ser. CHI ’03. ACM Press, 2003, p. 972. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/765891.766101>
- [72] J. Yang, “Toward physical activity diary : motion recognition using simple acceleration features with mobile phones,” dans *Proceedings of the 1st international workshop on Interactive multimedia for consumer electronics*, ser. MM09. ACM, oct 2009, p. 1–10. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/1631040.1631042>
- [73] J. Healey et R. W. Picard, “Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 6, pp.

- 156–166, 2005. [En ligne]. Repéré à : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:1409560>
- [74] M. Stikic, T. Huynh, K. Van Laerhoven, et B. Schiele, “Adl recognition based on the combination of rfid and accelerometer sensing,” dans *2008 Second International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, 2008, pp. 258–263.
- [75] M. Kose, O. Incel, et C. Ersoy, “Online human activity recognition on smart phones,” *Workshop on Mobile Sensing : From Smartphones and Wearables to Big Data*, 01 2012.
- [76] H. Wen, J. Ramos Rojas, et A. K. Dey, “Serendipity : Finger gesture recognition using an off-the-shelf smartwatch,” dans *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, ser. CHI’16. ACM, may 2016, p. 3847–3851. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/2858036.2858466>
- [77] N. Hogan et D. Sternad, “Sensitivity of smoothness measures to movement duration, amplitude, and arrests,” *Journal of Motor Behavior*, vol. 41, n° 6, p. 529–534, nov 2009. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3200/35-09-004-RC>
- [78] D. Roggen, A. Calatroni, M. Rossi, T. Holleczeck, K. Förster, G. Tröster, P. Lukowicz, D. Bannach, G. Pirkel, A. Ferscha, J. Doppler, C. Holzmann, M. Kurz, G. Holl, R. Chavarriaga, H. Sagha, H. Bayati, M. Creatura, et J. del R. Millán, “Collecting complex activity datasets in highly rich networked sensor environments,” *2010 Seventh International Conference on Networked Sensing Systems (INSS)*, pp. 233–240, 2010. [En ligne]. Repéré à : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:953131>
- [79] T. Tamura, Y. Maeda, M. Sekine, et M. Yoshida, “Wearable photoplethysmographic sensors—past and present,” *Electronics*, vol. 3, pp. 282–302, 2014. [En ligne]. Repéré à : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:68138>
- [80] L. Chen et C. Nugent, “Ontology-based activity recognition in intelligent pervasive environments,” *International Journal of Web Information Systems*, vol. 5, n° 4, p. 410–430, nov 2009. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1108/17440080911006199>
- [81] M. Schmitter-Edgecombe et D. J. Cook, “Assessing the quality of activities in a smart environment,” *Methods of Information in Medicine*, vol. 48, n° 05, p. 480–485, 2009. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3414/ME0592>

- [82] N. Y. Hammerla, S. Halloran, et T. Plötz, “Deep, convolutional, and recurrent models for human activity recognition using wearables,” dans *Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, ser. IJCAI’16. AAAI Press, 2016, p. 1533–1540.
- [83] B. Das, D. J. Cook, N. C. Krishnan, et M. Schmitter-Edgecombe, “One-class classification-based real-time activity error detection in smart homes,” *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 10, n° 5, p. 914–923, août 2016. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1109/JSTSP.2016.2535972>
- [84] Z. Shao, J. Xu, D. Stoyanov, E. B. Mazomenos, et Y. Jin, “Think step by step : Chain-of-gesture prompting for error detection in robotic surgical videos,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 9, n° 12, p. 11513–11520, dec 2024. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1109/LRA.2024.3495452>
- [85] H. Zhou et H. Hu, “Human motion tracking for rehabilitation—a survey,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 3, n° 1, p. 1–18, jan 2008. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.bspc.2007.09.001>
- [86] O. M. Giggins, U. Persson, et B. Caulfield, “Biofeedback in rehabilitation,” *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 10, n° 1, p. 60, 2013. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1186/1743-0003-10-60>
- [87] Demiris et H. and, “Technologies for an aging society : a systematic review of "smart home" applications,” *Yearbook of medical informatics*, 2007.
- [88] M. Ghamari, “A review on wearable photoplethysmography sensors and their potential future applications in health care,” *International Journal of Biosensors amp ; Bioelectronics*, vol. 4, n° 4, 2018. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.15406/ijbsbe.2018.04.00125>
- [89] A. N. Bashkatov, E. A. Genina, V. I. Kochubey, et V. V. Tuchin, “Optical properties of human skin, subcutaneous and mucous tissues in the wavelength range from 400 to 2000nm,” *Journal of Physics D : Applied Physics*, vol. 38, n° 15, p. 2543–2555, jul 2005. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1088/0022-3727/38/15/004>
- [90] S. MILLASSEAU, R. KELLY, J. RITTER, et P. CHOWIENCZYK, “Determination of age-related increases in large artery stiffness by digital pulse contour analysis,”

- Clinical Science*, vol. 103, n° 4, p. 371–377, aug 2002. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1042/cs1030371>
- [91] M. Nitzan, A. Romem, et R. Koppel, “Pulse oximetry : fundamentals and technology update,” *Medical Devices : Evidence and Research*, p. 231, jul 2014. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.2147/MDER.S47319>
- [92] Y. Li, X. He, S.-C. Chen, et N. Zhao, “Intelligent photodetectors : Postmanufacturing tunability toward enhanced performance and advanced functions,” *Chemical Reviews*, vol. 125, n° 15, p. 6977–7022, juillet 2025. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1021/acs.chemrev.4c00763>
- [93] R. R.-M. Serrano, D. Jiang, et A. Demosthenous, “Ultra-low-power ppg analog signal processing circuit for continuous blood pressure estimation,” dans *2022 29th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems (ICECS)*, 2022, pp. 1–4.
- [94] B. Lin, M. Atef, et G. Wang, “14.85 μ w analog front-end for photoplethysmography acquisition with 142-dB gain and 64.2-parms noise,” *Sensors*, vol. 19, n° 3, p. 512, janvier 2019. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s19030512>
- [95] M. Boukhechba, L. Cai, C. Wu, et L. E. Barnes, “Actippi : Using deep neural networks for activity recognition from wrist-worn photoplethysmography (ppg) sensors,” *Smart Health*, vol. 14, p. 100082, décembre 2019. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.smhl.2019.100082>
- [96] F. Scardulla, G. Cosoli, S. Spinsante, A. Poli, G. Iadarola, R. Pernice, A. Busacca, S. Pasta, L. Scalise, et L. D’Acquisto, “Photoplethysmographic sensors, potential and limitations : Is it time for regulation ? a comprehensive review,” *Measurement*, vol. 218, p. 113150, août 2023. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2023.113150>
- [97] Y. Ruan, X. Chen, X. Zhang, et X. Chen, “Principal component analysis of photoplethysmography signals for improved gesture recognition,” *Frontiers in Neuroscience*, vol. 16, novembre 2022. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3389/fnins.2022.1047070>
- [98] T. Zhao, J. Liu, Y. Wang, H. Liu, et Y. Chen, “Ppg-based finger-level gesture recognition leveraging wearables,” dans *IEEE INFOCOM 2018 - IEEE Conference on Computer*

Communications, 2018, pp. 1457–1465.

- [99] S. Ryu, S. Yun, S. Lee, et I. c. Jeong, “Exploring the possibility of photoplethysmography-based human activity recognition using convolutional neural networks,” *Sensors*, vol. 24, n° 5, p. 1610, mars 2024. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s24051610>
- [100] Y. Ling, X. Chen, Y. Ruan, X. Zhang, et X. Chen, “Comparative study of gesture recognition based on accelerometer and photoplethysmography sensor for gesture interactions in wearable devices,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 21, n° 15, pp. 17 107–17 117, 2021.
- [101] C. D. Hayden, B. P. Murphy, D. Gilsenan, B. Nasserroleslami, O. Hardiman, et D. Murray, “Clinical validation of a novel hand dexterity measurement device,” *PLOS Digital Health*, vol. 4, n° 3, p. e0000744, mars 2025. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pdig.0000744>
- [102] Z. Hashemian, B. Zamani, et M. Adibi, “Leveraging model driven techniques for designing web-gis systems,” dans *2023 28th International Computer Conference, Computer Society of Iran (CSICC)*, 2023, pp. 01–05.
- [103] H. Wang, P. Kang, Q. Gao, S. Jiang, et P. B. Shull, “A novel ppg-fmg-acc wristband for hand gesture recognition,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 26, n° 10, p. 5097–5108, octobre 2022. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1109/JBHI.2022.3194017>
- [104] J. Gilmore et M. Nasser, “Human activity recognition algorithm with physiological and inertial signals fusion : Photoplethysmography, electrodermal activity, and accelerometry,” *Sensors*, vol. 24, p. 3005, 05 2024.
- [105] —, “Human activity recognition algorithm with physiological and inertial signals fusion : Photoplethysmography, electrodermal activity, and accelerometry,” *Sensors*, vol. 24, n° 10, p. 3005, mai 2024. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s24103005>
- [106] B. Bent, B. A. Goldstein, W. A. Kibbe, et J. P. Dunn, “Investigating sources of inaccuracy in wearable optical heart rate sensors,” *npj Digital Medicine*, vol. 3, n° 1, feb 2020. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1038/s41746-020-0226-6>

- [107] Y. Zhao, J. Wu, W. Li, et S. Lu, “Efficient interference estimation with accuracy control for data-driven resource allocation in cloud-ran,” *Sensors*, vol. 18, n° 9, p. 3000, septembre 2018. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s18093000>
- [108] A. Roberge, B. Bouchard, J. Maître, et S. Gaboury, “Hand gestures identification for fine-grained human activity recognition in smart homes,” *Procedia Computer Science*, vol. 201, p. 32–39, 2022. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2022.03.007>
- [109] D. Campbell et D. Fiske, “Convergent and discriminant validation by the multitrait-multimethod matrix,” *Psychological Bulletin*, vol. 56, pp. 81–105, 03 1959.
- [110] D. Roggen, A. Calatroni, M. Rossi, T. Holleczeck, K. Förster, G. Tröster, P. Lukowicz, D. Bannach, G. Pirkel, A. Ferscha, J. Doppler, C. Holzmann, M. Kurz, G. Holl, R. Chavarriaga, H. Sagha, H. Bayati, M. Creatura, et J. d. R. Millàn, “Collecting complex activity datasets in highly rich networked sensor environments,” dans *2010 Seventh International Conference on Networked Sensing Systems (INSS)*, 2010, pp. 233–240.
- [111] —, “Collecting complex activity datasets in highly rich networked sensor environments,” dans *2010 Seventh International Conference on Networked Sensing Systems (INSS)*, 2010, pp. 233–240.
- [112] A. Reiss et D. Stricker, “Introducing a new benchmarked dataset for activity monitoring,” dans *2012 16th International Symposium on Wearable Computers*, 2012, pp. 108–109.
- [113] T. Munzner, “A nested model for visualization design and validation,” *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, vol. 15, n° 6, pp. 921–928, 2009.
- [114] A. Reiss, I. Indlekofer, P. Schmidt, et K. Van Laerhoven, “Deep ppg : Large-scale heart rate estimation with convolutional neural networks,” *Sensors*, vol. 19, n° 14, p. 3079, jul 2019. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s19143079>
- [115] N. Denzin, *The Research Act : A Theoretical Introduction to Sociological Methods*, ser. Methodological perspectives. Routledge, 2017. [En ligne]. Repéré à : <https://books.google.ca/books?id=UjcpxFE0T4cC>
- [116] J. Park, H. S. Seok, S.-S. Kim, et H. Shin, “Photoplethysmogram analysis and applications :

- An integrative review,” *Frontiers in Physiology*, vol. 12, mars 2022. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3389/fphys.2021.808451>
- [117] M.-Z. Poh, N. C. Swenson, et R. W. Picard, “Motion-tolerant magnetic earring sensor and wireless earpiece for wearable photoplethysmography,” *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 14, n° 3, pp. 786–794, 2010.
- [118] E. Upton et G. Halfacree, *Raspberry Pi User Guide*. Wiley, 2016. [En ligne]. Repéré à : <https://books.google.ca/books?id=WHPPhDAAAQBAJ>
- [119] S. Ossont et S. Cox, “The raspberry pi : A technology disrupter, and the enabler of dreams,” *Electronics*, vol. 6, p. 51, 07 2017.
- [120] Y. Kwon, K. Kang, et C. Bae, “Unsupervised learning for human activity recognition using smartphone sensors,” *Expert Systems with Applications*, vol. 41, n° 14, p. 6067–6074, oct 2014. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2014.04.037>
- [121] J. Ward, P. Lukowicz, G. Troster, et T. Starner, “Activity recognition of assembly tasks using body-worn microphones and accelerometers,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, n° 10, pp. 1553–1567, 2006.
- [122] C. Contoli, S. Peretti, et E. Lattanzi, *Balancing Accuracy and Energy : The Impact of Window Size on Sensor-Based Human Activity Recognition*. Springer Nature Switzerland, 2025, p. 43–54. [En ligne]. Repéré à : http://dx.doi.org/10.1007/978-3-031-96235-6_4
- [123] T. Beauchamp et J. Childress, “Principles of biomedical ethics : Marking its fortieth anniversary,” *The American Journal of Bioethics*, vol. 19, n° 11, p. 9–12, oct 2019. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1080/15265161.2019.1665402>
- [124] M. Christ, N. Braun, J. Neuffer, et A. W. Kempa-Liehr, “Time series feature extraction on basis of scalable hypothesis tests (tsfresh – a python package),” *Neurocomputing*, vol. 307, p. 72–77, sep 2018. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2018.03.067>
- [125] J. A. Ward, P. Lukowicz, et H. W. Gellersen, “Performance metrics for activity recognition,” *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, vol. 2, n° 1, p. 1–23, jan 2011.

[En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/1889681.1889687>

- [126] J. R. Landis et G. G. Koch, “The measurement of observer agreement for categorical data.” *Biometrics*, vol. 33 1, pp. 159–74, 1977. [En ligne]. Repéré à : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:11077516>
- [127] R. Kohavi, “A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection,” dans *Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume 2*, ser. IJCAI’95. San Francisco, CA, USA : Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1995, p. 1137–1143.
- [128] B. Singh, S. Chastin, A. Miatke, R. Curtis, D. Dumuid, J. Brinsley, T. Ferguson, K. Szeto, C. Simpson, E. Eglitis, I. Willems, et C. Maher, “Real-world accuracy of wearable activity trackers for detecting medical conditions : Systematic review and meta-analysis,” *JMIR mHealth and uHealth*, vol. 12, p. e56972, aug 2024. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.2196/56972>
- [129] A. Davoudi, M. T. Mardini, D. Nelson, F. Albinali, S. Ranka, P. Rashidi, et T. M. Manini, “The effect of sensor placement and number on physical activity recognition and energy expenditure estimation in older adults : Validation study,” *JMIR mHealth and uHealth*, vol. 9, n° 5, p. e23681, may 2021. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.2196/23681>
- [130] J. Oh, G. E. Loeb, et B. A. Smith, “The utility of calibrating wearable sensors before quantifying infant leg movements,” *Sensors*, vol. 24, n° 17, p. 5736, sep 2024. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s24175736>
- [131] P. H. Charlton, V. Marozas, E. Mejía-Mejía, P. A. Kyriacou, et J. Mant, “Determinants of photoplethysmography signal quality at the wrist,” *PLOS Digital Health*, vol. 4, n° 6, p. e0000585, jun 2025. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pdig.0000585>
- [132] D. Li, P. Kang, K. Zhu, J. Li, et P. Shull, “Feasibility of wearable ppg for simultaneous hand gesture and force level classification,” *IEEE Sensors Journal*, p. 1, 01 2023.
- [133] L. Breiman, “Random forests,” *Machine Learning*, vol. 45, n° 1, p. 5–32, oct 2001. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1023/A:1010933404324>

- [134] W. Ding, S. Wu, et C. Nugent, “A multimodal fusion enabled ensemble approach for human activity recognition in smart homes,” *Health Informatics Journal*, vol. 29, n° 2, apr 2023. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1177/14604582231171927>
- [135] R. Ge, “Xgboost-based human activity recognition algorithm using wearable smart devices,” *Applied and Computational Engineering*, vol. 2, pp. 352–358, 03 2023.
- [136] A. Temko, “Accurate heart rate monitoring during physical exercises using ppg,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 64, n° 9, pp. 2016–2024, 2017.
- [137] G. Nie, J. Zhu, G. Tang, D. Zhang, S. Geng, Q. Zhao, et S. Hong, “A review of deep learning methods for photoplethysmography data,” 2024. [En ligne]. Repéré à : <https://arxiv.org/abs/2401.12783>
- [138] M. H. Mohd Noor, Z. Salcic, et K. Wang, “Adaptive sliding window segmentation for physical activity recognition using a single tri-axial accelerometer,” *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 38, 09 2016.
- [139] Q. Zhang, B. Wei, C. Yi, H. Zhu, Q. Ding, et F. Jiang, “Cross-subject human activity recognition based on self-training and self-supervised learning,” *Computing*, vol. 107, n° 6, jun 2025. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1007/s00607-025-01503-1>
- [140] W. Nasir et H. Jack, “Real-time machine learning pipelines : Optimizing stream processing for scalable ai applications,” 02 2025.
- [141] S. Xaviar, X. Yang, et O. Ardakanian, “Robust multimodal fusion for human activity recognition,” 2023. [En ligne]. Repéré à : <https://arxiv.org/abs/2303.04636>
- [142] S.-L. Chua, L. K. Foo, H. W. Guesgen, et S. Marsland, “Incremental learning of human activities in smart homes,” *Sensors*, vol. 22, n° 21, p. 8458, nov 2022. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s22218458>
- [143] J. Van Der Donckt, N. Vandenbussche, J. Van Der Donckt, S. Chen, M. Stojchevska, M. De Brouwer, B. Steenwinckel, K. Paemeleire, F. Ongenae, et S. Van Hoecke, “Mitigating data quality challenges in ambulatory wrist-worn wearable monitoring through analytical and practical approaches,” *Scientific Reports*, vol. 14, n° 1, jul 2024. [En ligne].

Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-024-67767-3>

- [144] R. Chandrasekaran, M. Sadiq T, et E. Moustakas, “Usage trends and data sharing practices of healthcare wearable devices among us adults : Cross-sectional study,” *Journal of Medical Internet Research*, vol. 27, p. e63879, feb 2025. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.2196/63879>
- [145] D. McCaldin, K. Wang, G. Schreier, N. Lovell, M. Marschollek, S. Redmond, et M. Schukat, “Unintended consequences of wearable sensor use in healthcare : Contribution of the imia wearable sensors in healthcare wg,” *Yearbook of Medical Informatics*, vol. 25, n° 01, p. 73–86, aug 2016. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.15265/IY-2016-025>
- [146] S. Cho, I. Ensari, C. Weng, M. G. Kahn, et K. Natarajan, “Factors affecting the quality of person-generated wearable device data and associated challenges : Rapid systematic review,” *JMIR mHealth and uHealth*, vol. 9, n° 3, p. e20738, mar 2021. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.2196/20738>
- [147] J. Heikenfeld, A. Jajack, J. Rogers, P. Gutruf, L. Tian, T. Pan, R. Li, M. Khine, J. Kim, J. Wang, et J. Kim, “Wearable sensors : modalities, challenges, and prospects,” *Lab on a Chip*, vol. 18, n° 2, p. 217–248, 2018. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1039/c7lc00914c>
- [148] S. Canali, V. Schiaffonati, et A. Aliverti, “Challenges and recommendations for wearable devices in digital health : Data quality, interoperability, health equity, fairness,” *PLOS Digital Health*, vol. 1, n° 10, p. e0000104, oct 2022. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pdig.0000104>
- [149] M. A. Xu, G. Narayanswamy, K. Ayush, D. Spathis, S. Liao, S. A. Tailor, A. Metwally, A. A. Heydari, Y. Zhang, J. Garrison, S. Abdel-Ghaffar, X. Xu, K. Gu, J. Sunshine, M.-Z. Poh, Y. Liu, T. Althoff, S. Narayanan, P. Kohli, M. Malhotra, S. Patel, Y. Yang, J. M. Rehg, X. Liu, et D. McDuff, “Lsm-2 : Learning from incomplete wearable sensor data,” 2025. [En ligne]. Repéré à : <https://arxiv.org/abs/2506.05321>
- [150] V. Vijayan, J. P. Connolly, J. Condell, N. McKelvey, et P. Gardiner, “Review of wearable devices and data collection considerations for connected health,” *Sensors*, vol. 21, n° 16, p. 5589, aug 2021. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s21165589>

- [151] S. Canali, V. Schiaffonati, et A. Aliverti, “Challenges and recommendations for wearable devices in digital health : Data quality, interoperability, health equity, fairness,” *PLOS Digital Health*, vol. 1, n° 10, p. e0000104, oct 2022. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pdig.0000104>

- [152] S. Drgas, “A survey on low-latency dnn-based speech enhancement,” *Sensors*, vol. 23, n° 3, 2023. [En ligne]. Repéré à : <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/3/1380>

- [153] F. Sabry, T. Eltaras, W. Labda, K. Alzoubi, et Q. Malluhi, “Machine learning for healthcare wearable devices : The big picture,” *Journal of Healthcare Engineering*, vol. 2022, p. 1–25, apr 2022. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1155/2022/4653923>

- [154] M. Alarfaj, A. Al Madini, A. Alsafran, M. Farag, S. Chtourou, A. Afifi, A. Ahmad, O. Al Rubayyi, A. Al Harbi, et M. Al Thunaian, “Wearable sensors based on artificial intelligence models for human activity recognition,” *Frontiers in Artificial Intelligence*, vol. 7, jun 2024. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3389/frai.2024.1424190>

- [155] W. Huang, L. Zhang, S. Wang, H. Wu, et A. Song, “Deep ensemble learning for human activity recognition using wearable sensors via filter activation,” *ACM Transactions on Embedded Computing Systems*, vol. 22, n° 1, p. 1–23, oct 2022. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/3551486>

- [156] Z. Yu, Y. Han, L. Cha, S. Chen, Z. Wang, et Y. Zhang, “Design of an intelligent wearable device for real-time cattle health monitoring,” *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 11, nov 2024. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3389/frobt.2024.1441960>

- [157] H. Guo, L. Chen, L. Peng, et G. Chen, “Wearable sensor based multimodal human activity recognition exploiting the diversity of classifier ensemble,” dans *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, ser. UbiComp ’16. ACM, sep 2016, p. 1112–1123. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/2971648.2971708>

- [158] J. Wang, Z. He, G. Zheng, S. Gao, et K. Zhao, “Development and validation of an ensemble classifier for real-time recognition of cow behavior patterns from accelerometer data and location data,” *PLOS ONE*, vol. 13, n° 9, p. e0203546, sep 2018. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0203546>

- [159] M. Anjum, W. Ahmad, S. Shahab, A. K. Dutta, A. Elrashidi, A. Yousef, et Z. A. Shaikh, “Enhancing wearable sensor data analysis for patient health monitoring using allied data disparity technique and multi instance ensemble perceptron learning,” *Scientific Reports*, vol. 15, n° 1, aug 2025. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-025-08051-w>

- [160] H. Kaur, V. Rani, et M. Kumar, “Human activity recognition : A comprehensive review,” *Expert Systems*, vol. 41, n° 11, jul 2024. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1111/exsy.13680>

- [161] A. Ferrari, D. Micucci, M. Mobilio, et P. Napolitano, “On the personalization of classification models for human activity recognition,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 32 066–32 079, 2020.

- [162] M. Fazli, K. Kowsari, E. Gharavi, L. Barnes, et A. Doryab, *HHAR-net : Hierarchical Human Activity Recognition using Neural Networks*. Springer International Publishing, 2021, p. 48–58. [En ligne]. Repéré à : http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-68449-5_6

- [163] Y. Guan et T. Plötz, “Ensembles of deep lstm learners for activity recognition using wearables,” *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, vol. 1, n° 2, p. 1–28, jun 2017. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/3090076>

- [164] A. Gumaei, M. M. Hassan, A. Alelaiwi, et H. Alsaman, “A hybrid deep learning model for human activity recognition using multimodal body sensing data,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 99 152–99 160, 2019.

- [165] S. Hossain, K. Deb, S. Sakib, et I. H. Sarker, “A hybrid deep learning framework for daily living human activity recognition with cluster-based video summarization,” *Multimedia Tools and Applications*, vol. 84, n° 9, p. 6219–6272, apr 2024. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1007/s11042-024-19022-0>

- [166] J. He, Q. Zhang, L. Wang, et L. Pei, “Weakly supervised human activity recognition from wearable sensors by recurrent attention learning,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 19, n° 6, pp. 2287–2297, 2019.

- [167] S. Zhang, Y. Li, S. Zhang, F. Shahabi, S. Xia, Y. Deng, et N. Alshurafa, “Deep learning

- in human activity recognition with wearable sensors : A review on advances,” *Sensors*, vol. 22, n° 4, p. 1476, feb 2022. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s22041476>
- [168] H. Wang, X. Wang, C. Lu, M. Yuan, Y. Wang, H. Yu, et H. Li, “Enhancing human activity recognition in wrist-worn sensor data through compensation strategies for sensor displacement,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 95 058–95 070, 2024.
- [169] W. Su, C. Wang, J. Li, Z. Yu, et L. Jin, “A novel feature extraction framework based on periodic features for human activity recognition using wearable sensor data,” *Digital Signal Processing*, vol. 168, p. 105584, jan 2026. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1016/j.dsp.2025.105584>
- [170] M. Straczekiewicz, P. James, et J.-P. Onnela, “A systematic review of smartphone-based human activity recognition methods for health research,” *npj Digital Medicine*, vol. 4, n° 1, oct 2021. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1038/s41746-021-00514-4>
- [171] M. Straczekiewicz, N. W. Glynn, et J. Harezlak, “On placement, location and orientation of wrist-worn tri-axial accelerometers during free-living measurements,” *Sensors*, vol. 19, n° 9, p. 2095, may 2019. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s19092095>
- [172] K. J. Kubota, J. A. Chen, et M. A. Little, “Machine learning for large-scale wearable sensor data in parkinson’s disease : Concepts, promises, pitfalls, and futures : Machine learning for pd wearables,” *Movement Disorders*, vol. 31, n° 9, p. 1314–1326, aug 2016. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1002/mds.26693>
- [173] A. Esmaeili Kelishomi, A. Garmabaki, M. Bahaghighat, et J. Dong, “Mobile user indoor-outdoor detection through physical daily activities,” *Sensors*, vol. 19, n° 3, p. 511, jan 2019. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s19030511>
- [174] Y. Zhou, H. Zhao, Y. Huang, T. Röddiger, M. Kurnaz, T. Riedel, et M. Beigl, “Autoaughar : Automated data augmentation for sensor-based human activity recognition,” *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, vol. 8, n° 2, p. 1–27, may 2024. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/3659589>
- [175] T. Choudhury, G. Borriello, S. Consolvo, D. Haehnel, B. Harrison, B. Hemingway, J. Hightower, P. P. Klasnja, K. Koscher, A. LaMarca, J. A. Landay, L. LeGrand, J. Lester, A. Rahimi, A. Rea, et D. Wyatt, “The mobile sensing platform : An embedded activity recognition

- system,” *IEEE Pervasive Computing*, vol. 7, n° 2, pp. 32–41, 2008.
- [176] M. Del Rosario, S. Redmond, et N. Lovell, “Tracking the evolution of smartphone sensing for monitoring human movement,” *Sensors*, vol. 15, n° 8, p. 18901–18933, jul 2015. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.3390/s150818901>
- [177] R. Iniesta, D. Stahl, et P. McGuffin, “Machine learning, statistical learning and the future of biological research in psychiatry,” *Psychological Medicine*, vol. 46, n° 12, p. 2455–2465, jul 2016. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1017/S0033291716001367>
- [178] M. Gholizade, H. Soltanizadeh, M. Rahmanimanesh, et S. Sana, “A review of recent advances and strategies in transfer learning,” *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, vol. 16, 02 2025.
- [179] J. Han, J. Pei, et Y. Yin, “Mining frequent patterns without candidate generation,” *ACM SIGMOD Record*, vol. 29, n° 2, p. 1–12, may 2000. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/335191.335372>
- [180] “Managing and mining graph data | springerlink,” <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4419-6045-0>, 2025, accessed : 2025-09-25.
- [181] *Mining Graph Data*. Wiley, apr 2006. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1002/0470073047>
- [182] K. Chen, D. Zhang, L. Yao, B. Guo, Z. Yu, et Y. Liu, “Deep learning for sensor-based human activity recognition : Overview, challenges, and opportunities,” *ACM Computing Surveys*, vol. 54, n° 4, p. 1–40, may 2021. [En ligne]. Repéré à : <http://dx.doi.org/10.1145/3447744>
- [183] A. Wang, G. Chen, J. Yang, S. Zhao, et C.-Y. Chang, “A comparative study on human activity recognition using inertial sensors in a smartphone,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, n° 11, pp. 4566–4578, 2016.
- [184] M. Jovanovic, G. Mitrov, E. Zdravevski, P. Lameski, S. Colantonio, M. Kampel, H. Tellioglu, et F. Florez-Revuelta, “Ambient assisted living : Scoping review of artificial intelligence models, domains, technology, and concerns,” *Journal of Medical Internet Research*, vol. 24, n° 11, p. e36553, nov 2022. [En ligne]. Repéré à :

<http://dx.doi.org/10.2196/36553>

- [185] Z. Wu, J. Wu, H. Li, T. Qu, X. Meng, Q. Xu, Z. Wu, J. Bai, L. Yang, L. Gong, et Y. Yun, “Integrated physical optics for calculating electric-large metallic sphere scattering irradiated by vortex wave in microwave frequency band,” *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, vol. 21, n° 6, pp. 1288–1292, 2022.

- [186] “Decade of healthy ageing : baseline report,” <https://www.who.int/publications/i/item/9789240017900>, 2025, accessed : 2025-10-07.

APPENDICE A

PREMIÈRE ANNEXE

A.1 MODÈLE 4 : COMPARAISON DES CLASSIFICATEURS (MALWEAR)

Le modèle 4 compare différents classificateurs (RandomForest, SVM, MLP, XGBoost et un ensemble) pour la détection d'activités. XGBoost présente les meilleures performances avec une précision globale de 91%, suivi de près par RandomForest et MLP à 90%. Le SVM montre des performances plus modestes avec 82% de précision. Pour toutes les approches, l'activité "idle" est la mieux détectée, avec des F1-scores dépassant 93%, tandis que l'activité "flip" pose plus de difficultés, particulièrement pour le SVM avec un F1-score de 69%.

	Precision	Recall	F1-Score	Support
breakEgg	0.90	0.88	0.89	641
cut	0.88	0.91	0.89	615
flip	0.85	0.82	0.83	640
idle	0.96	0.96	0.96	614
pour	0.93	0.91	0.92	583
whip	0.87	0.90	0.89	594
Précision			0.90	3687
Moyenne macro	0.90	0.90	0.90	3687
Moyenne pondérée	0.90	0.90	0.90	3687

TABLEAU A.1 : Résultats pour RandomForest

	Precision	Recall	F1-Score	Support
breakEgg	0.85	0.82	0.84	641
cut	0.76	0.82	0.79	615
flip	0.74	0.65	0.69	640
idle	0.91	0.94	0.93	614
pour	0.87	0.88	0.88	583
whip	0.80	0.83	0.81	594
Précision			0.82	3687
Moyenne macro	0.82	0.82	0.82	3687
Moyenne pondérée	0.82	0.82	0.82	3687

TABLEAU A.2 : Résultats pour SVM

	Precision	Recall	F1-Score	Support
breakEgg	0.90	0.89	0.90	641
cut	0.88	0.92	0.90	615
flip	0.86	0.83	0.84	640
idle	0.98	0.97	0.97	614
pour	0.94	0.91	0.92	583
whip	0.86	0.89	0.87	594
Précision			0.90	3687
Moyenne macro	0.90	0.90	0.90	3687
Moyenne pondérée	0.90	0.90	0.90	3687

TABLEAU A.3 : Résultats pour MLP

	Precision	Recall	F1-Score	Support
breakEgg	0.92	0.88	0.90	641
cut	0.91	0.94	0.92	615
flip	0.86	0.85	0.86	640
idle	0.97	0.97	0.97	614
pour	0.94	0.92	0.93	583
whip	0.87	0.91	0.89	594
Précision			0.91	3687
Moyenne macro	0.91	0.91	0.91	3687
Moyenne pondérée	0.91	0.91	0.91	3687

TABLEAU A.4 : Résultats pour XGBoost

	Precision	Recall	F1-Score	Support
breakEgg	0.90	0.87	0.88	641
cut	0.89	0.92	0.90	615
flip	0.85	0.82	0.84	640
idle	0.96	0.97	0.96	614
pour	0.93	0.91	0.92	583
whip	0.86	0.90	0.88	594
Précision			0.90	3687
Moyenne macro	0.90	0.90	0.90	3687
Moyenne pondérée	0.90	0.90	0.90	3687

TABLEAU A.5 : Résultats ensemble

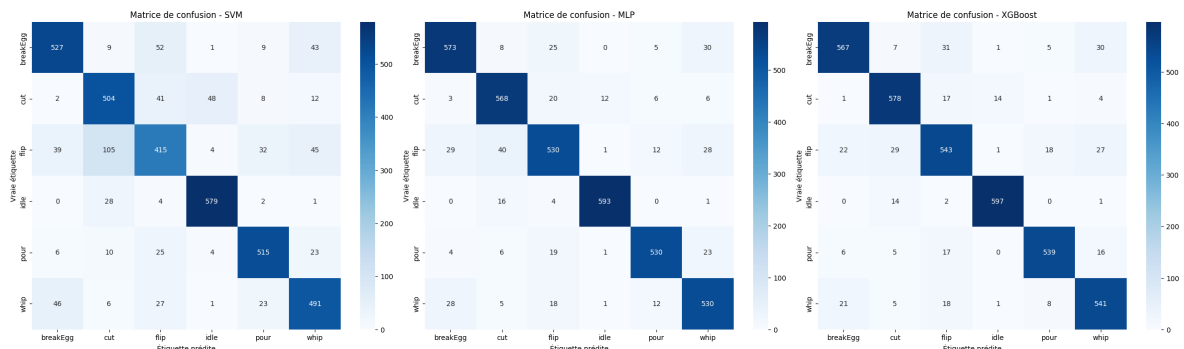


FIGURE A.1 : Matrices de confusion SVM / MLP / XGBoost

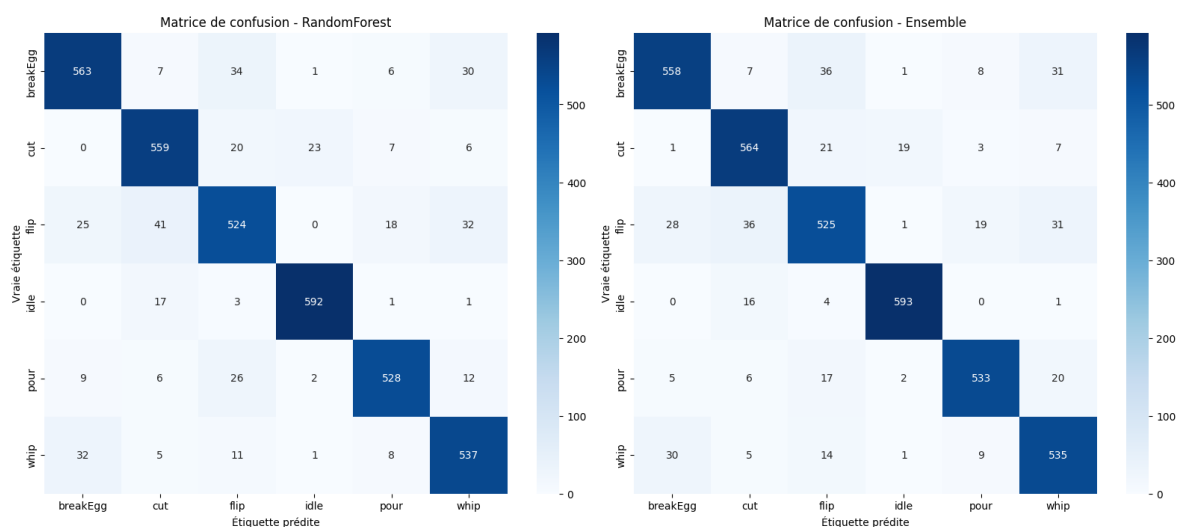


FIGURE A.2 : Matrices de confusion RF / Ensemble des Modèles

A.2 MODÈLE 5 : TRANSFERT ENTRE TENSIONS (MALWEAR)

Le modèle 5 évalue la capacité de généralisation entre différentes tensions. Les résultats montrent une dégradation des performances lors du test sur des tensions différentes de l'entraînement. Les modèles entraînés sur les tensions 00 et 02 maintiennent des performances acceptables entre eux (86-87% de Précision), mais les performances se dégradent significativement lors des tests sur la tension 02i, avec des accuracies tombant à environ 66%.

Test	Précision	Weighted F1-score
Tension 02	0.861	0.861
Tension 20	0.804	0.805
Tension 02i	0.668	0.661

TABEAU A.6 : Résultats pour le modèle entraîné sur la tension 00

Test	Précision	Weighted F1-score
Tension 00	0.869	0.868
Tension 20	0.773	0.774
Tension 02i	0.661	0.663

TABLEAU A.7 : Résultats pour le modèle entraîné sur la tension 02

Test	Précision	Weighted F1-score
Tension 00	0.830	0.829
Tension 02	0.804	0.804
Tension 02i	0.629	0.625

TABLEAU A.8 : Résultats pour le modèle entraîné sur la tension 20

Test	Précision	Weighted F1-score
Tension 00	0.531	0.501
Tension 02	0.525	0.497
Tension 20	0.537	0.507

TABLEAU A.9 : Résultats pour le modèle entraîné sur la tension 02i

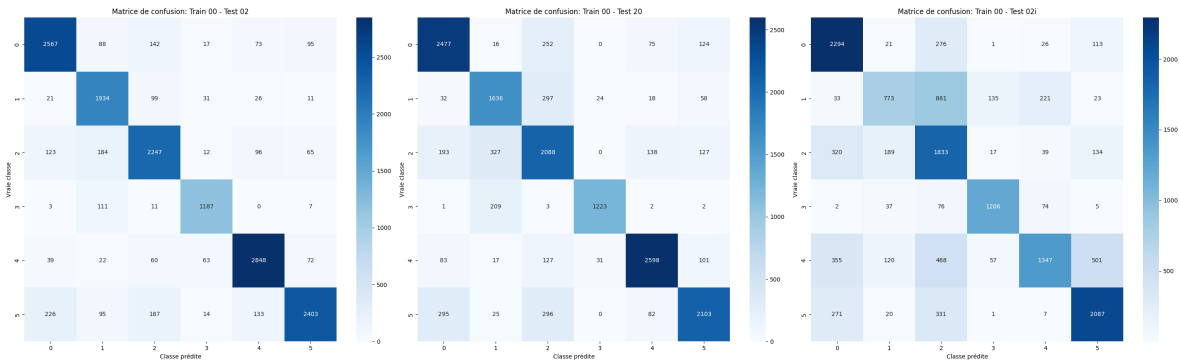


FIGURE A.3 : Matrices de confusion tension 00

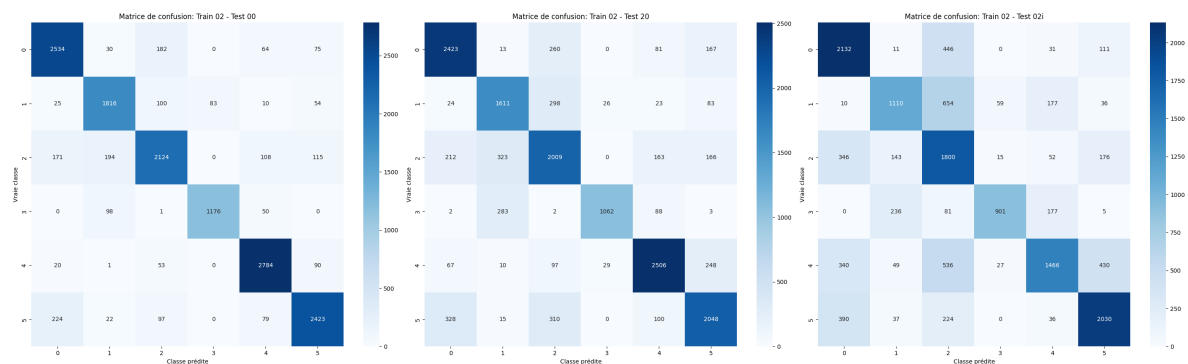


FIGURE A.4 : Matrices de confusion tension 02

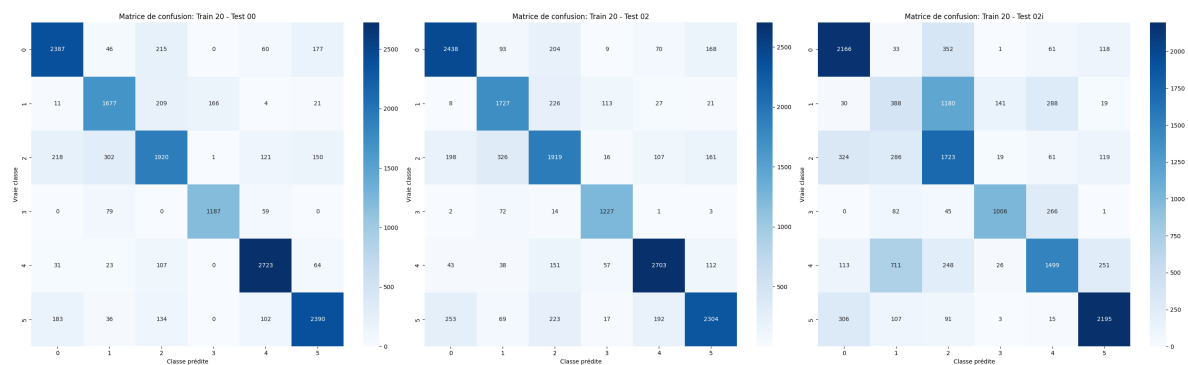


FIGURE A.5 : Matrices de confusion tension 20

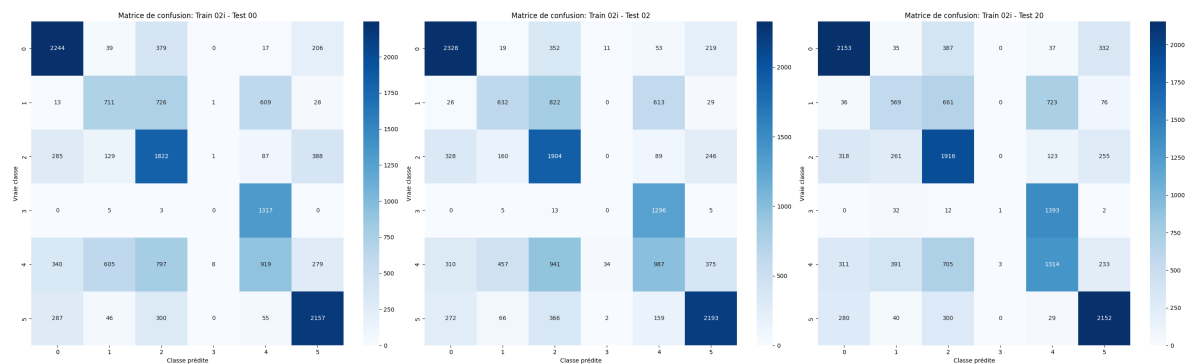


FIGURE A.6 : Matrices de confusion tension 02i

A.3 MODÈLE 6 : FOCUS SUR LA TENSION 02 (MALWEAR)

Le modèle 6, entraîné sur la tension 02, montre une excellente généralisation vers la tension 00 avec 90% de précision globale. Les performances diminuent légèrement pour la tension 20 (83% de Précision) et plus significativement pour la tension 02i (72% de Précision). Les activités "breakEgg" et "pour" maintiennent des performances relativement stables à travers les différentes tensions, tandis que "cut" montre une variabilité importante, particulièrement sur la tension 02i où son rappel chute à 43%.

Classe	Précision	Rappel	F1-score	Support
breakEgg	0.89	0.93	0.91	825
cut	0.90	0.90	0.90	814
flip	0.87	0.82	0.84	869
idle	0.90	0.94	0.92	399
pour	0.90	0.94	0.92	830
whip	0.93	0.88	0.91	833
Précision	0.90 (4570)			
Moyenne macro	0.90	0.90	0.90	4570
Moyenne pondérée	0.90	0.90	0.90	4570

TABLEAU A.10 : Résultats pour tension d'entraînement 02 et tension de test 00

Classe	Précision	Rappel	F1-score	Support
breakEgg	0.82	0.87	0.85	855
cut	0.89	0.79	0.83	814
flip	0.71	0.85	0.77	876
idle	0.89	0.80	0.84	403
pour	0.85	0.85	0.85	817
whip	0.90	0.80	0.85	826
Précision	0.83 (4591)			
Moyenne macro	0.84	0.83	0.83	4591
Moyenne pondérée	0.84	0.83	0.83	4591

TABLEAU A.11 : Résultats pour tension d'entraînement 02 et tension de test 20

Classe	Précision	Rappel	F1-score	Support
breakEgg	0.78	0.72	0.75	834
cut	0.94	0.43	0.59	805
flip	0.62	0.76	0.68	852
idle	0.86	0.64	0.73	400
pour	0.64	0.93	0.76	809
whip	0.76	0.82	0.79	809
Précision	0.72 (4509)			
Moyenne macro	0.77	0.71	0.72	4509
Moyenne pondérée	0.76	0.72	0.72	4509

TABLEAU A.12 : Résultats pour tension d'entraînement 02 et tension de test 02i

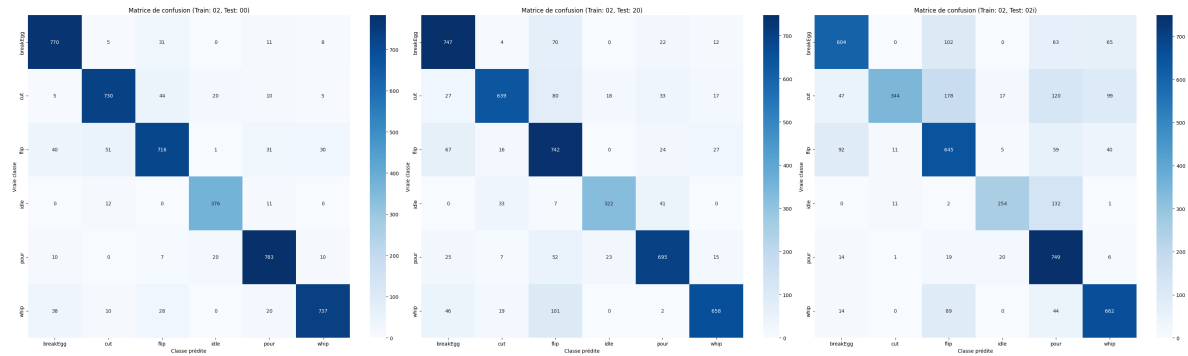


FIGURE A.7 : Matrices de confusion modèle 6

A.4 MODÈLE 7 : MODÈLES SPÉCIFIQUES PAR TENSION (MALWEAR)

Le modèle 7 démontre que les performances optimales sont obtenues lorsque les modèles sont entraînés et testés sur la même tension. La tension 00 obtient les meilleurs résultats avec 91% de précision globale. La tension 20 maintient des performances satisfaisantes à 83%, mais la tension 02i montre des difficultés significatives avec seulement 69% de précision. Les activités "cut" et "idle" sont particulièrement problématiques sur la tension 02i, avec des rappels respectifs de 32% et 29%.

Classe	Précision	Rappel	F1-score	Support
breakEgg	0.92	0.95	0.93	842
cut	0.89	0.88	0.89	816
flip	0.87	0.84	0.85	871
idle	0.88	0.92	0.90	403
pour	0.93	0.93	0.93	844
whip	0.93	0.93	0.93	859
Précision	0.91 (4635)			
Moyenne macro	0.90	0.91	0.91	4635
Moyenne pondérée	0.91	0.91	0.91	4635

TABLEAU A.13 : Résultats pour la tension 00

Classe	Précision	Rappel	F1-score	Support
breakEgg	0.77	0.91	0.83	884
cut	0.80	0.77	0.79	815
flip	0.75	0.74	0.75	889
idle	0.94	0.88	0.91	403
pour	0.90	0.85	0.87	819
whip	0.91	0.85	0.88	845
Précision	0.83 (4655)			
Moyenne macro	0.85	0.83	0.84	4655
Moyenne pondérée	0.84	0.83	0.83	4655

TABLEAU A.14 : Résultats pour la tension 20

Classe	Précision	Rappel	F1-score	Support
breakEgg	0.85	0.85	0.85	851
cut	0.79	0.32	0.46	823
flip	0.50	0.81	0.62	858
idle	0.78	0.29	0.42	409
pour	0.63	0.86	0.73	820
whip	0.92	0.81	0.86	816
Précision	0.69 (4577)			
Moyenne macro	0.74	0.66	0.66	4577
Moyenne pondérée	0.74	0.69	0.68	4577

TABLEAU A.15 : Résultats pour la tension 02i

A.5 TRAVAUX CONFÉRENCE PETRA'25)

Classe	Précision	Rappel	F1-score	Support
breakEgg	0.95	0.92	0.94	402
cut	0.90	0.93	0.92	400
flip	0.87	0.95	0.91	401
idle	1.00	0.94	0.97	200
pour	0.99	0.95	0.97	400
whip	0.99	0.97	0.98	399
Précision	0.95 (2202)			
Moyenne macro	0.95	0.95	0.95	2202
Moyenne pondérée	0.95	0.95	0.95	2202

TABLEAU A.16 : Rapport de classification main_principale - XGBoost

Classe	Précision	Rappel	F1-score	Support
breakEgg	0.97	0.98	0.97	873
cut	0.98	0.99	0.98	841
flip	0.96	0.96	0.96	871
idle	0.98	1.00	0.99	412
pour	0.99	0.98	0.98	850
whip	0.98	0.96	0.97	879
Précision	0.97 (4726)			
Moyenne macro	0.98	0.98	0.98	4726
Moyenne pondérée	0.97	0.97	0.97	4726

TABLEAU A.17 : Rapport de classification deux_mains - XGBoost

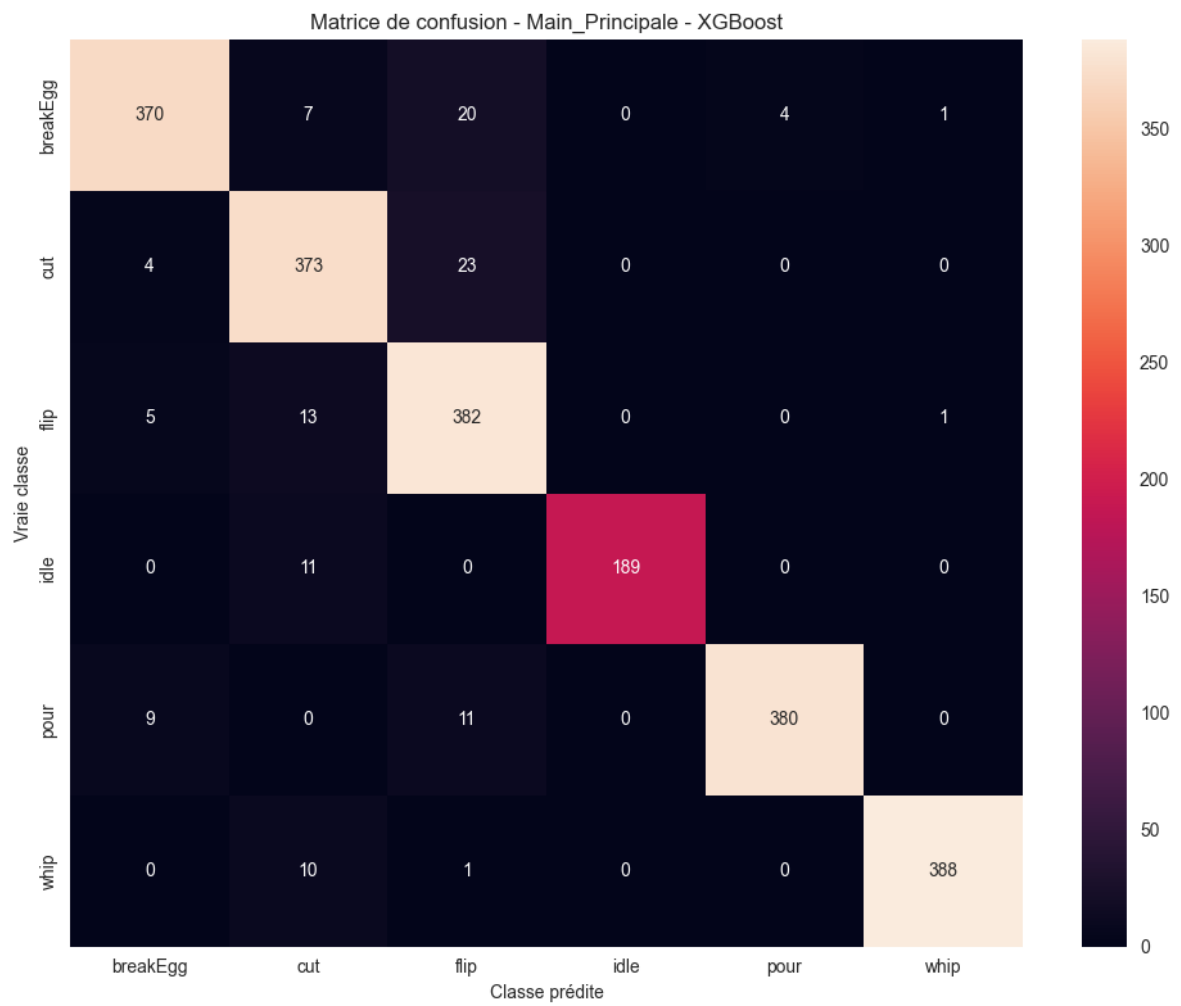


FIGURE A.8 : Matrice de confusion "main_principale" - XGBoost

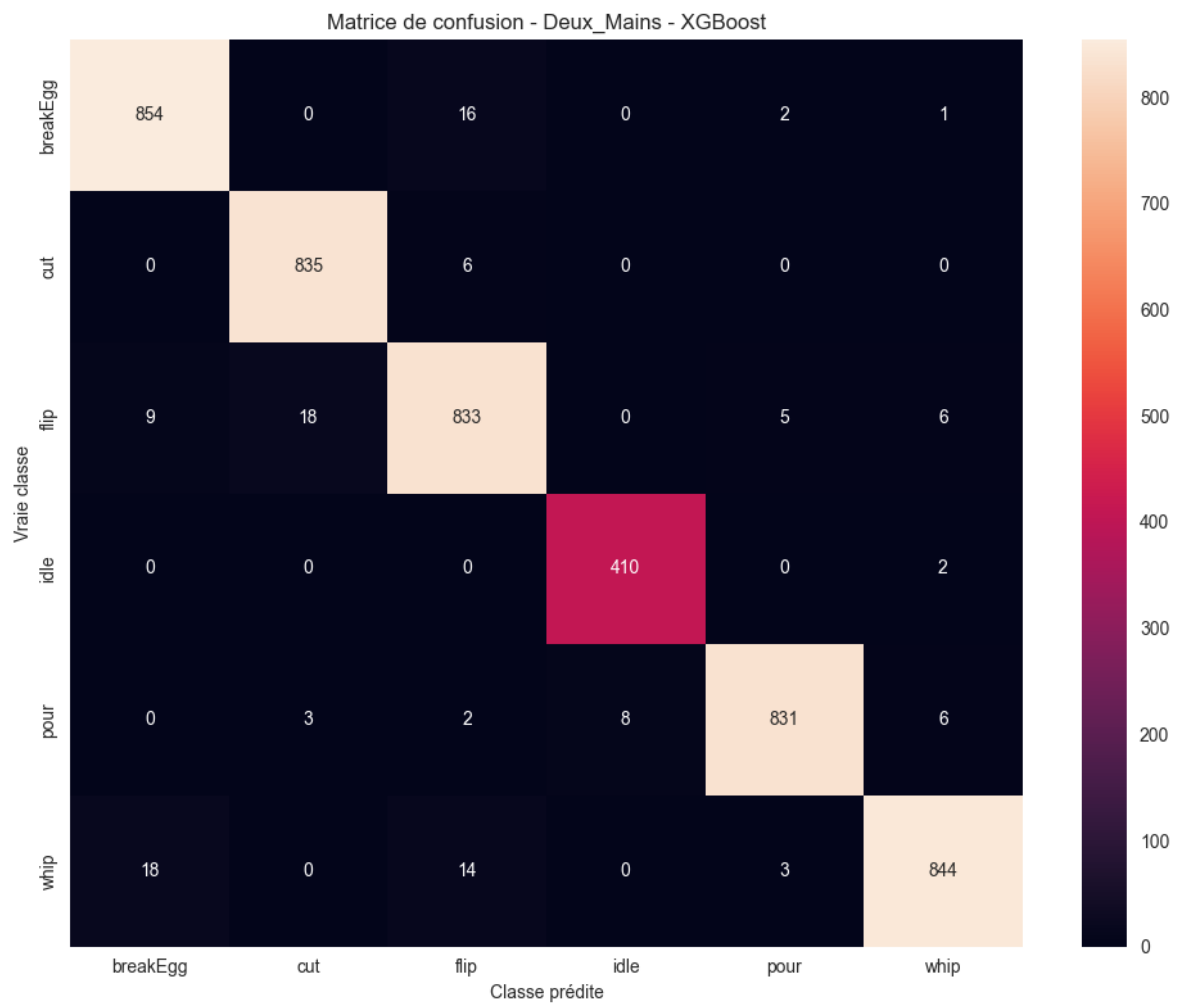


FIGURE A.9 : Matrice de confusion "deux_mains" - XGBoost

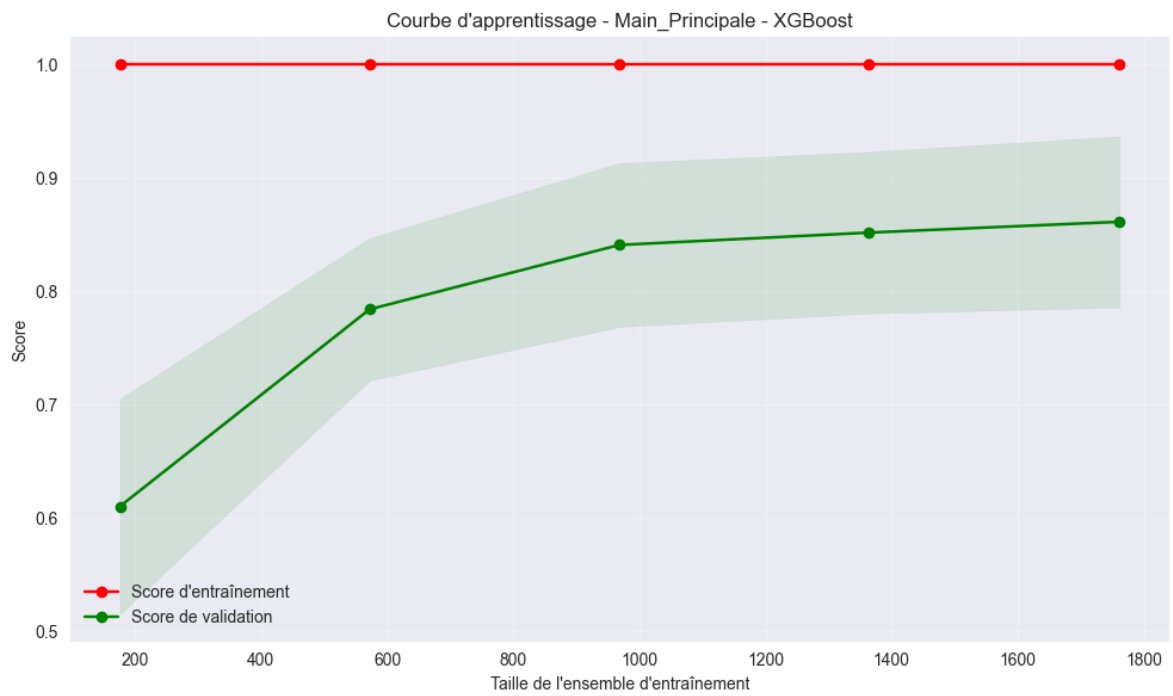


FIGURE A.10 : Courbes d'apprentissage "main_principale" - XGBoost

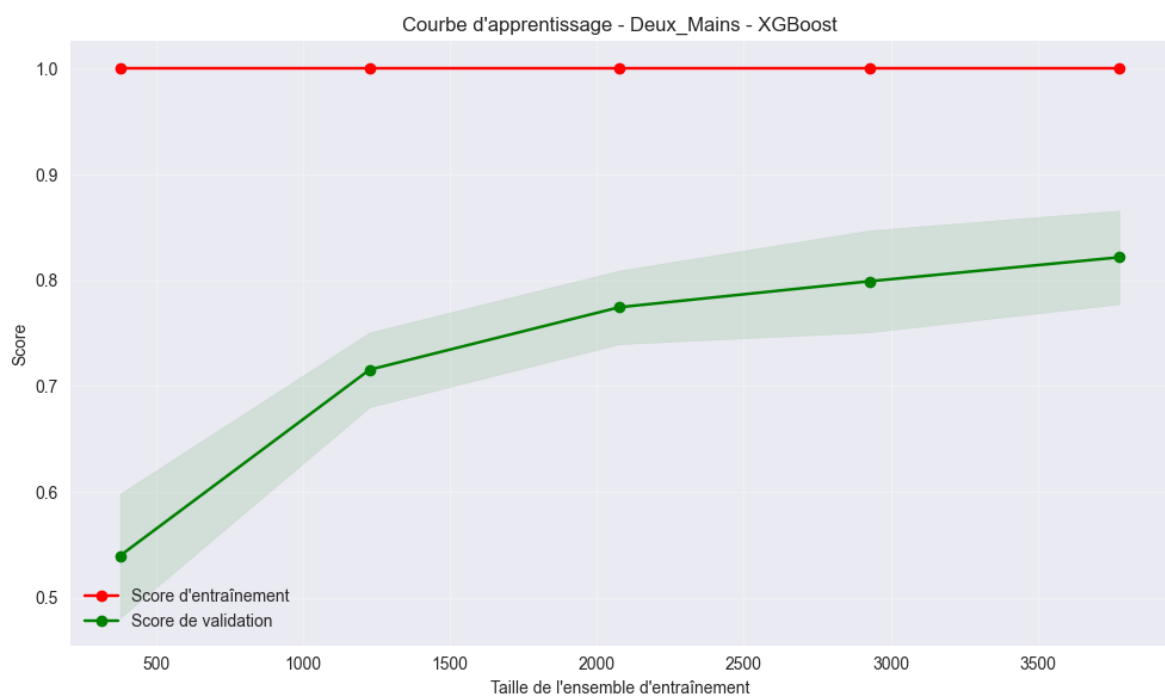


FIGURE A.11 : Courbes d'apprentissage "deux_mains" - XGBoost

APPENDICE B

DÉCLARATION DE LA CERTIFICATION ÉTHIQUE

*Cette thèse a fait l'objet d'une certification éthique. Le numéro du certificat est
2021-487*