



HAL
open science

Développement de biomarqueurs numériques innovants pour le suivi du déclin fonctionnel à domicile : modélisation conjointe de la mobilité et de la nutrition et validation clinique croisée avec des biomarqueurs biologiques

Abderrahim Derouiche

► To cite this version:

Abderrahim Derouiche. Développement de biomarqueurs numériques innovants pour le suivi du déclin fonctionnel à domicile : modélisation conjointe de la mobilité et de la nutrition et validation clinique croisée avec des biomarqueurs biologiques. Biotechnologie. Université de Toulouse, 2025. Français. ⟨NNT : 2025TLSES230⟩. ⟨tel-05554427⟩

HAL Id: tel-05554427

<https://theses.hal.science/tel-05554427v1>

Submitted on 16 Mar 2026

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire HAL, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



HAL Authorization

Doctorat de l'Université de Toulouse

Développement de biomarqueurs numériques innovants pour
le suivi du déclin fonctionnel à domicile : modélisation
conjointe de la mobilité et de la nutrition et validation clinique
croisée avec des biomarqueurs biologiques

Thèse présentée et soutenue, le 4 décembre 2025 par

Abderrahim DEROUICHE

École doctorale

GEETS - Génie Electrique Electronique, Télécommunications et Santé : du système au nanosystème

Spécialité

Ingénierie pour la santé et pour le vivant

Unité de recherche

LAAS - Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes

Thèse dirigée par

Eric CAMPO et Antoine PIAU

Composition du jury

M. Thierry CAMPS, Président, Université de Toulouse

M. Dan ISTRATE, Rapporteur, Université de technologie de Compiègne

M. Mounir MOKHTARI, Rapporteur, Institut Mines - Telecom IMT

M. Laurent BILLONNET, Examineur, Université de Limoges

Mme Gaëlle SORIANO, Examinatrice, CHU de Toulouse

M. Aly CHKEIR, Examineur, Université de technologie de Troyes

M. Eric CAMPO, Directeur de thèse, Université Toulouse - Jean Jaurès

M. Antoine PIAU, Co-directeur de thèse, CLARIANE

Membres invités

Mme Zara STEINMEYER, CHU de Toulouse

M. Damien BRULIN, Maître de conférences et Co-encadrant de thèse, UTTOP

Remerciements

Cette thèse marque l'aboutissement d'un parcours scientifique et humain d'une grande richesse. Elle n'aurait jamais vu le jour sans le soutien, la confiance et la bienveillance de toutes celles et ceux qui ont accompagné ce projet depuis ses débuts.

Je souhaite tout d'abord exprimer ma plus profonde gratitude à M. Éric CAMPO, Professeur à l'Université Toulouse 2 Jean Jaurès et directeur de thèse, pour sa confiance, sa rigueur scientifique et sa vision toujours lucide. Son accompagnement attentif, ses conseils méthodologiques et sa capacité à relier ingénierie et clinique ont été déterminants dans la réussite de ce travail.

Mes sincères remerciements vont également à Pr. Antoine PIAU, Professeur des universités praticien hospitalier au CHU de Toulouse et co-directeur de thèse, pour son regard clinique éclairé, son engagement constant et ses conseils toujours pertinents. Son expertise en gériatrie et sa sensibilité humaine ont profondément nourri cette recherche.

J'exprime aussi toute ma reconnaissance à M. Damien BRULIN, Maître de conférences à l'IUT de Tarbes et co-encadrant, pour sa disponibilité, sa patience et son accompagnement bienveillant. Son exigence scientifique, son sens du détail et sa capacité d'écoute ont largement contribué à la rigueur et à la cohérence de ce travail. Je tiens à remercier chaleureusement Dr. Zara STEINMEYER pour son aide précieuse, sa relecture attentive et ses échanges toujours constructifs. Sa présence bienveillante et son regard clinique ont été d'un grand soutien dans les étapes décisives de cette thèse.

Je souhaite également exprimer ma gratitude à tous les collaborateurs du projet CART-France, pour leur implication et leur confiance : les équipes du CHU de Toulouse, du LAAS-CNRS, de l'Oregon Center for Aging and Technology (ORCATECH), ainsi que le soutien du Fond AXA pour la Recherche, dont le financement a rendu possible cette aventure scientifique et humaine.

Un grand merci à mes collègues et amis de l'équipe S4M – LAAS-CNRS, en particulier Ghazi et Aurélien, pour leur esprit d'équipe, leur expertise technique et leur bonne humeur. Merci également à l'ensemble des stagiaires que j'ai eu le plaisir d'encadrer, pour leur implication, leur curiosité et leur enthousiasme.

Je n'oublie pas mes amis proches Abdelwakil, Florian, Adrien, Ilyes, Islam, Anouar, Mouloud, Mehdi, Ali et Nacer pour leur présence fidèle, leur humour et leur soutien dans les moments de

doute comme dans les moments de joie. Leur amitié a été un véritable moteur tout au long de ces années.

Ma plus profonde reconnaissance va enfin à ma famille, véritable pilier de ce parcours. À mes parents, pour leur amour inconditionnel, leurs sacrifices silencieux et leur confiance inébranlable.

À mes frères Riad et Moumen, pour leur soutien constant, leurs encouragements et leur force tranquille.

À ma sœur, pour sa tendresse et son écoute. Et une pensée toute particulière à ma nièce, à qui je dédie avec émotion cette thèse, symbole de persévérance, de curiosité et d'espérance.

À vous tous, merci du fond du cœur. Ce travail est le fruit de vos encouragements, de vos conseils et de votre confiance.

Résumé

Le vieillissement de la population mondiale constitue un enjeu majeur de santé publique. Le maintien de l'autonomie et la détection précoce du déclin fonctionnel sont aujourd'hui des priorités pour favoriser un vieillissement actif et réduire la dépendance. Dans ce contexte, cette thèse s'inscrit dans la recherche de nouvelles approches de suivi à domicile et propose le développement et la validation préliminaire de biomarqueurs numériques capables d'observer, de manière continue et non intrusive, les changements fonctionnels liés à l'âge à partir de capteurs environnementaux.

Le travail repose sur une approche conjointe de la mobilité et de la nutrition, deux dimensions étroitement liées du vieillissement. Des capteurs de mouvement et de contact installés dans les logements des participants permettent de mesurer la vitesse de marche, les transitions entre pièces, la fréquence et la durée des repas. Ces données, recueillies dans le cadre du projet CART-France, ont été analysées à l'aide de méthodes statistiques et d'algorithmes d'apprentissage automatique afin d'identifier des indicateurs représentatifs des comportements de mobilité et d'habitudes alimentaires.

Les principales contributions de ce travail sont triples :

- La définition d'indicateurs numériques continus de mobilité et de nutrition issus de capteurs environnementaux.
- Le développement d'un système de scoring intégré classant l'évolution fonctionnelle selon trois niveaux : Vert (stable), Orange (fragilité modérée) et Rouge (déclin rapide).
- La réalisation d'une première validation clinique préliminaire fondée sur le croisement des scores numériques avec les indicateurs cliniques de référence (MNA, SPPB, IMC, poids).

Cette analyse a mis en évidence une bonne concordance entre les biomarqueurs numériques et les mesures cliniques, confirmant la pertinence de cette approche pour le suivi du déclin fonctionnel.

Les résultats démontrent la faisabilité technique et clinique d'un suivi continu, non intrusif et contextualisé du vieillissement fonctionnel à domicile. Le dispositif CART-France, qui associe capteurs, traitement automatique et interface de visualisation, constitue une base opérationnelle pour une médecine préventive, personnalisée et fondée sur la donnée.

Ce travail propose ainsi la création de biomarqueurs numériques intégrés, articulant mobilité et nutrition, et ouvre la voie à une gérontologie plus connectée, prédictive et humaine.

Mots-clés : biomarqueurs numériques, mobilité, nutrition, déclin fonctionnel, intelligence artificielle, CART-France, vieillissement à domicile

Abstract

Population ageing has become one of the greatest public health challenges of the twenty-first century. Maintaining autonomy and detecting early signs of functional decline are now essential to support active ageing and reduce dependency. In this context, this thesis focuses on the development and clinical validation of innovative digital biomarkers designed for the continuous home monitoring of older adults through non-intrusive environmental sensors.

The research is based on a joint approach combining mobility and nutrition, two closely interrelated dimensions of ageing. Motion and contact sensors installed in the participants' homes continuously measure walking speed, room-to-room transitions, and the frequency and duration of meals. The data, collected as part of the CART-France project, were analyzed using statistical methods and machine learning algorithms to derive meaningful indicators of daily mobility and dietary behavior.

This research makes three main contributions:

- The definition of continuous digital indicators of mobility and nutrition derived from environmental sensors.
- The development of an integrated scoring system that classifies functional evolution into three levels Green (stable), Orange (moderate frailty), and Red (rapid decline).
- The implementation of a preliminary clinical validation based on the cross-analysis between digital scores and clinical reference indicators (MNA, SPPB, BMI, and weight).

This analysis highlighted a good level of concordance between digital biomarkers and conventional clinical measures, confirming their clinical relevance for monitoring functional decline.

The results demonstrate the technical and clinical feasibility of continuous, non-intrusive, and context-aware monitoring of functional ageing at home. The CART-France system, combining sensors, automated data processing, and a visualization interface, provides an operational foundation for a preventive, personalized, and data-driven medicine.

This work therefore proposes the creation of integrated digital biomarkers linking mobility and nutrition, paving the way for a more connected, predictive, and human-centred gerontology.

Keywords: digital biomarkers, mobility, nutrition, functional decline, ageing in place, artificial intelligence, CART-France.

Table des matières

Résumé.....	4
Abstract	6
Liste des annexes.....	16
Abréviations	17
Introduction générale.....	20
Chapitre 1. Revue de la littérature.....	24
1. Introduction	24
2. Vieillesse démographique et enjeux nutritionnels.....	24
2.1. Définition.....	24
2.2. Conséquences de la dénutrition chez les personnes âgées.....	25
2.3. Évaluation clinique de la dénutrition : outils et critères	26
3. Mobilité fonctionnelle et fragilité chez les personnes âgées	28
3.1. Définition et signification clinique.....	28
3.2. Indicateurs de mobilité pertinents	28
3.3. Les avantages des outils numériques pour la surveillance	29
4. Revue de littérature sur les systèmes de surveillance nutritionnelle et suivi de la mobilité :.....	30
4.1. Aperçu des systèmes d'évaluation nutritionnelle et de suivi de la mobilité.....	30
4.2. Méthodes et stratégie de recherche.....	31
4.3. Critères d'inclusion et d'exclusion.....	33
4.4. Évaluation du risque de biais et de la qualité méthodologique	34
4.5. Processus de sélection, d'extraction et de traitement des données	35
4.6. Résultats	36
4.7. Résultats de l'évaluation de la qualité méthodologique	46
4.8. Discussion	46
5. Conclusion.....	54
Chapitre 2. Des biomarqueurs cliniques aux biomarqueurs numériques	56
1. Introduction	56
2. Les biomarqueurs cliniques dans la santé nutritionnelle et la mobilité	57
2.1. Biomarqueurs cliniques en santé nutritionnelle.....	57
2.2. Biomarqueurs cliniques en mobilité.....	58
2.3. Limites méthodologiques associées aux biomarqueurs cliniques	59
3. Intérêt et fondements des biomarqueurs numériques pour la santé.....	60
3.1. Complémentarités technologiques et limites spécifiques à chaque approche	64
3.2. Algorithmes d'intelligence artificielle et modélisation des trajectoires de santé.....	66
3.3. Enjeux de l'intégration clinique et sociotechnique.....	68

3.4. Avantages et défis des biomarqueurs numériques comparés aux biomarqueurs cliniques	69
4. Le projet CART US : état des lieux d'une solution existante	71
4.1. Historique et gouvernance du projet CART	72
4.2. Évaluation multidimensionnelle et ancrage clinique	72
4.3. Architecture technologique et chaîne de transmission	73
4.4. Infrastructure de stockage, sécurité et gouvernance des données.....	75
4.5. Typologie des capteurs et spécificités cliniques	76
4.6. Évaluation critique du projet CART-US au regard des exigences méthodologiques et cliniques	80
5. Conclusion.....	84
Chapitre 3. Architecture CART-France : vers une intégration personnalisée des biomarqueurs numériques	86
1. Introduction	86
2. Déploiement sur le terrain	87
2.1. Recrutement des participants.....	87
2.2. Choix et installation des capteurs	89
2.2.1. Méthodologie d'installation des capteurs	90
2.2.2. Stratégie d'installation et couverture fonctionnelle du logement instrumenté	94
2.3. Chaîne de collecte et d'analyse des données	96
2.3.1. Synchronisation et intégration des données.....	98
2.3.2. Prétraitement des données	98
2.3.3. Stockage sécurisé et gestion rigoureuse des données	100
3. Analyse approfondie des données	100
3.1. Analyse de la mobilité	100
3.3.1. Méthodes statistiques et heuristiques pour l'ajustement dynamique des seuils	106
3.2. Détection et caractérisation des activités alimentaires	114
3.2.1. Détection des activités alimentaires	114
3.2.2. Construction du score nutritionnel	122
4. Développement d'un outil de visualisation clinique : l'application web intégrée.....	125
4.1. Architecture technique et environnement de développement.....	126
4.2. Fonctionnalités principales.....	129
5. Conclusion.....	131
Chapitre 4. Analyse comparative et validation technique des approches algorithmiques	133
1. Introduction	133
2. Jeu de données et protocole expérimental	133
3. Contraintes d'installation et solutions techniques	136

3.1. Stratégies techniques mises en œuvre	137
3.2. Architecture distribuée et extension du réseau	137
3.3. Évolutions matérielles et contraintes logistiques.....	138
3.4. Suivi de la performance et supervision du réseau	139
4. Analyse comparative des approches algorithmiques	140
4.1. Classification des niveaux de mobilité	141
4.1.1. Analyse des indicateurs bruts	141
4.1.2. Calcul des scores instantanés et cumulés	142
4.1.3. Classification des niveaux de mobilité	144
4.1.4. Validation clinique préliminaire	146
4.2. Analyse et classification des comportements alimentaires.....	147
4.2.1. Analyse des indicateurs bruts nutritionnels	148
5. Conclusion.....	151
Chapitre 5. Validation clinique des biomarqueurs numériques	153
1. Introduction	153
2. Population étudiée et instruments cliniques de suivi.....	153
2.1. Population étudiée	156
3. Pré-traitement et appariement temporel	157
3.1. Résultats globaux des données capteurs.....	160
4. Classification des profils et sélection des cas types	162
4.1. Classification automatique	162
4.2. Validation technique et robustesse du modèle	166
4.2.1. Validation croisée de type LOSO (Leave-One-Sensor-Out).....	167
4.2.2. Analyse de sensibilité aux paramètres de coupure	167
4.2.3. Taille d'effet (Cliff's delta) et cohérence statistique.....	168
4.2.4. Conclusion de la validation technique.....	169
4.3. Classification intégrée des profils combinés de mobilité et de nutrition.....	169
5. Validation clinique des profils numériques	175
5.1. Méthodes de validation clinique.....	176
5.1.1. Corrélations entre biomarqueurs numériques et mesures cliniques	177
5.1.2. Comparaison inter-classes : tests de Kruskal–Wallis et post-hoc de Dunn	177
5.1.3. Évaluation de la capacité discriminante : courbes ROC et AUC.....	178
5.2. Résultats statistiques.....	179
5.3. Limites structurelles des biomarqueurs conventionnels et cliniques.....	181
5.4. Apports méthodologiques des questionnaires hebdomadaires et des événements de santé déclarés	182

5.5. Synthèse et perspectives cliniques.....	183
6. Application web – CART-France	185
6.1. Structure fonctionnelle et principes d’exploitation	185
6.2. Visualisation et interprétation clinique d’un cas représentatif.....	190
7. Conclusion.....	194
Conclusion générale et perspectives.....	196
Annexes.....	200
Références	211
Liste des articles publiés.....	222

Liste des figures

Figure 1. Processus clinique d'évaluation de la dénutrition chez les personnes âgées.	27
Figure 2. Répartition du nombre de publications par mot-clé dans les bases de données scientifiques (2010-2024).	33
Figure 3. Diagramme de flux PRISMA 2020 pour les revues systématiques suivies d'une méta-analyse.	36
Figure 4. Exemple de dispositif accéléromètre / gyroscope utilisé pour le suivi de la mobilité : montre connectée [133].	62
Figure 5. Capteur physiologique porté de type patch pour la mesure continue des paramètres vitaux (fréquence cardiaque, SpO ₂ , température, activité électrodermale) [134].	62
Figure 6. Capteur ambiant connecté (IoT) de type détecteur infrarouge passif (PIR) pour le suivi de la présence et de l'activité à domicile [139].	63
Figure 7 . Exemple de capteurs RFID passifs appliqués à des ustensiles de cuisine pour le suivi des interactions alimentaires [141].	63
Figure 8. Exemple de caméra de suivi de mouvement de type Kinect utilisée pour l'analyse de la posture et de la mobilité [69].	64
Figure 9. Aperçu des capteurs, dispositifs et flux de données pouvant être intégrés à la plateforme CART pour surveiller plusieurs aspects de la santé [152].	71
Figure 10. Illustration des capteurs de mouvement : à gauche le NYCE NCZ-3043-HA, à droite le Samsung SmartThings Motion Sensor.	75
Figure 11. Dispositifs installés dans les logements des participants au projet CART US [152].	78
Figure 12. Pipeline CART-France pour la génération et l'intégration personnalisée des biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition.	87
Figure 13. Architecture fonctionnelle du système CART-France : les capteurs envoient les données à une passerelle locale (Raspberry Pi), qui les transmet via Wi-Fi/4G à un serveur distant sécurisé pour archivage et analyse.	90
Figure 14. Interface de la console C3 utilisée dans le projet CART, affichant les sections principales de navigation : Admin, Homes, Inventory, Issues et Subjects.	91
Figure 15. Exemple de fiche de préparation avant intervention, incluant la date du rendez-vous, les caractéristiques structurelles du domicile, et les éléments logistiques à anticiper.	92
Figure 16. Exemple de kit d'installation du dispositif CART-France.	92
Figure 17. Cartographie virtuelle des capteurs.	94
Figure 18. Cartographie fonctionnelle et répartition des capteurs au sein du logement instrumenté.	96
Figure 19. Chaîne de collecte et d'analyse des données CART-France.	97
Figure 20. Exemple brut de données multi-capteurs synchronisées.	98
Figure 21. Extrait du dictionnaire de correspondance areaid – nom des pièces.	99
Figure 22. Exemple d'organisation du répertoire de stockage sécurisé des données brutes issues du projet CART-France, avec nomenclature standardisée des fichiers par identifiant de domicile (homeid).	100
Figure 23. Schéma illustrant les transitions entre pièces détectées via les capteurs, base de la reconstruction des déplacements intra-domicile dans le projet CART-France.	101
Figure 24. Exemple de séquence d'activation des 4 capteurs de ligne utilisée pour estimer la vitesse de marche (itemid 63 – capteurs alignés à 61 cm d'intervalle).	102
Figure 25. Organigramme de l'algorithme de détection des activités alimentaires.	115
Figure 26. Illustration du regroupement des activités alimentaires selon la durée et l'heure de la journée(GMM).	118

Figure 27. Illustration du regroupement des activités alimentaires selon la durée et l'heure de la journée.(K-means).....	119
Figure 28. Illustration du regroupement des activités alimentaires selon la durée et l'heure de la journée (DBSCAN).	121
Figure 29. Architecture du système de prévention.	128
Figure 30. Diagramme de cas d'utilisation.	129
Figure 31. Interface principale en mode pré-téléversement avec menu latéral étendu et options de navigation.....	131
Figure 32. Exemple d'instrumentation de la cuisine : capteur PIR fixé au mur, capteur de contact sur le réfrigérateur (haut) et sur le placard alimentaire (bas).....	135
Figure 33. Dispositif de la ligne de marche : quatre capteurs PIR alignés au plafond (espacement 61 cm), permettant le calcul de la vitesse de marche sur une distance de 1,83 m.	135
Figure 34. Exemple d'un Home Health Report (HHR).....	140
Figure 35. Évolution mensuelle des indicateurs bruts et des scores d'évolution de mobilité (avril 2023 – août 2025). Les courbes représentent la vitesse de marche moyenne (m/s) et le nombre moyen de transitions inter-pièces (par jour), ainsi que leurs déclinaisons en scores instantanés et cumulés. Les lignes pointillées indiquent les seuils cliniques de référence (0,95 m/s pour la vitesse de marche)..	144
Figure 36. Heatmap de classification des niveaux de mobilité selon quatre approches algorithmiques : fenêtres glissantes, quantiles, heuristiques et hybride. Chaque cellule correspond à la classification mensuelle (Vert = stable, Orange = fragilité potentielle, Rouge = déclin rapide). La comparaison permet d'identifier les convergences et divergences entre méthodes, ainsi que la pertinence de l'approche hybride confirmée par la validation clinique.	146
Figure 37. Nombre moyen mensuel d'activités alimentaires (haut) et durée moyenne mensuelle correspondante (bas).	148
Figure 38. Flux des données cliniques, déclaratives et numériques mobilisées pour la validation des biomarqueurs numériques.	155
Figure 39. Distribution horaire des activités alimentaires détectées par les capteurs environnementaux (cuisine, salle à manger, réfrigérateur et placard).	161
Figure 40. Cohorte -Transitions inter-pièces moyennes par jour (agrégation mensuelle).....	161
Figure 41. Cohorte - Vitesse de marche moyenne mensuelle.....	162
Figure 42. Moyenne \pm écart-type du score cumulé de mobilité (S_cum) selon les classes de classification automatique Vert / Orange / Rouge.	163
Figure 43. Distribution du score cumulé de mobilité (S_cum) par classe.	164
Figure 44. Distribution du score nutritionnel par classe de classification automatique Vert / Orange / Rouge.....	165
Figure 45. Moyenne \pm écart-type du score nutritionnel selon les classes Vert / Orange / Rouge.	166
Figure 46. Profils de mobilité et de nutrition présentés sur un même graphe pour quatre participants représentatifs (HomeID 2338, 2349, 2445 et 2356).....	171
Figure 47. Interface de connexion de l'application web CART-France.....	186
Figure 48. Menu latéral et interface principale après connexion.....	187
Figure 49. Tableau de bord général de l'application CART-France.	188
Figure 50. Fenêtre de téléversement du dossier patient.	189
Figure 51. Sélection des bornes temporelles d'analyse.	189
Figure 52. Indication du traitement en cours du fichier patient.	190
Figure 53. Tableau de bord global du participant (ID 2385).....	191
Figure 54. États de mobilité mensuels.	192
Figure 55. États des habitudes alimentaires.....	192
Figure 56. Scores cumulatifs de mobilité.....	193

Figure 57. Questionnaire court d'évaluation nutritionnelle (SNAQ) [84].....	200
Figure 58. Mini nutritional assessment(MNA) [101].	201
Figure 59. Interface d'assignation d'un capteur au domicile virtuel dans la console C3, avec saisie de l'identifiant Home ID et définition de la date et de l'heure effectives.....	202
Figure 60. Étapes de mise à jour du firmware du Raspberry Pi via l'interface de contrôle, de l'initiation (« Setup ») à la confirmation de réussite (« Success »).....	203
Figure 61. Interface de gestion des capteurs dans le panneau de contrôle ORCATECH, section « Devices > NYCE », affichant l'état de connexion et les derniers événements associés aux capteurs de contact.....	204
Figure 62. Questionnaire hebdomadaire.	210

Liste des tableaux

Tableau 1. Mots-clés identifiés pour les approches numériques et biologiques dans la revue systématique.	32
Tableau 2. Nombre d'articles identifiés par mot-clé dans les bases de données scientifiques entre 2010 et 2024.....	32
Tableau 3. Études utilisant des capteurs pour la surveillance nutritionnelle et de la mobilité.....	38
Tableau 4. Études utilisant des méthodes biologiques conventionnelles.....	42
Tableau 5. Comparaison des dispositifs conventionnels utilisés pour l'évaluation de la nutrition et de la mobilité.....	48
Tableau 6. Comparaison des principales technologies de capteurs pour le suivi des personnes âgées à domicile.....	61
Tableau 7. Typologie des capteurs et spécificités cliniques.....	76
Tableau 8. Comparaison entre deux capteurs ZigBee de détection de mouvement.....	79
Tableau 9.. Correspondance entre types de capteurs, zones d'installation et indicateurs comportementaux visés dans le protocole CART-France.....	90
Tableau 10. Classification combinée des résultats instantanés et cumulés.....	105
Tableau 11. Caractéristiques du dispositif expérimental et des données collectées.....	134
Tableau 11. Comparaison des performances des méthodes de clustering pour la classification des activités alimentaires.....	150
Tableau 13. Synthèse des données cliniques et déclaratives utilisées pour la validation des biomarqueurs numériques.....	154
Tableau 14. Caractéristiques des participants : âge, sexe, durée de suivi, nombre de capteurs installés et disponibilité des données cliniques (MNA, SPPB, IMC, poids).....	156
Tableau 15. Pré-traitement, classification V/O/R, association à la date clinique et déclaratifs.....	158
Tableau 16. Table de décision intégrée : biomarqueurs de mobilité et de nutrition.....	170
Tableau 17. Profils types issus de la classification intégrée des biomarqueurs de mobilité et de nutrition.....	172
Tableau 18. Résultats des analyses statistiques entre biomarqueurs numériques et références cliniques.....	179

Liste des annexes

Annexe 1 : questionnaire court d'évaluation nutritionnelle (SNAQ)[et Mini nutritional assessment (MNA)	200
Annexe 2 : Console C3	202
Annexe 3 : Questionnaire hebdomadaire	205

Abréviations

A

ADL : Activities of Daily Living — Activités de la vie quotidienne

AI / IA : Artificial Intelligence — Intelligence artificielle

AUC : Area Under Curve — Aire sous la courbe ROC

AP : Activité Physique

ARI : Adjusted Rand Index — Indice de Rand ajusté

B

BMI / IMC : Body Mass Index — Indice de Masse Corporelle

Bluetooth : Technologie de communication sans fil à courte portée

BPP / SPPB : Short Physical Performance Battery — Batterie de Performance Physique Courte

C

C3 : Console de supervision et de gestion du projet CART

CART : Collaborative Aging Research using Technology — Programme de recherche sur le vieillissement assisté par la technologie

CART-France : Version française du projet CART, développée au LAAS-CNRS et au CHU de Toulouse

CART-US : Version américaine du projet CART, coordonnée par ORCATECH (Oregon, USA)

CH : Calinski–Harabasz Index — Indice de validité de clustering

CHU : Centre Hospitalier Universitaire

CNIL : Commission Nationale de l’Informatique et des Libertés

CNRS : Centre National de la Recherche Scientifique

CSV : Comma-Separated Values — Format de fichier tabulaire

CSMA/CA : Carrier Sense Multiple Access / Collision Avoidance — Accès multiple avec détection de porteuse et évitement de collision

D

DBSCAN : Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise — Algorithme de regroupement basé sur la densité

DB : Davies–Bouldin Index — Indice de validité de regroupement

DXA : Dual-energy X-ray Absorptiometry — Absorptiométrie biphotonique à rayons X

E

EM : Expectation-Maximization — Algorithme d'estimation pour les modèles de mélange

FAQ : Frequently Asked Questions — Foire aux questions

FastAPI / Flask : Frameworks Python pour le développement d'API web

G

GMM : Gaussian Mixture Model — Modèle de mélange gaussien

GLIM : Global Leadership Initiative on Malnutrition — Initiative mondiale sur la malnutrition

H

Heur. dyn. : Heuristique dynamique

HOMEID : Identifiant unique d'un logement dans la base CART

HTML / CSS / JS : HyperText Markup Language / Cascading Style Sheets / JavaScript — Langages de développement web

I

ICOPE : Integrated Care for Older People — Programme OMS pour le suivi des capacités intrinsèques

IoT : Internet of Things — Internet des objets

itemid / areaid : Identifiants des capteurs et des zones dans la base de données

K

K-Means : Algorithme de partitionnement non supervisé

L

LAAS-CNRS : Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes – CNRS (Toulouse)

M

MCI : Mild Cognitive Impairment — Déficit cognitif léger

MNA : Mini Nutritional Assessment — Évaluation Mini-Nutritionnelle

MQTT : Message Queuing Telemetry Transport — Protocole léger de communication entre objets connectés

MVC : Model–View–Controller — Architecture logicielle pour les interfaces

N

NIA : National Institute on Aging — Institut national américain du vieillissement

NMI : Normalized Mutual Information — Information mutuelle normalisée

O

OHSU : Oregon Health & Science University

ORCATECH : Oregon Center for Aging and Technology

P

PAN : Personal Area Network — Réseau personnel à courte portée

PDF : Portable Document Format

PIR : Passive Infrared Sensor — Capteur infrarouge passif

PPV / NPV : Positive Predictive Value / Negative Predictive Value — Valeurs prédictives positive et négative

PRISMA : Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses — Lignes directrices pour les revues systématiques

R

RFID : Radio Frequency Identification — Identification par radiofréquence

RGPD : Règlement Général sur la Protection des Données (UE 2016/679)

RMSE : Root Mean Square Error — Erreur quadratique moyenne

ROC : Receiver Operating Characteristic — Courbe ROC

RPI : Raspberry Pi — Passerelle locale de collecte et transfert des données

S

SGA : Subjective Global Assessment — Évaluation globale subjective

Silh. : Silhouette Index — Indice de silhouette pour la validation de clusters

SQL : Structured Query Language — Langage de gestion de bases de données

SVM : Support Vector Machine — Machine à vecteurs de support

T

TRL : Technology Readiness Level — Niveau de maturité technologique

V

V/O/R : Vert / Orange / Rouge — Classification des niveaux de risque fonctionnel

VPN : Virtual Private Network — Réseau privé virtuel

W

Wi-Fi : Wireless Fidelity — Réseau sans fil local

Z

ZigBee : Protocole de communication sans fil maillé pour objets connectés

Introduction générale

Le défi majeur actuel pour les services de santé à l'échelle mondiale est le vieillissement de la population selon l'Organisation mondiale de la Santé (OMS) [1]. Selon les estimations des Nations Unies (ONU), les personnes âgées de 60 ans et plus représenteront près de 22 % de la population mondiale d'ici 2050, contre environ 12 % aujourd'hui [2]. Cette évolution démographique entraîne une augmentation significative des maladies chroniques telles que l'obésité, le diabète et les troubles métaboliques ainsi que les maladies cardiovasculaires avec des impacts touchant à la fois les individus et la société dans son ensemble [3]. Ces affections sollicitent davantage les ressources des systèmes de santé et soulèvent des questions fondamentales sur la manière de préserver l'autonomie et d'assurer une qualité de vie satisfaisante aux personnes âgées [4].

Au cœur de ces enjeux, deux dimensions apparaissent essentielles : la nutrition et la mobilité. Un déséquilibre alimentaire, qu'il s'agisse d'une sous-alimentation ou d'un excès calorique, peut accroître le risque de maladies chroniques et accélérer la perte de capacités fonctionnelles [5].

De la même manière, une activité physique réduite, souvent liée à la sédentarité, favorise la dépendance [6]. À l'inverse, le maintien d'un bon niveau de mobilité contribue à prévenir de nombreuses affections (cardio-métaboliques, ostéo-articulaires, etc.) [7] et soutient la vie sociale, en favorisant la participation à la communauté et le maintien des liens interpersonnels [8].

Malgré leur importance reconnue, ces deux dimensions demeurent difficiles à évaluer avec précision. Les approches traditionnelles reposent encore sur des questionnaires, des journaux alimentaires ou des mesures ponctuelles réalisées lors de visites médicales [9]. Ces méthodes fournissent des informations intéressantes, mais elles ne reflètent pas la variabilité quotidienne ni la complexité des habitudes de vie, en particulier chez des personnes âgées pouvant présenter une fragilité physique ou cognitive [10].

Dans ce contexte, les technologies connectées ouvrent de nouvelles perspectives pour l'observation et le suivi des comportements de santé.

Les capteurs portables, tels que les montres, bracelets ou patches, permettent de mesurer en continu différents paramètres physiologiques ou comportementaux.

Les capteurs intégrés à l'environnement, installés par exemple au domicile, suivent quant à eux les déplacements et les activités quotidiennes [11].

Grâce à ces dispositifs, les données recueillies sont continues, objectives et non intrusives, offrant ainsi une vision plus fidèle de la vie réelle [12].

Ces informations peuvent ensuite être exploitées pour définir des biomarqueurs numériques, c'est-à-dire en indicateurs issus de mesures physiologiques, environnementales ou comportementales.

Ces biomarqueurs permettent d'identifier et de suivre les premiers signes de fragilité associés à la nutrition et à la mobilité [13].

La majorité des travaux existants se concentre toutefois sur un seul paramètre, tel que le nombre d'événements détectés, la vitesse de marche ou la fréquence des repas [14].

Or, la santé et le vieillissement reposent sur plusieurs dimensions étroitement liées, telles que la mobilité, la nutrition, le sommeil et les fonctions cognitives. Dans cette optique, une approche combinant la mobilité et la nutrition offre une compréhension plus fine des comportements de santé et facilite la détection précoce des situations à risque [15]. Cette thèse s'inscrit dans cette démarche : elle propose une approche intégrée, fondée sur l'analyse conjointe de biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition, afin de mieux appréhender la complexité du vieillissement à travers les dimensions de mobilité et de nutrition, d'identifier précocement les signes de déclin fonctionnel et de soutenir le développement d'un suivi continu et personnalisé à domicile [16].

Le projet Cart France, s'inscrivant dans la continuité du projet Cart US, illustre cette démarche. Il repose sur l'installation de capteurs environnementaux et portables au domicile de volontaires âgés, afin de collecter des données sur leurs déplacements à l'intérieur de leur domicile (transitions entre pièces, occupation des espaces), leurs sorties extérieures (durée, distance, fréquence), leurs repas (fréquence, durée estimée) et leurs paramètres physiologiques (par exemple le poids) [17]. L'analyse de ces données, à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique (Machine Learning en anglais), vise à dégager des indicateurs pertinents pour le suivi nutritionnel et de la mobilité [18]. Plus encore, ces indicateurs sont croisés avec des mesures biologiques ponctuelles (prélèvements sanguins, évaluation de marqueurs cliniques) et à des données déclaratives, afin d'assurer leur fiabilité et leur validité clinique [19].

L'enjeu principal de cette thèse est donc de concevoir, de valider et de mettre en œuvre des biomarqueurs numériques intégrant à la fois des dimensions nutritionnelles et de mobilité. Plus précisément, il s'agit de :

- Définir un cadre méthodologique pour l'extraction de biomarqueurs combinés (nutritionnels et de mobilité), en dépassant les limites des approches centrées sur un unique paramètre [20].
- Élaborer des indicateurs numériques robustes et pertinents sur le plan clinique, validés par comparaison à des mesures de référence ou par l'observation de corrélations avec l'état de santé.
- Mettre en œuvre une architecture technologique complète, depuis le choix des capteurs jusqu'aux protocoles de collecte et à l'analyse algorithmique, en tenant compte des contraintes propres à la population âgée (acceptabilité, ergonomie, confidentialité).
- Démontrer, à travers des expérimentations concrètes, la faisabilité et la pertinence de ces biomarqueurs numériques dans le suivi longitudinal et préventif des seniors.

Pour répondre à ces objectifs, ce travail s'organise autour de quatre grandes parties.

Le premier chapitre détaille une revue de la littérature scientifique qui décrit les méthodes et outils actuels de suivi de la nutrition et la mobilité des personnes âgées. Cette revue souligne l'importance d'intégrer ces deux aspects pour obtenir une vision plus complète et pertinente de la santé de ces individus. Elle détaille les caractéristiques des diverses approches étudiées et propose une comparaison approfondie tout en justifiant les choix méthodologiques faits dans cette recherche.

Le deuxième chapitre est consacré à l'élaboration des biomarqueurs cliniques et numériques. Il expose la méthodologie adoptée pour combiner et analyser les différentes sources de données, en particulier celles issues du projet CART-US. Ce chapitre explique de façon détaillée comment ces biomarqueurs ont été définis, développés et validés à partir d'informations cliniques et numériques complémentaires.

Le troisième chapitre présente l'architecture déployée dans le cadre du projet CART-France. Il décrit la mise en place des capteurs installés dans les foyers des participants, la stratégie adoptée pour recueillir de manière continue les données, ainsi que les algorithmes spécifiquement développés pour leur traitement.

Le quatrième chapitre est consacré à l'analyse comparative des algorithmes développés et/ou utilisés dans le cadre de ce travail. Ces méthodes ont été appliquées à un jeu de données collecté in situ dans le cadre du projet CART-France, afin d'évaluer leur pertinence pour le suivi de la mobilité et de la nutrition. La comparaison de plusieurs approches repose sur la volonté d'identifier les techniques les plus adaptées en fonction de critères objectifs et de mesures quantitatives. Cette démarche permet non seulement de mettre en évidence les points forts et limites de chaque algorithme, mais aussi de justifier le choix final des méthodes retenues pour la modélisation et la détection des comportements de santé chez les personnes âgées.

Le cinquième chapitre dévoile les résultats obtenus à partir des marqueurs numériques développés et évalue les méthodes utilisées en donnant une interprétation objective à la fois sur le plan technique et clinique. Il met en avant la solidité et la fiabilité des marqueurs numériques proposés tout en abordant leurs implications pratiques concrètes pour le suivi médical, l'évaluation précoce du risque et l'accompagnement personnalisé des personnes âgées.

En conclusion, cette thèse démontre l'intérêt d'une approche intégrée associant nutrition et mobilité, soutenue par les technologies connectées et l'analyse avancée des données. Elle apporte une réflexion sur l'avenir de la santé connectée en gériatrie et propose des stratégies concrètes de prévention et d'intervention pour accompagner efficacement les personnes âgées vers un vieillissement actif et en bonne santé [21].

Chapitre 1. Revue de la littérature

1. Introduction

La recherche sur les biomarqueurs numériques, qu'ils soient nutritionnels ou liés à la mobilité, repose sur des bases théoriques et méthodologiques solides qui nécessitent une exploration approfondie pour bien contextualiser notre travail.

Dans un premier temps, nous aborderons la notion de biomarqueurs nutritionnels en détaillant leur définition, leur classification et leur pertinence pour évaluer l'état nutritionnel et les comportements alimentaires. Une attention particulière sera accordée aux méthodes traditionnelles de suivi, ainsi qu'aux technologies émergentes, telles que les capteurs physiologiques, qui permettent d'automatiser et d'objectiver la collecte des données.

Ensuite, nous explorerons les biomarqueurs liés à la mobilité, qui représentent un domaine complémentaire mais encore sous-exploité dans la recherche interdisciplinaire. Des indicateurs tels que la vitesse de marche, la durée des sorties et le taux d'occupation des pièces seront analysés en tant que marqueurs potentiels de l'état fonctionnel, de l'activité sociale et des routines comportementales. Nous discuterons également des avantages et limites des systèmes de localisation continue et des dispositifs connectés utilisés pour leur suivi.

Enfin, ce chapitre s'intéressera aux intersections entre les dimensions nutritionnelles et de mobilité, en mettant en lumière les travaux antérieurs qui ont cherché à combiner ces deux aspects pour une approche plus globale de la santé. Les limites identifiées dans la littérature justifient le développement de nouveaux biomarqueurs numériques intégrés, répondant aux besoins d'évaluation continue et personnalisée.

2. Vieillesse démographique et enjeux nutritionnels

2.1. Définition

Le vieillissement démographique est une réalité mondiale qui s'accélère. Selon les Nations Unies, la population âgée de 65 ans et plus, estimée à 703 millions en 2020, atteindra 1,5 milliard d'ici 2050 [22]. Ce phénomène, bien que révélateur des progrès en matière de santé et de conditions de vie, pose des défis majeurs aux systèmes de santé publique, notamment dans la prévention et la prise en charge des pathologies liées au vieillissement [23].

Parmi ces pathologies, la dénutrition occupe une place centrale en raison de sa prévalence élevée chez les personnes âgées et de ses conséquences graves [24]. Ce problème de santé publique est particulièrement fréquent chez les personnes institutionnalisées ou hospitalisées, où la prévalence dépasse souvent 50%, bien qu'il demeure également significatif chez celles vivant à domicile (10 à 30%) [25].

La dénutrition est définie comme un état pathologique résultant d'un déséquilibre entre les apports nutritionnels et les besoins énergétiques de l'organisme, entraînant une perte mesurable de poids, de masse musculaire et une altération des fonctions physiologiques [26]. Cette condition peut être causée par une réduction des apports alimentaires, une augmentation des besoins métaboliques, ou une combinaison des deux [27].

Chez les personnes âgées, plusieurs facteurs contribuent au développement de la dénutrition :

- Facteurs physiologiques : sarcopénie, anorexie liée à l'âge (diminution de l'appétit), ralentissement des processus métaboliques [28].
- Facteurs pathologiques : comorbidités chroniques (cancer, insuffisance cardiaque, BPCO), maladies aiguës ou infections [29].
- Facteurs sociaux : isolement, accès limité à une alimentation équilibrée [30].

La dénutrition se distingue de la malnutrition générale par son impact spécifique sur les réserves énergétiques et fonctionnelles, avec des conséquences directes sur la santé des personnes âgées [31].

2.2. Conséquences de la dénutrition chez les personnes âgées

Les impacts de la dénutrition chez les personnes âgées sont multiples, touchant les dimensions physiques, immunitaires, cognitives et sociales :

1. Conséquences physiques :

- Perte de masse musculaire (sarcopénie), entraînant une diminution de la mobilité et une augmentation du risque de chutes et de fractures [32].
- Allongement des durées de convalescence après une hospitalisation ou une intervention chirurgicale [33].
- Développement de complications, comme les escarres et les infections nosocomiales [34].

2. Conséquences immunitaires :

- Affaiblissement du système immunitaire, augmentant la vulnérabilité aux infections [35].
- Aggravation des maladies chroniques et réduction de la tolérance aux traitements médicaux ou chirurgicaux [36].

3. Conséquences cognitives et sociales :

- Détérioration des fonctions cognitives, contribuant à la perte d'autonomie [37].
- Isolement social accru, lié à la diminution de l'autonomie et de la qualité de vie [38].

4. Impact sur la mortalité :

- Les études cliniques montrent que la dénutrition est associée à une augmentation significative du risque de mortalité, particulièrement chez les patients hospitalisés [39].

Ces conséquences soulignent l'urgence de détecter et de traiter précocement la dénutrition chez les personnes âgées.

2.3. Évaluation clinique de la dénutrition : outils et critères

Le diagnostic de la dénutrition chez les personnes âgées repose sur un processus décisionnel structuré qui combine les critères phénotypiques et étiologiques. Ce processus permet de classer les patients en fonction de leur état nutritionnel et de définir la gravité de la dénutrition (modérée ou sévère) [40]. Comme illustré dans la Figure 1, ce modèle décisionnel suit une démarche progressive qui évalue les manifestations cliniques et les causes sous-jacentes avant de conclure sur le diagnostic.

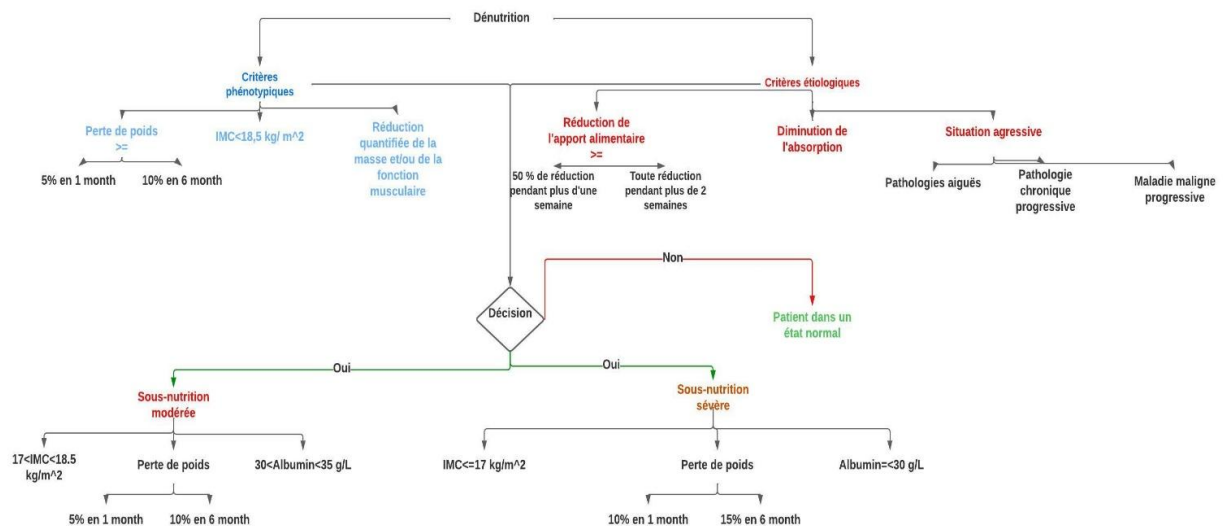


Figure 1. Processus clinique d'évaluation de la dénutrition chez les personnes âgées.

2.3.1. Critères phénotypiques

Les critères phénotypiques reflètent les manifestations physiques mesurables de la dénutrition [41] :

- Perte de poids involontaire : une perte de poids de 5% en 1 mois ou de 10% en 6 mois est considérée comme un indicateur critique de dénutrition.
- Indice de masse corporelle (IMC) : un IMC entre 17 kg/m² et 18,5 kg/m² indique une dénutrition modérée, tandis qu'un IMC inférieur à 17 kg/m² signale une dénutrition sévère.
- Réduction de la masse musculaire : souvent évaluée à l'aide de mesures objectives comme la bio-impédance (méthode non invasive permettant d'estimer la composition corporelle : masse grasse, masse musculaire, eau corporelle, par le passage d'un faible courant électrique à travers le corps), ou la force de préhension.

2.3.2. Critères étiologiques

Les critères étiologiques permettent de comprendre les causes sous-jacentes de la dénutrition [41] :

- Réduction des apports alimentaires, définie comme une diminution de 50% des besoins énergétiques pendant plus d'une semaine.
- Diminution de l'absorption des nutriments, causée par des pathologies gastro-intestinales, des syndromes de malabsorption, ou des troubles métaboliques.

- Situations agressives, telles que des pathologies aiguës (infections, chirurgie), des maladies chroniques progressives (BPCO, insuffisance cardiaque), ou des cancers.

Après avoir passé en revue les notions clés et les critères cliniques permettant de caractériser la dénutrition, ainsi que les approches classiques d'évaluation, nous devons maintenant élargir le champ de vision. En effet, la mobilité fonctionnelle et la fragilité, tout comme la nutrition, constituent une dimension tout aussi cruciale du vieillissement : elles jouent un rôle déterminant dans le maintien de l'autonomie et se manifestent comme des indicateurs précoces du risque de déclin [42].

3. Mobilité fonctionnelle et fragilité chez les personnes âgées

3.1. Définition et signification clinique

La mobilité correspond à la capacité de se déplacer avec autonomie dans son environnement. Chez les personnes âgées, elle constitue un indicateur clé de l'état fonctionnel général, dont la dégradation peut précéder un déclin global. Cette notion, abordée ici dans sa signification clinique, sera approfondie dans le chapitre 2 à travers une analyse plus détaillée de ses dimensions et de ses indicateurs de mesure [43].

3.2. Indicateurs de mobilité pertinents

a. Vitesse de marche (gait speed)

On parle souvent du « sixième signe vital » lorsqu'on évoque la vitesse de marche, qui s'impose aujourd'hui comme un repère majeur pour jauger la santé globale et le déclin fonctionnel chez les personnes âgées [44]. Sa mesure s'appuie sur un protocole à la fois simple et largement validé : le test de marche chronométrée sur quatre mètres (4 m gait speed test), considéré comme le gold standard. Lors de ce test, on demande au sujet de couvrir une distance généralement de quatre mètres, voire six ou dix selon les protocoles à son allure habituelle ou à son maximum. Le chronométrage s'effectue soit manuellement, à l'aide d'un chronomètre, soit à l'aide d'appareils électroniques (capteurs de mouvement, tapis instrumentés), et la vitesse obtenue est rapportée en mètres par seconde [44]. Une multitude d'études longitudinales a fait ressortir le pouvoir pronostique de cet indicateur. Un ralentissement de 0,1 m/s se traduit par une majoration de 12 % du risque de mortalité. Dans une méta-analyse regroupant 34 485 personnes âgées de plus de 65 ans suivies pendant plus de 10 ans, les auteurs ont montré que la probabilité de survie à dix ans variait fortement selon la vitesse de marche : chez les hommes de 75 ans, elle passait de 19 % à 87 % lorsque la vitesse augmentait de 0,2 m/s à 1,4 m/s, et chez les

femmes de 35 % à 91 % pour les mêmes vitesses. [44]. En définitive, la vitesse de marche s'impose comme un indicateur clinique indépendant, à la fois rapide et fiable, bien qu'elle soit également incluse comme sous-test dans la Batterie de Performance Physique (BPP).

b. Batterie de performance physique (BPP)

Ce test composite est fréquemment utilisé en gériatrie pour évaluer les capacités physiques à travers trois épreuves distinctes : l'épreuve d'équilibre et de la vitesse de marche ainsi que le test du lever de chaise. Un score total ≤ 9 indique un risque accru de basculement vers un état de dépendance voire de décès [45]. Le Batterie de performance physique (SPPB) permet d'évaluer de manière normalisée les limites motrices légères à modérées.

c. Transitions à l'intérieur du foyer

Le nombre de déplacements entre les pièces à l'intérieur du foyer enregistré par des capteurs de mouvements passifs est un indicateur écologique de l'activité quotidienne. Une diminution progressive de ces déplacements peut indiquer un ralentissement de l'activité physique spontanée, une fatigue croissante ou un isolement social [46].

3.3. Les avantages des outils numériques pour la surveillance

Les évaluations traditionnelles de la mobilité se font généralement de manière occasionnelle en milieu clinique ce qui limite leur capacité à repérer des changements subtils. Les technologies modernes pour suivre en continu et de manière non intrusive les mouvements tels que les capteurs de mouvement ou d'ouverture de porte offrent désormais une alternative pour surveiller activement l'évolution de l'agilité directement dans le cadre domestique [47]. Ces appareils ouvrent la voie à l'identification précoce des déclin fonctionnels avant qu'ils ne se manifestent cliniquement.

Il est maintenant généralement accepté que la mobilité et l'alimentation sont étroitement liées [48]. La dénutrition prolongée peut conduire à la sarcopénie qui engendrera une diminution de la masse musculaire et par conséquent des aptitudes motrices. Cependant une mobilité restreinte peut entraver l'accès à la nourriture, diminuer l'appétit ou même aggraver le statut nutritionnel [48]. Cette interdépendance justifie pleinement l'approche intégrée des deux aspects dans le développement de biomarqueurs numériques pour surveiller le processus de vieillissement.

4. Revue de littérature sur les systèmes de surveillance nutritionnelle et suivi de la mobilité :

4.1. Aperçu des systèmes d'évaluation nutritionnelle et de suivi de la mobilité

La dénutrition chez les personnes âgées représente un enjeu clinique majeur, dont les déterminants étiologiques et les conséquences fonctionnelles ont été rappelés dans les sections précédentes. Dans ce contexte, plusieurs outils ont été élaborés afin de permettre une évaluation rigoureuse de l'état nutritionnel, de repérer précocement les situations à risque et d'orienter vers des stratégies d'intervention adaptées.

Les approches traditionnelles se basent principalement sur des évaluations cliniques (examen physique et indices anthropométriques), des enquêtes alimentaires et des analyses biologiques (albumine, préalbumine, CRP), ainsi que sur des outils standardisés comme l'Évaluation Nutritionnelle (MNA) [49].

Malgré leur validation et leur utilisation répandue en gériatrie, ces méthodes présentent plusieurs limites, notamment dans le contexte du suivi à domicile.

Premièrement, leur utilisation requiert des compétences cliniques spécialisées et l'intervention de professionnels de santé qualifiés, ce qui restreint leur application en routine.

Deuxièmement, elles ne permettent pas toujours de repérer précocement les changements de l'état nutritionnel, les altérations subtiles passant souvent inaperçues [50].

Enfin, leur nature ponctuelle et leur manque de récurrence limitent la détection rapide ou progressive des variations, en particulier lors de périodes de transition ou de déclin fonctionnel [51].

Ces constats justifient le recours à des approches de suivi plus continues, automatisées et adaptées au domicile, capables de restituer une vision dynamique et sensible de l'état nutritionnel au quotidien. En réponse à ces limites, de nouvelles approches fondées sur les biomarqueurs numériques ont émergé ces dernières années. Ces technologies exploitent des capteurs environnementaux (mouvement, position, consommation alimentaire), des objets connectés ou des dispositifs portables pour produire des données continues, objectives et contextualisées sur les comportements de santé [52]. Plusieurs études ont démontré leur faisabilité et leur acceptabilité chez les personnes âgées, en particulier dans des dispositifs de

télé-suivi à domicile [53, 54]. Le suivi de paramètres tels que le niveau d'activité physique, les rythmes alimentaires ou la qualité du sommeil permet de détecter les signes de dénutrition ou de déclin fonctionnel, et d'adapter les interventions de manière plus réactive [55].

En complément, les biomarqueurs conventionnels, c'est-à-dire les marqueurs biologiques mesurés à partir d'analyses sanguines ou cliniques (par exemple l'albumine, la pré-albumine, la CRP ou certaines vitamines), conservent un rôle fondamental pour explorer les dimensions internes de la dénutrition : carences spécifiques, déséquilibres métaboliques ou processus inflammatoires [56]. Leur intégration avec les données numériques ouvre la voie à une approche multimodale, combinant données comportementales, cliniques et biologiques, pour une évaluation plus fine, personnalisée et prédictive [57].

Enfin, ces dispositifs innovants soulèvent des défis méthodologiques et éthiques. Leur généralisation nécessite une interopérabilité technique, une acceptabilité par les usagers et les professionnels, ainsi qu'une vigilance sur les questions de consentement, de vie privée et de protection des données personnelles [58]. De plus, la plupart des validations existantes ont été réalisées en environnements contrôlés, ce qui appelle à des études en conditions réelles pour évaluer leur robustesse, leur coût-efficacité et leur impact clinique [59].

4.2. Méthodes et stratégie de recherche

Une stratégie de recherche a été construite à partir d'une revue exploratoire de la littérature existante sur les biomarqueurs numériques et les outils de surveillance de la dénutrition chez les personnes âgées, en suivant les recommandations méthodologiques du Joanna Briggs Institute (JBI) [61].

Une recherche systématique a été menée conformément aux recommandations PRISMA 2020 [60], avec le soutien d'un spécialiste de l'information en santé. Ce dernier a contribué à la formulation des équations de recherche, à la sélection des mots-clés et des descripteurs MeSH (Medical Subject Headings), ainsi qu'à l'identification des bases de données pertinentes.

Les bases de données interrogées comprenaient Medline, EMBASE, EBSCOhost et Google Scholar, pour des articles publiés en anglais entre janvier 2010 et décembre 2024. Le choix de l'année 2010 comme point de départ repose sur l'émergence des premières publications

scientifiques portant sur l'intégration de capteurs numériques (dispositifs portables, capteurs ambiants, IoT) dans le suivi à domicile des personnes âgées.

Les équations de recherche combinaient des mots-clés libres et des descripteurs MeSH relatifs à la dénutrition, aux biomarqueurs numériques, au vieillissement, à la surveillance à domicile et aux technologies de santé. Les termes exacts et les équations utilisées figurent dans le Tableau 1.

Tableau 1. Mots-clés identifiés pour les approches numériques et biologiques dans la revue systématique.

Approches numériques	Approches biologiques
Digital Biomarkers	Malnutrition
Life habits monitoring	Mobility
Instrumental activities	Body composition
Smart Homes	Weight
Assistive technology	Geriatric nutrition risk index
Data Analysis	Nutritional risk screening
Health monitoring	Diagnosis
Wearable Biosensor	Functional Decline
E-Health	Muscle Mass
Tele-assistance	Biomarkers
Home Healthcare	

Tableau 2. Nombre d'articles identifiés par mot-clé dans les bases de données scientifiques entre 2010 et 2024.

Mots-clés	Medline	EMBASE	EBSCO	Google Scholar
Digital Biomarkers	5,463	14,287	112	132
Life habits monitoring	727	785	62	428
Instrumental activities	13,287	9,691	806	977
Smart Homes	781	867	414	17800
Assistive technology	9 814	8 395	1 096	17800
Data Analysis	1 608 957	2 379 958	153 043	831
Health monitoring	270 355	255 595	18 602	2 070 000
Wearable Biosensor	2 086	1 078	10 896	26600
Biological biomarkers	153 968	373 419	3 181	18

Tele-assistance	33	33	3	2 900
Malnutrition	67 134	62 586	1 762	602
Mobility	161 697	139 239	16 092	2 010 000
Body composition	73 279	94 454	12 722	2 530 000
Weight	927 529	1 040 052	66 558	2 390 000
E-Health	2 483	5 265	146	264
Nutritional risk screening	29,575	7,238	239	170
Diagnosis	5 263 052	3 023 255	32 317	1 730 000
Functional Decline	145 384	29 446	1 726	1 910 000
Muscle Mass	59 228	117 635	9 775	1 470 000

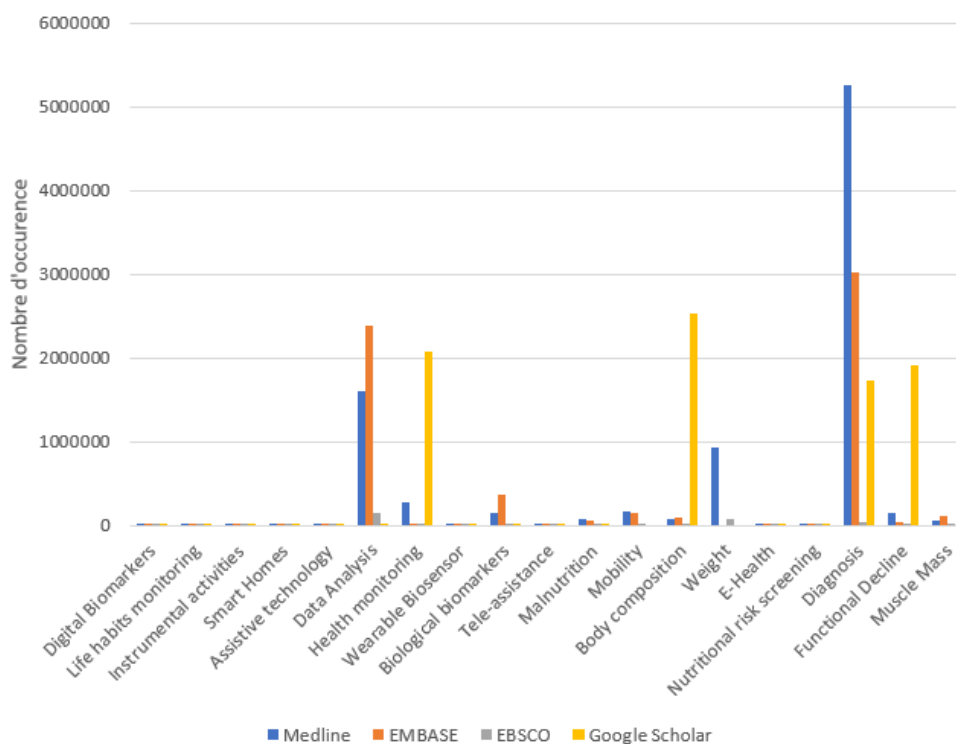


Figure 2. Répartition du nombre de publications par mot-clé dans les bases de données scientifiques (2010-2024).

4.3. Critères d'inclusion et d'exclusion

Les critères de sélection ont été définis selon le cadre PICO (Patient, Intervention, Comparaison, Outcome) [62]. Les études devaient :

- Impliquer des participants âgés de 65 ans ou plus vivant en milieu communautaire.

- Utiliser des biomarqueurs numériques (capteurs de mouvement, dispositifs portables, caméras, capteurs ambiants, systèmes RFID) ou des marqueurs biologiques et indicateurs conventionnels (questionnaires validés, IMC, composition corporelle).
- Porter sur la surveillance de l'état nutritionnel, la détection de la dénutrition et l'évaluation de la mobilité.
- Suivre une méthodologie observationnelle (études transversales ou longitudinales).
- Être publiées en anglais entre 2010 et 2024.

Les études ont été exclues si :

- Elles concernaient des personnes de moins de 65 ans.
- Elles ne traitaient pas directement de nutrition ou de biomarqueurs.
- Elles étaient qualitatives (afin de garantir l'analyse de résultats mesurables et comparables).
- Elles correspondaient à des publications non évaluées par les pairs (éditoriaux, lettres, résumés de conférences, études de cas, thèses non publiées).
- Leur conception méthodologique était insuffisante, notamment en cas de données non extractibles, de protocoles imprécis ou de descriptions incomplètes des méthodes expérimentales.

4.4. Évaluation du risque de biais et de la qualité méthodologique

La qualité méthodologique des études incluses a été évaluée à l'aide de la grille d'évaluation critique du Joanna Briggs Institute (JBI) pour les revues systématiques et les synthèses de recherche [55]. Cette grille comprend 11 critères, portant notamment sur :

- La clarté des objectifs de recherche.
- La rigueur des critères d'inclusion.
- L'adéquation de la stratégie de recherche.
- L'évaluation des biais de publication.
- La pertinence des analyses statistiques.

Deux évaluateurs indépendants ont procédé à l'évaluation. En cas de divergence, un consensus a été obtenu par discussion, avec consultation d'un troisième évaluateur si nécessaire. Les résultats de cette évaluation sont présentés dans la section 4.7. Résultats de l'évaluation de la qualité méthodologique.

4.5. Processus de sélection, d'extraction et de traitement des données

Les résultats de la recherche ont été importés dans Rayyan®, un outil collaboratif dédié à la sélection des études dans les revues systématiques. Les doublons ont été détectés automatiquement, puis confirmés par une vérification manuelle réalisée par deux évaluateurs indépendants. L'analyse s'est déroulée en deux phases successives : une première phase de dépistage par titre et résumé (screening), suivie d'une lecture intégrale des articles potentiellement éligibles.

Au total, 18 540 articles ont été identifiés. Après suppression de 6 040 doublons, 12 500 articles uniques ont été soumis à l'examen des titres et résumés. À cette étape, 11 500 articles ont été exclus pour absence de lien avec les biomarqueurs numériques ou la dénutrition chez les personnes âgées, ou en raison de leur type de publication (lettres, éditoriaux, résumés de congrès). Les 1 000 articles restants ont été examinés en texte intégral pour vérifier le respect des critères d'éligibilité.

Parmi eux, 50 articles n'ont pu être récupérés, malgré des tentatives d'accès via les bibliothèques universitaires, les plateformes de partage (ResearchGate), et des contacts directs avec les auteurs. Ces études ont été exclues pour inaccessibilité mais répertoriées dans l'enregistrement global du processus de sélection.

Les 950 articles disponibles ont été soumis à une évaluation approfondie. À cette étape, 920 études ont été exclues, dont :

- 400 n'utilisaient pas de capteurs ou technologies de biomarqueurs numériques ;
- 320 ne respectaient pas les critères cliniques prédéfinis (absence de lien explicite avec la dénutrition ou les biomarqueurs) ;
- 200 présentaient des problèmes méthodologiques, tels que l'absence de protocole explicite, des données incomplètes ou non exploitables.

Ainsi, 30 études ont été incluses dans la revue systématique.

Comme l'illustre la Figure 3, l'ensemble du processus de sélection a été résumé selon le schéma de flux PRISMA 2020, détaillant le nombre d'études identifiées, exclues, non récupérées ou incluses à chaque étape de la revue.

L'extraction des données a été réalisée à l'aide d'un formulaire standardisé, élaboré pour recueillir les caractéristiques des participants, les types de biomarqueurs et technologies utilisés, les outils d'évaluation nutritionnelle, les résultats principaux, ainsi que le type d'étude. Les données quantitatives manquantes ont été annotées comme « NC » (Non Communiqué), et des valeurs ont été récupérées, lorsque cela était possible, à partir des figures, annexes ou descriptions contextuelles.

En cas de doute sur l'inclusion d'une étude (par exemple, usage de questionnaires nutritionnels ou technologies sans diagnostic explicite), une discussion impliquant deux à quatre relecteurs a permis d'aboutir à une décision consensuelle.

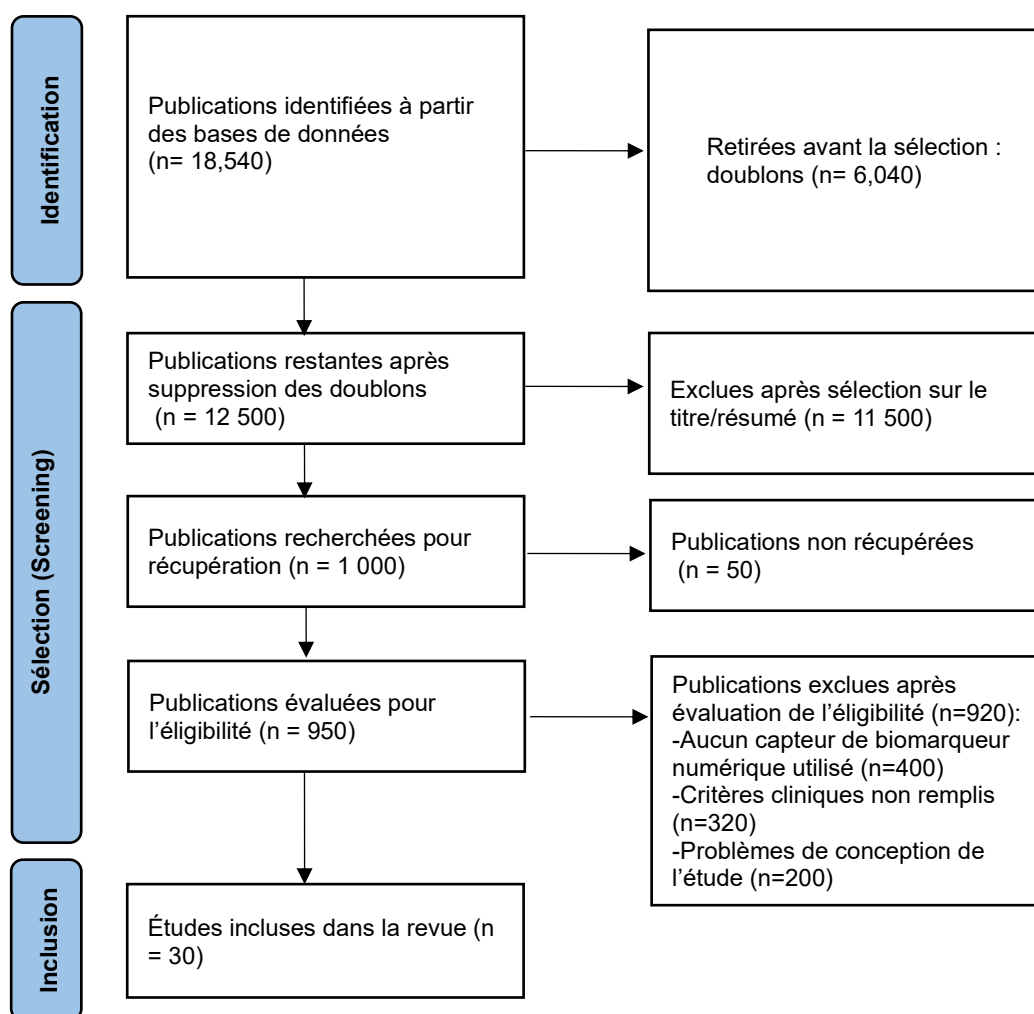


Figure 3. Diagramme de flux PRISMA 2020 pour les revues systématiques suivies d'une méta-analyse.

4.6. Résultats

Cette revue systématique a permis d'inclure 30 études, réparties en deux groupes équivalents :
– 15 études portant sur les biomarqueurs numériques.

– 15 études axées sur les biomarqueurs conventionnels utilisés pour la surveillance de la dénutrition chez les personnes âgées.

Aucune des études identifiées n'a combiné ces deux approches dans une démarche hybride intégrant à la fois des dispositifs numériques et des indicateurs cliniques traditionnels.

Les caractéristiques des études incluses sont très hétérogènes, tant en termes de population que de durée ou de contexte d'application. Le nombre de participants variait de 3 à 30 097 personnes, et la durée de suivi allait de 3 jours à 20 ans, selon les objectifs et les protocoles. Les études ont été menées dans des environnements variés, notamment :

- Domiciles individuels (suivi ambulatoire en conditions réelles).
- Laboratoires expérimentaux (conditions contrôlées).
- Milieux communautaires (centres de soins, résidences, quartiers).

L'ensemble des résultats, incluant les objectifs des études, les types de biomarqueurs évalués, les technologies employées, les outils de référence utilisés, les contextes de recueil des données, ainsi que les principales conclusions rapportées, sont synthétisés dans les Tableaux 3 et 4.

4.6.1. Les stratégies numériques pour la surveillance nutritionnelle et suivi de mobilité : opportunités, limites et enjeux éthiques

La révolution numérique a profondément transformé les modalités de suivi des comportements alimentaires et de l'activité physique (mobilité), en particulier chez les personnes âgées. Ces stratégies numériques recouvrent un large éventail de technologies, incluant les capteurs de mouvement (ex. : Kinect, accéléromètres), les systèmes d'objets connectés (IoT), les plateformes de télésurveillance, ainsi que les algorithmes d'intelligence artificielle (IA) combinés à des dispositifs de fusion de données hétérogènes [63,64].

En plus de permettre une collecte passive, continue et contextuelle des données, ces approches visent à offrir des interventions personnalisées, rapides et adaptatives pour la prévention de la dénutrition et du déclin fonctionnel. Elles représentent un levier important pour la médecine préventive et la gestion de la fragilité à domicile [65].

Cependant, leur mise en œuvre à large échelle soulève des enjeux cruciaux, tant sur le plan technique qu'éthique. La pertinence clinique de ces technologies dépend de leur fiabilité, de leur acceptabilité par les utilisateurs (patients, aidants, soignants), de leur interopérabilité avec

les systèmes de santé existants, et surtout de leur capacité à garantir la sécurité, la confidentialité et la gouvernance des données sensibles générées [66].

La transparence des algorithmes, la minimisation des biais technologiques, et le respect du consentement éclairé sont autant de conditions indispensables à leur déploiement responsable dans les parcours de soins des personnes âgées [67].

Tableau 3. Études utilisant des capteurs pour la surveillance nutritionnelle et de la mobilité

Type de capteur	Titre de l'étude	Auteurs (année), Pays	Taille d'échantillon et durée	Résultats principaux	Algorithme utilisé
Capteurs visuels	Suivi et comptage des mouvements alimentaires	Kassim et al. (2017), Malaisie [68]	20 participants, suivi de 6 mois	Précision de reconnaissance des repas : 85%	Analyse par capteur de profondeur
	Détection des actions d'ingestion	Gambi et al. (2020), Italie [69]	40 participants, suivi de 9 mois	Taux de détection des actions alimentaires : 88 %	Algorithme d'apprentissage automatique utilisant un capteur visuel sans contact (Kinect v1, caméra de profondeur) installé au plafond pour détecter en temps réel les actions alimentaires à partir des images de profondeur.
	Système basé sur la vision pour surveiller les personnes âgées	Buzzelli et al. (2020), Italie [70]	NC	Précision 97% pour poses basiques, 83% situations d'alerte	Réseaux d'apprentissage profond (I3D, HAR)
	Évaluation du Kinect pour la surveillance des repas	Cunha et al. (2014), Portugal [71]	3 participants, 2 semaines	Précision et rappel des repas : 86%	Reconnaissance des gestes
Capteurs ambiants à domicile	Environnement domestique	Pham et al. (2016), USA [72]	50 participants, suivi d'un an	Classification précise des activités : 92%	Techniques de fusion de données

	e intelligent basé sur le cloud				
	Système GiraffPlus	Coradeschi et al. (2014), Suède [73]	30 participants, suivi de 8 mois	Surveillance physiologique précise : 87%	Fusion de capteurs
	Système IoT de suivi diététique	Liu et Tu (2020), Taiwan [74]	30 participants, 62-68 ans	Précision de détection santé : 85%	Module FFT, Contexte conscient
	Détection précoce de démence	Ishii et al. (2016), Japon [75]	NC	Détection précoce de démence via activités irrégulières	Algorithmes de classification IoT
	Surveillance automatisée de l'activité et de la mobilité	Urwyler et al. (2017), Suisse [76]	20 participants, suivi de 20 jours	Différences significatives d'activités de la vie quotidienne (ADL) entre patients Alzheimer et témoins	Analyse par tracé de Poincaré, courbes ROC
Dispositifs portables	Activité physique et santé auto-rapportée	Lohne-Seiler et al. (2014), Norvège [77]	200 participants, suivi d'un an	Corrélation activité physique santé	Analyse statistique
	Suivi d'hydratation en temps réel	Henry et al. (2019), USA [78]	84 participants	Erreur estimation volume : 11.05%	Régression SVM
	Détection précoce de malnutrition	Friedrich et al. (2020), Allemagne [79]	20 participants, suivi de 10 mois	Corrélation temps repas-BMI : 90%	Analyse corrélationnelle
	Moniteur automatique d'ingestion	Doulah et al. (2020), USA [80]	30 participants, suivi de 6 mois	Score F1 détection ingestion : 81,8%	Reconnaissance de motifs
	FluidMeter	Takashi et al. (2018), Japon [81]	70 participants, 260 heures	Précision 84%, rappel 87% estimation liquide ingéré	Champs aléatoires conditionnels.
	Surveillance de l'activité physique	Davis et al. (2021), Royaume-Uni	128 participants,	Lien entre activité mesurée et performances	Accélérométrie, analyse

	chez les personnes âgées	[83]	suivi de 3 mois	cognitives	corrélationnelle
Capteurs Radio Frequency Identification (RFID)	Surveillance des habitudes alimentaires	Andò (2020), Italie [82]	10 participants, essais répétés	Sensibilité 90%, spécificité 100%	Optimisation détection RFID

Les études sur les biomarqueurs numériques ont été classées en quatre catégories : capteurs visuels, capteurs ambiants à domicile, dispositifs portables, et capteurs RFID.

Les capteurs visuels utilisaient des caméras à profondeur (par exemple, Kinect) pour surveiller les comportements alimentaires et les gestes main-bouche. Ces systèmes ont été testés dans des études impliquant entre 20 et 40 participants sur des périodes de 6 à 9 mois, atteignant des précisions allant de 85% [68] à 88% [69] pour les actions simples d'ingestion, et jusqu'à 97% pour les postures statiques. Toutefois, cette précision chutait à 83% dans des scénarios d'alerte [70]. Dans une autre étude, la reconnaissance gestuelle basée sur Kinect a permis d'atteindre une précision de 86% dans l'identification des épisodes de repas en environnement domestique [71].

Les capteurs ambiants à domicile sont de plus en plus utilisés dans les recherches pour observer les routines quotidiennes des individus et leurs habitudes alimentaires ainsi que pour suivre leur sommeil à l'aide d'appareils passifs comme des détecteurs de mouvement ou des balances connectées.

Par exemple, le système GiraffPlus [72], qui associe des capteurs environnementaux et des appareils biomédicaux, a été testé sur 30 participants pendant 8 mois, obtenant une précision de 87% dans le suivi physiologique. De même, la plateforme CoSHE [73], qui intègre un réseau de capteurs domestiques (détecteurs de mouvement PIR, capteurs d'ouverture de portes et capteurs de pression), associés à des algorithmes de reconnaissance, a été déployée dans les pièces principales du domicile de 50 participants suivis pendant un an. Ce dispositif a atteint une précision allant jusqu'à 92% dans la classification des activités quotidiennes.

La surveillance cognitive via des capteurs infrarouges passifs et environnementaux a également montré des résultats prometteurs. Urwyler et al. [76] ont suivi 20 personnes âgées durant 20 jours, distinguant avec succès les patients atteints de la maladie d'Alzheimer des sujets témoins grâce à des analyses avancées de séries temporelles, comme les diagrammes de Poincaré et les

courbes ROC, révélant des différences significatives dans les profils d'ADL (activités de la vie quotidienne).

Les dispositifs portables, incluant les accéléromètres, sont largement utilisés pour le suivi de l'activité physique. Dans une étude impliquant 200 participants suivis pendant un an, Lobelo-Seiler et al. [77] ont mis en évidence de fortes corrélations entre l'activité physique mesurée objectivement et les indicateurs de santé auto-déclarés. Davis et al. [83] ont également démontré que les niveaux d'activité physique mesurés par accéléromètre étaient associés à la performance cognitive chez 128 personnes âgées après trois mois de suivi.

Dans le domaine de la surveillance de la prise alimentaire, les systèmes automatisés de détection comme l'AIM (Automatic Ingestion Monitor) ont montré un score F1 de 81,8% dans une étude impliquant 30 participants sur six mois [80]. Pour la consommation de liquides, Takashi et al. [81] ont évalué la montre connectée FluidMeter chez 70 participants, rapportant une précision de 84% et un rappel de 87% sur un total de 260 heures d'observation et 1 840 épisodes de consommation.

Les systèmes à base de RFID ont également démontré une grande fiabilité. Dans un environnement contrôlé, Andò [82] a testé des capteurs RFID auprès de 10 participants et obtenu une sensibilité de 90% et une spécificité de 100% pour la reconnaissance des épisodes alimentaires via la détection d'interactions avec des objets lors de tests répétés. Bien que cette étude ait été menée auprès d'une population plus jeune et n'ait pas évalué directement la dénutrition clinique, elle a été retenue dans cette revue systématique suite à un consensus entre les auteurs. En effet, le dispositif présenté répond aux objectifs de la revue en démontrant la faisabilité technique de la surveillance des comportements alimentaires et des interactions environnementales en milieu domestique des éléments cruciaux pour le développement d'approches non invasives applicables aux personnes âgées.

4.6.2. Méthodes conventionnelles biologiques pour la surveillance de la nutrition et de la mobilité

Les méthodes conventionnelles biologiques constituent la base de l'évaluation clinique de l'état nutritionnel et fonctionnel des individus. Elles reposent sur des mesures physiologiques et des marqueurs biologiques validés scientifiquement. Par ailleurs, elles intègrent de plus en plus l'évaluation de la mobilité via des tests fonctionnels ou des mesures de la force musculaire.

Tableau 4. Études utilisant des méthodes biologiques conventionnelles.

Type de technologie	Titre de l'étude	Auteurs (année), Pays	Taille d'échantillon et durée	Résultats principaux	Méthodes utilisées
Questionnaires	Validité du questionnaire SNAQ	Ilhan et al. (2018), Turquie [84]	442 participants, suivi de 6 mois	Corrélation avec MNA ($r=0.58$)	Analyse statistique
	Gestion de la malnutrition chez les patients âgés	Volkert et al. (2019), Allemagne [85]	NC	Amélioration nutritionnelle dans 65% des cas	Méta-analyse
	Model to Predict Oral Frailty Based on a Questionnaire: A Cross-Sectional Study	Tatsuo Yamamoto et al. (2022), Japon [86]	843 participants, étude transversale	L'aire sous la courbe ROC (AUC) dans l'ensemble de test était de 0,860 (IC 95% : 0,806-0,915)	Régression logistique
	Identifying Malnutrition Risk in the Elderly: A Single- and Multi-Parameter Approach	Kujawowicz et al. (2024), Pologne [87]	154 participants, étude transversale	Risque de dénutrition identifié dans 36,8% (MNA) ; modèle composite : AUC = 0,84 (IC95% : 0,77–0,91)	MNA, Geriatric Depression Scale (GDS), appétit, force de préhension, BIA, tests physiques
Dynamométrie	Body composition associations with muscle strength in older adults living in Auckland, New Zealand	Hio et al. (2021), Nouvelle-Zélande [88]	369 participants	Association masse musculaire-force musculaire ($p < 0.01$)	DXA, dynamométrie
Analyse corporelle (BMI)	Analyse longitudinale de la cohorte Korean	Kong et al. (2020), Korea [89]	3478 participants, 10 ans	Trajectoires BMI-mortalité significatives ($p < 0.001$)	Analyse longitudinale, modèle de risques

	Longitudinal Study of Aging (KLoSA)				proportionnels de Cox.
Composition corporelle	Modification de la masse corporelle et insuffisance cardiaque	Forman et al. (2017), USA [90]	2 935 participants, 6 ans	Réduction masse maigre (-0.39 kg/an) et grasse (-0.53 kg/an)	DXA, modèles de régression
	The Health, Aging, and Body Composition (Health ABC) Study	Newman AB et al. (2023), USA [91]	>3 000 participants, suivi longitudinal	Perte de muscle liée à mobilité réduite : chaque SD de moins réduit la vitesse de marche de 0.037 m/s (p < 0,01)	DXA, questionnaires, modèles statistiques
	Body composition analysis	Alhamdan et al. (2021), Arabie Saoudite [92]	420 participants, étude transversale	Malnutris : IMC, PBF, muscle mass tous significativement plus bas (p < 0,05) ; calf circumference > 31cm, OR = 0,055 (C.I. 0,037–0,082)	Bioimpédance, MNA, mesures anthropométriques
Biomarqueurs sanguins	Albumine, protéines, hémoglobine et dépistage de la malnutrition	Enkobahry et al. (2023), Éthiopie [93]	176 Participants, étude transversale	Corrélation forte entre albumine, protéines totales, hémoglobine et malnutrition(SGA) (p< 0.001)	Tests sanguins, évaluation SGA,corrélations de Pearson, régression logistique
	Biological markers in older people at risk of mobility limit	Lippi et al. (2014), Italie [94]	200 participants, étude transversale	Vitamine D, testostérone, HDL : corrélation négative significative avec la mobilité	Dosages sanguins, analyse statistique

	actions			(p < 0,05)	
Masse musculaire	Malnutrition, sarcopénie et cachexie chez patients âgés	Patterson et al. (2023), Royaume-Uni [95]	150 participants	Prévalence : malnutrition (40%), sarcopénie (35%), cachexie (20%)	MNA, EWGSOP2, critères de Fearon
Régime méditerranéen	Adhésion au régime méditerranéen et mortalité	Hidalgo-Liberona et al. (2021), Italie [96]	642 participants, 20 ans	HR mortalité globale : 0.73 ; cardio : 0.61 ; cancer : 0.72	Score de biomarqueurs, modèles de Cox
Biomarqueurs urinaires	État d'hydratation et sources hydriques	Queirós et al. (2023), Portugal [97]	70 participants, échantillon ponctuel	52,9% déshydratés (osmolalité >800 mmol/kg)	Osmolalité urinaire, apports hydriques
Biomarqueurs génomiques	Microbiote oral et intestinal et vieillissement sain	Singh et al. (2019), USA [98]	65 participants, 4-6 mois	Diversité microbienne liée à une alimentation riche en fibres	Séquençage 16S rRNA, rappel alimentaire

Les études portant sur les biomarqueurs conventionnels ont été classées en neuf catégories : questionnaires, dynamométrie, suivi continu de l'indice de masse corporelle (IMC), analyse de la composition corporelle, biomarqueurs sanguins, mesure de la masse musculaire, adhésion au régime méditerranéen, biomarqueurs urinaires et biomarqueurs génomiques.

Les questionnaires tels que le Simplified Nutritional Appetite Questionnaire (SNAQ) et le Mini Nutritional Assessment (MNA) sont largement utilisés pour évaluer le risque de dénutrition. Le SNAQ est un outil portant principalement sur l'appétit, la satiété et la quantité d'aliments consommée, tandis que le MNA évalue de manière plus globale l'état nutritionnel à travers des questions sur l'alimentation, le poids, l'état général et les paramètres anthropométriques. Une étude menée en Turquie sur 442 participants a montré une corrélation modérée ($r = 0,58$) entre ces deux outils [84]. Leur contenu détaillé est présenté en annexe 1.

En complément, d'autres travaux ont montré que des interventions nutritionnelles permettaient une amélioration de l'état nutritionnel dans 65% des cas [85]. Par ailleurs, un modèle prédictif de fragilité bucco-dentaire a atteint une sensibilité de 89,2% et une spécificité de 81,3% [86]. Plus récemment, un modèle composite combinant le MNA, la dépression, la force de préhension

et la composition corporelle a permis d'identifier un risque de dénutrition chez 36,8% des participants (AUC = 0,84 ; IC95% : 0,77–0,91) [87].

En complément de ces questionnaires, des mesures objectives telles que la dynamométrie, qui évalue la force de préhension, apportent des indications précieuses sur l'état de santé musculaire. Une étude néo-zélandaise menée auprès de 369 participants a montré une association significative entre la force musculaire et la masse maigre ($p < 0,01$) [88].

D'autres travaux ont mis en avant l'intérêt du suivi longitudinal de l'indice de masse corporelle (IMC). Une étude japonaise menée sur 218 participants suivis pendant 13 ans a établi que les trajectoires de l'IMC étaient significativement associées à la mortalité ($p < 0,001$) [89].

L'analyse de la composition corporelle par absorptiométrie biphotonique (DXA) constitue un outil de référence pour quantifier les variations de masse musculaire et grasseuse. Aux États-Unis, une étude longitudinale sur six ans menée auprès de 2 935 sujets a mis en évidence une perte annuelle moyenne de 0,39 kg de masse maigre et de 0,53 kg de masse grasse, reflétant les effets du vieillissement [90]. D'autres travaux ont confirmé qu'une réduction de la masse musculaire s'accompagnait d'une baisse de la mobilité [91] et qu'une diminution de 0,037 m/s de la vitesse de marche correspondait à un déclin fonctionnel significatif ($p < 0,01$) [92]. En complément, une étude menée sur 420 participants a montré que les personnes malnutries présentaient un IMC, une masse grasse et une masse musculaire plus faibles, ainsi qu'une circonférence du mollet réduite de plus de 3 cm (OR = 0,055 ; IC 0,037–0,082) [93].

Par ailleurs, les biomarqueurs sanguins tels que l'albumine sérique ou l'hémoglobine sont utilisés pour objectiver l'état nutritionnel. Une étude récente réalisée en Éthiopie auprès de 120 patients a rapporté des corrélations significatives entre les taux d'albumine, de protéines et d'hémoglobine et la malnutrition évaluée par l'échelle SGA [94]. De plus, il a été observé que des taux plus faibles de vitamine D, de testostérone et de HDL étaient associés à une mobilité réduite ($p < 0,05$) [95].

La masse musculaire, souvent associée à la sarcopénie et à la cachexie, constitue également un indicateur critique. Une étude britannique de 2023, menée sur 150 personnes âgées, a mis en évidence une prévalence de 40% de dénutrition, 35% de sarcopénie et 20% de cachexie, validant ainsi la pertinence des critères de l'EWGSOP2 et du modèle de Fearon dans cette population [96].

En parallèle, des approches comportementales ont exploré le rôle protecteur de l'adhésion au régime méditerranéen. Une étude italienne portant sur 642 participants suivis pendant 20 ans a observé une réduction significative du risque de mortalité globale (HR = 0,73), ainsi que des mortalités cardiovasculaire (HR = 0,61) et cancéreuse (HR = 0,72) chez les individus fortement adhérents à ce régime [96].

Les biomarqueurs urinaires, notamment l'osmolalité urinaire, ont été utilisés pour évaluer l'état d'hydratation. Une étude portugaise conduite auprès de 70 personnes âgées a rapporté que 52,9% d'entre elles présentaient une déshydratation modérée à sévère (osmolalité > 800 mOsm/kg) [97].

Enfin, les biomarqueurs génomiques ouvrent de nouvelles perspectives, notamment en lien avec le microbiote intestinal. Une étude américaine menée sur 65 participants a démontré qu'une alimentation riche en fibres favorisait une diversité microbienne accrue, elle-même associée à un vieillissement en meilleure santé [98].

4.7. Résultats de l'évaluation de la qualité méthodologique

La majorité des 30 études incluses présentaient des objectifs clairement définis, des méthodes de collecte de données appropriées et des résultats cohérents. Toutefois, certaines limitaient la prise en compte des variables de confusion ou ne précisaient pas l'indépendance des évaluateurs.

Sur les 15 études portant sur les biomarqueurs numériques, 12 ont rapporté une précision de détection, avec une valeur médiane de 88% [IQR : 85%–92%].

Les capteurs portés présentaient l'intervalle de précision le plus restreint (85–90%), tandis que les solutions ambiantes et basées sur la vision affichaient des résultats plus étendus mais globalement cohérents.

Les outils conventionnels, comme le Mini Nutritional Assessment (MNA) et l'albumine sérique, ont démontré une bonne validité clinique dans de larges cohortes, mais leur manque de faisabilité pour un suivi en temps réel ou continu a été relevé comme une limite.

4.8. Discussion

Cette revue systématique propose une synthèse complète des données actuelles concernant l'utilisation des biomarqueurs numériques et conventionnels pour le suivi de la dénutrition à domicile chez les personnes âgées. Les 30 études incluses ont été regroupées en deux grandes catégories selon la nature et le contexte d'utilisation du biomarqueur :

- Biomarqueurs numériques, incluant les capteurs portables, les technologies ambiantes, les systèmes RFID et les outils d'IA basés sur la vision, conçus pour une surveillance passive et continue dans des environnements réels ou simulant le domicile.
- Biomarqueurs conventionnels, tels que les mesures anthropométriques, les questionnaires de dépistage nutritionnel validés et les marqueurs biochimiques sanguins ou urinaires, traditionnellement utilisés en milieu clinique.

Cette dichotomie a été retenue afin de refléter les différences clés en termes de modalités de mesure, de fréquence d'acquisition des données, de niveau d'intrusivité et de nature des données recueillies (physiologiques versus comportementales). Il est à noter qu'aucune des études incluses n'a tenté d'intégrer simultanément des biomarqueurs numériques et conventionnels, soulignant ainsi une lacune importante dans la littérature actuelle et une opportunité de recherche pour le développement de systèmes hybrides.

Bien que cette classification ait permis une comparaison structurée des technologies, il convient de rappeler que la frontière entre biomarqueurs numériques et conventionnels n'est pas toujours nette. Certains outils conventionnels sont désormais numérisés, et plusieurs dispositifs numériques intègrent des composants de mesure physiologique. Ainsi, ce regroupement reflète davantage les contextes d'usage prédominants que des catégories strictes. Les recherches futures devraient prioriser le développement et l'évaluation de systèmes hybrides combinant les atouts des deux approches afin de permettre un suivi plus complet et continu de la dénutrition à domicile.

4.8.1. Applications en conditions réelles versus en laboratoire

Les études recensées font apparaître un écart net entre les performances observées en laboratoire et leur mise en pratique dans le quotidien. Cette différence se remarque surtout lorsqu'on tente de suivre l'alimentation et la mobilité des personnes âgées vivant à domicile, où les environnements sont hétérogènes, parfois difficilement maîtrisables, et où les habitudes varient fortement. Le Tableau 5 ci-après synthétise les principales caractéristiques des dispositifs conventionnels et cliniques, en confrontant leurs performances expérimentales, leur transférabilité et leurs limites majeures. La différence constatée entre les résultats obtenus dans des conditions idéales et ceux relevés en situation réelle représente un frein notable à la généralisation des approches étudiées. Ce décalage, largement documenté dans la littérature sur la santé numérique, se voit renforcé chez les populations âgées, où la fragilité, l'hétérogénéité des comportements et la grande variété des cadres de vie viennent l'accentuer.

Tableau 5. Comparaison des dispositifs conventionnels utilisés pour l'évaluation de la nutrition et de la mobilité

Type de dispositif	Exemple(s)	Performance en laboratoire	Applicabilité en conditions réelles	Limites principales
Capteurs visuels fixes	Kinect, caméras RGB-D	Précision de détection de gestes alimentaires ou moteurs supérieure à 85 %, parfois jusqu'à 97%	Faible : dépend du champ visuel, de la luminosité et des perturbations de l'environnement	Dispositif fixe, sensible à l'éclairage, peu adaptable à un domicile réel
Capteurs visuels portés	AIM (<i>Automatic Ingestion Monitor</i>), lunettes intelligentes	Détection de gestes alimentaires > 80% en laboratoire	Modérée : dépend du port continu et de la tolérance utilisateur	Intrusif, gêne esthétique, contraintes de port et de confidentialité
Capteurs de mouvement portés	Accéléromètres, montres connectées, podomètres	Fiabilité > 90% pour la détection de pas et la vitesse de marche	Modérée : dépend du port continu et de l'autonomie du dispositif	Risque d'oubli, autonomie limitée, biais de position
Capteurs environnementaux	Détecteurs de présence, balances connectées, RFID	Bonne sensibilité pour le suivi d'activité et d'habitudes alimentaires	Bonne : mesures passives et non intrusives	Sensibles aux conditions de pose et aux interférences
Questionnaires cliniques	MNA, SNAQ, ADL, SPPB, TUG	Validés cliniquement ; corrélation modérée avec mesures objectives ($r \approx 0,5-0,6$)	Bonne : outils simples et économiques	Subjectivité, dépendance à la mémoire et à la compréhension du participant
Dynamométrie	Dynamomètre manuel (force de préhension)	Corrélation forte entre force musculaire et masse maigre ($p < 0,01$)	Modérée : mesure ponctuelle, reproductible	Non continue ; dépend de la coopération du sujet
Analyse corporelle (DXA)	Absorptiométrie biphotonique	Haute précision ; méthode de référence pour la masse maigre	Faible : matériel non transportable	Coût élevé, exposition radiologique, non adaptée au suivi

		et grasse		longitudinal
Bio-impédance	Mesure de masse maigre, d'hydratation	Corrélation forte avec la masse musculaire (erreur < 5%)	Modérée : portable, applicable à domicile	Sensible à l'hydratation ; calibration nécessaire
Biomarqueurs sanguins	Albumine, hémoglobine, vitamine D, testostérone, HDL	Corrélations significatives avec mobilité et nutrition ($p < 0,05$)	Faible : prélèvements invasifs et ponctuels	Faible fréquence, coût, inconfort pour l'utilisateur
Facteurs de mode de vie	Adhésion au régime méditerranéen	HR mortalité réduite : 0,73 (globale), 0,61 (cardio), 0,72 (cancer)	Bonne : suivi longitudinal possible via questionnaires	Biais de mémoire, influence culturelle
Biomarqueurs urinaires et génomiques	Osmolalité urinaire, diversité du microbiote intestinal	Corrélation avec hydratation et vieillissement sain	Modérée à faible : analyses ponctuelles, coûteuses	Non adaptées à un suivi continu, nécessité de prélèvements biologiques

a. Performances élevées mais peu généralisables

Les dispositifs visuels fixes comme *Kinect* ou les caméras RGB-D, ainsi que les capteurs portés tels que AIM (Automatic Ingestion Monitor), atteignent des précisions supérieures à 85%, parfois proches de 97%, pour la détection de gestes alimentaires ou de mouvements (porter la main à la bouche, se lever, marcher).

Cependant, ces résultats reposent sur des conditions expérimentales idéales : bon éclairage, champ visuel dégagé et environnement silencieux. Dans la vie quotidienne, ces conditions sont rarement réunies. Une personne âgée peut, par exemple, manger dans une pièce peu éclairée ou devant la télévision, ce qui réduit la fiabilité des détections.

De même, les méthodes conventionnelles comme la DXA, la dynamométrie ou la bio-impédance offrent une grande précision en laboratoire, mais leur utilisation régulière est limitée par des contraintes pratiques (coût, disponibilité du matériel, encadrement médical). Ainsi, des résultats très fiables en conditions contrôlées ne garantissent pas toujours des performances équivalentes dans des contextes de vie réels.

b. Acceptabilité technologique chez les personnes âgées

L'acceptabilité est un facteur essentiel pour la réussite d'un suivi à long terme. Le port d'un capteur (bracelet, collier, caméra frontale) peut être perçu comme inconfortable ou intrusif, surtout par des personnes âgées peu familières avec ces technologies [99]. Les inquiétudes liées à la vie privée et à la confidentialité des données demeurent importantes, même lorsque les informations sont anonymisées.

En revanche, les outils cliniques classiques, tels que les questionnaires (MNA, SNAQ, SPPB, ADL), sont mieux acceptés car ils s'intègrent facilement dans les pratiques médicales habituelles. Cependant, leur fiabilité dépend de la compréhension du participant et peut être affectée par des troubles cognitifs.

L'enjeu est donc de trouver un équilibre entre précision scientifique et confort d'utilisation, en privilégiant des outils simples, fiables et bien tolérés.

c. Temporalité et sensibilité clinique

Les capteurs numériques ont l'avantage de collecter des données en continu, permettant d'observer les évolutions progressives souvent invisibles lors de bilans ponctuels. Cette continuité est précieuse pour détecter des changements d'appétit, des baisses d'activité ou des modifications du comportement moteur.

À l'inverse, les méthodes conventionnelles (questionnaires, dynamométrie, biomarqueurs) fournissent une évaluation ponctuelle du statut nutritionnel ou fonctionnel. Bien qu'elles soient validées cliniquement, elles manquent de réactivité pour détecter les variations de court terme, par exemple après une hospitalisation ou un épisode de fatigue. Une approche uniquement basée sur des mesures isolées ne suffit donc pas à décrire la dynamique du vieillissement ; il devient essentiel de combiner des données continues et des évaluations périodiques.

d. Vers des approches combinées et pragmatiques

Les travaux récents soulignent la nécessité d'associer plusieurs types de mesures afin de tirer parti des atouts de chaque méthode.

Un système de suivi complet pourrait intégrer :

- Des capteurs passifs (balances connectées, détecteurs de présence, dispositifs RFID) pour recueillir des données continues.

- Des questionnaires simplifiés administrés régulièrement pour suivre les habitudes et le ressenti.
- Et des mesures biologiques ponctuelles (DXA, bio-impédance, biomarqueurs) pour confirmer les tendances observées.

Une telle approche offrirait un suivi à la fois fiable, continu et acceptable, conciliant précision clinique et observation de la vie quotidienne.

Au-delà des performances techniques, la réussite de ces dispositifs repose sur leur intégration dans le quotidien des utilisateurs, leur acceptabilité sociale et éthique, et leur capacité à fournir des informations utiles au suivi personnalisé de la santé nutritionnelle et motrice.

Ce constat nous amène à une autre dimension essentielle de l'évaluation : la maturité technologique et l'utilisabilité des solutions proposées, à la fois en termes de disponibilité, de robustesse, d'acceptation et de compatibilité avec les contraintes de terrain.

4.8.2. Maturité technologique et utilisabilité

En dehors des performances en laboratoire ou de la faisabilité technique, l'utilisation effective des technologies numériques repose largement sur leur niveau de maturité technologique et sur leur utilisabilité en conditions de vie réelle.

Les capteurs environnementaux intégrés à des dispositifs IoT (Internet of Things) se sont révélés prometteurs pour une surveillance passive et continue des activités quotidiennes telles que la marche, le sommeil ou encore l'alimentation. Plusieurs études rapportent des taux de précision situés entre 85% et 92% [72,73], ce qui est encourageant pour un usage à domicile. Leur caractère discret et non intrusif en fait une option particulièrement adaptée aux personnes âgées.

Les technologies RFID ont également démontré une grande fiabilité en environnement contrôlé, avec des résultats remarquables (sensibilité de 90% et spécificité de 100%) pour la détection des comportements alimentaires [81]. Toutefois, leur déploiement à grande échelle demeure limité en raison de contraintes d'infrastructure (multiplicité de lecteurs et d'antennes RFID), ainsi que de problèmes d'interopérabilité lors de leur intégration dans des plateformes cliniques ou domotiques existantes.

Certaines avancées technologiques, telles que les systèmes de vision par ordinateur (comme Kinect) ou les dispositifs de suivi de l'ingestion (caméras embarquées, microphones, capteurs

inertiels), bien que prometteuses en contexte expérimental, rencontrent encore des obstacles majeurs à leur adoption en vie réelle. Ces freins concernent à la fois des enjeux de confidentialité et des considérations éthiques liées à la collecte continue d'images ou de sons dans l'espace personnel des utilisateurs [69–72, 79–80].

Les capteurs infrarouges de mouvement posent des difficultés similaires. Bien qu'ils soient souvent utilisés pour détecter les troubles cognitifs et qu'ils affichent une précision pouvant atteindre 95% [75], leurs performances n'ont pas encore été suffisamment validées en dehors des environnements contrôlés. Leur principale limite réside dans le manque d'évaluation en contextes diversifiés et non standardisés, ce qui freine leur généralisation.

En définitive, chaque catégorie technologique présente des avantages et des limites spécifiques, souvent liés à leur degré de maturité, à leur facilité d'intégration et à leur acceptabilité par les utilisateurs. Les biomarqueurs numériques (dispositifs portables, capteurs environnementaux, RFID) se distinguent par leur haute fréquence d'acquisition, leur résolution temporelle fine, et leur capacité à assurer une surveillance continue, mais restent encore peu implantés dans les pratiques cliniques.

À l'inverse, les biomarqueurs conventionnels (albumine sérique, IMC, questionnaires validés), bien que largement utilisés en milieu clinique, offrent une résolution temporelle limitée et une sensibilité modérée aux variations comportementales subtiles.

Enfin, les outils d'évaluation fonctionnelle (tests de mobilité, scores de risque nutritionnel) apportent un éclairage complémentaire sur l'état global de la personne, mais leur utilisation reste rarement automatisée ou intégrée à des systèmes numériques de suivi.

Il est donc fortement recommandé d'envisager le développement de modèles hybrides multi-niveaux, intégrant des données biomédicales, comportementales et fonctionnelles, afin d'assurer une surveillance précise, contextuelle et durable du risque de dénutrition chez les personnes âgées vivant à domicile.

4.8.3. Limites et défis

Les études analysées dans cette revue soulignent divers obstacles méthodologiques et technologiques qui entravent actuellement la mise en œuvre à grande échelle des outils de suivi nutritionnel à domicile chez les personnes âgées.

Une des premières limites concerne la taille des échantillons qui reste généralement limitée. En effet, dans la plupart des recherches répertoriées on trouve moins de 100 participants ce qui

amoindrit la fiabilité statistique des résultats et restreint leur applicabilité à d'autres contextes ou populations [69-72; 79-81]. De plus, ces recherches concernent souvent des échantillons relativement homogènes (des personnes jeunes en bonne santé) rendant les généralisations aux personnes âgées plus fragiles.

La durée du suivi des expérimentations est également questionnable. Dans de nombreuses études, elle se limite à quelques jours voire quelques semaines seulement et la période totale de l'étude est souvent inférieure à un an [70,71,80]. Pourtant surveiller le risque de dénutrition requiert une approche sur le long terme capable d'identifier des changements progressifs parfois subtils sur le moyen ou le long terme.

Un défi important supplémentaire réside dans le caractère très contrôlé des environnements d'évaluation. De nombreuses technologies sont testées dans des conditions artificielles (éclairage optimisé et interactions limitées), ce qui ne reflète pas la diversité du quotidien réel à domicile : variations de luminosité imprévisibles et présence d'autres individus avec leurs déplacements spontanés et le bruit ambiant [69,72,75]. Cette absence de validation écologique restreint la capacité à généraliser les résultats aux contextes de vie authentiques et pose particulièrement problème pour les personnes âgées fragiles.

La dimension de mise à l'échelle des systèmes peut poser un défi technique majeur. Certains équipements en particulier ceux qui intègrent des modèles d'intelligence artificielle avancés comme les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) ou récurrents (RNN) requièrent une puissance de calcul significative qui peut être difficile à maintenir sur des dispositifs embarqués ou dans des environnements domestiques ayant des ressources limitées [72,73]. Ce souci se trouve accentué lors de l'intégration de données multimodales telles que la vidéo et l'audio ainsi que les capteurs inertiels ; cela accroît la complexité du logiciel et les exigences en termes de stockage et de traitement synchronisé.

Enfin, les enjeux éthiques et réglementaires occupent une place centrale parmi les défis à venir. Les dispositifs collectant des données audiovisuelles ou des informations sensibles doivent absolument inclure des mécanismes de cryptage robuste et d'anonymisation ainsi que gérer de manière adéquate le consentement éclairé dans les situations de fragilité en particulier. Ces mesures préventives sont essentielles pour établir un climat de confiance entre les utilisateurs et les professionnels de santé tout en encourageant l'acceptabilité et l'adoption à long terme [69,72,79,80].

4.8.4. Forces et limites de la revue de la littérature

Les forces de cette revue de littérature résident dans le respect des lignes directrices PRISMA, une recherche bibliographique exhaustive et systématique, ainsi qu'un double focus sur les biomarqueurs numériques et conventionnels. L'accent mis sur l'applicabilité à domicile cible une dimension encore peu explorée mais pourtant essentielle en clinique.

Cependant, plusieurs limites subsistent. Tout d'abord, la variabilité méthodologique entre les études, notamment en ce qui concerne les biomarqueurs numériques et biologiques ou les protocoles de mesure, rend les comparaisons directes difficiles et empêche une consolidation des résultats. De plus, de nombreuses études manquent de détails sur les ressources techniques, l'étalonnage des capteurs ou les méthodes de traitement des données, éléments pourtant cruciaux pour évaluer la reproductibilité des approches [69–73,79–80].

Une autre limite concerne la taille et l'homogénéité des échantillons, qui entrave la généralisation des résultats [69–70,73–74,76–77,83–85]. Un biais de publication est également possible, les études avec résultats positifs étant plus susceptibles d'être publiées, ce qui peut fausser l'évaluation globale de l'efficacité des biomarqueurs. Enfin, l'hétérogénéité des protocoles et de la terminologie, incluant des définitions et des méthodes d'interprétation incohérentes, entrave l'élaboration d'une vision unifiée pour l'intégration clinique des biomarqueurs numériques et biologiques. Cette absence de normes standardisées complique l'adoption pérenne de ces technologies pour le suivi de la dénutrition.

5. Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons examiné l'état actuel des connaissances sur les biomarqueurs nutritionnels et de mobilité. Notre analyse a mis en évidence les apports et les limites des approches conventionnelles et numériques mobilisées dans l'étude du vieillissement. Les outils traditionnels questionnaires, mesures anthropométriques ou biomarqueurs biologiques demeurent indispensables en pratique clinique.

Cependant, leur usage ponctuel ne permet pas de suivre les évolutions progressives du comportement alimentaire ou de la mobilité, ni de détecter précocement les signes de fragilité.

Avec l'essor des technologies connectées, nous observons une transformation profonde des modes de suivi. Les capteurs environnementaux, les dispositifs portés et les systèmes intelligents offrent désormais la possibilité d'une observation continue, passive et contextualisée des activités quotidiennes. Ces données ne remplacent pas les méthodes

classiques, mais les complètent, en permettant d'identifier des changements subtils dans les habitudes de vie et d'en déduire des indicateurs précoces de déclin fonctionnel ou nutritionnel.

Au-delà des aspects techniques, nous avons souligné l'importance d'intégrer dès la conception les dimensions éthiques et pratiques liées à la vie privée, à l'acceptabilité et à la transparence dans la gestion des données. De même, la mise en œuvre de protocoles rigoureux, reproductibles et validés cliniquement demeure essentielle pour garantir la qualité et la fiabilité des informations recueillies dans des environnements réels.

Ces constats renforcent la nécessité de développer des biomarqueurs numériques intégrés, combinant les dimensions nutritionnelles et de mobilité dans une approche globale et longitudinale du vieillissement. L'objectif n'est plus seulement de mesurer un état à un instant donné, mais d'observer les trajectoires individuelles dans le temps afin d'anticiper les situations de risque et de soutenir le maintien de l'autonomie.

Certaines références récentes, bien qu'exclues de la revue systématique car elles ne répondaient pas pleinement aux critères méthodologiques retenus (population cible, durée, contexte d'usage), ont néanmoins été considérées dans la réflexion générale. Elles permettent d'illustrer les avancées technologiques et méthodologiques récentes qui justifient la nécessité d'une évolution vers de nouveaux biomarqueurs numériques, plus adaptés aux conditions réelles de vie et aux enjeux du vieillissement.

Dans la continuité de ces constats, le chapitre suivant aborde les fondements cliniques, technologiques et méthodologiques nécessaires à la conception de nouveaux biomarqueurs numériques adaptés au suivi du vieillissement.

Chapitre 2. Des biomarqueurs cliniques aux biomarqueurs numériques

1. Introduction

La surveillance régulière de l'état nutritionnel et de la mobilité constitue un intérêt majeur en gériatrie, étant étroitement associée à la prévention du déclin fonctionnel, à l'amélioration de la qualité de vie et à la réduction du risque d'hospitalisation des personnes âgées [100,101]. Traditionnellement, cette surveillance repose sur des indicateurs cliniques et biologiques reconnus, tels que la vitesse de marche, l'indice de masse corporelle (IMC), le taux sérique d'albumine ou encore l'hémoglobine [102–103]. Bien qu'éprouvés, ces biomarqueurs classiques sont typiquement évalués lors d'examens ponctuels réalisés en milieu hospitalier ou lors de consultations périodiques, limitant ainsi la possibilité d'un suivi précis, contextualisé et continu des comportements réels des individus dans leur environnement quotidien [104].

Ces limites des approches traditionnelles sont particulièrement manifestes dans les situations de vie réelle, où les fluctuations quotidiennes des comportements alimentaires, des niveaux d'activité physique et de la mobilité sont difficilement capturées par des évaluations ponctuelles et espacées [105]. À titre d'exemple, le projet The Collaborative Aging Research Using Technology (CART) US, conçu pour explorer les capacités et limites des biomarqueurs existants, a mis en évidence la nécessité urgente d'approches complémentaires ou alternatives capables de fournir une évaluation fine et continue du comportement réel des personnes âgées dans leur lieu de vie [106].

Dans ce contexte, l'émergence des biomarqueurs numériques représente une opportunité de plus en plus explorée. Grâce aux avancées technologiques des capteurs physiologiques miniaturisés, d'objets connectés (IoT) et de méthodes d'analyse avancées reposant sur l'intelligence artificielle (IA), il devient désormais possible de collecter et d'analyser de manière continue et non intrusive un large spectre de données comportementales et physiologiques [107,108]. Ces nouvelles approches offrent ainsi un potentiel inédit pour un suivi individualisé, précis et contextuellement pertinent des personnes âgées en conditions réelles [109].

Ce chapitre vise à explorer le développement et l'intégration de biomarqueurs numériques dans la prise en charge des personnes âgées. Il débute par une analyse critique des approches existantes, en explicitant leurs limites méthodologiques et pratiques, notamment à travers les retours d'expérience issus du projet Cart US. Il expose ensuite les principes fondateurs, technologiques et méthodologiques du projet Cart France, visant à dépasser les limites précédemment identifiées en proposant des solutions technologiques robustes, pertinentes et acceptables. Enfin, ce chapitre discute les conditions indispensables à l'adoption de ces biomarqueurs numériques dans les pratiques cliniques courantes, notamment leur validation scientifique, leur fiabilité clinique et leur acceptabilité par les utilisateurs finaux, professionnels de santé et patients [110,111].

2. Les biomarqueurs cliniques dans la santé nutritionnelle et la mobilité

Les biomarqueurs cliniques sont des indicateurs quantifiables qui fournissent des informations essentielles sur l'état physiologique ou pathologique d'un individu. Ils jouent un rôle crucial dans la détection précoce, la prévention et la gestion des pathologies liées au vieillissement, notamment la dénutrition et la perte de mobilité, deux problématiques majeures affectant la qualité de vie des personnes âgées [112].

2.1. Biomarqueurs cliniques en santé nutritionnelle

L'évaluation clinique de l'état nutritionnel repose traditionnellement sur plusieurs biomarqueurs conventionnels et anthropométriques. L'albumine sérique est un biomarqueur largement utilisé pour identifier les états de dénutrition protéino-énergétique. Sa baisse significative est associée à des complications postopératoires accrues, une réponse immunitaire affaiblie, ainsi qu'un risque augmenté de mortalité chez les personnes âgées [113,114]. Cependant, il est important de souligner que les concentrations d'albumine peuvent être influencées par des facteurs inflammatoires, infectieux ou hépatiques, ce qui nécessite une interprétation prudente et conjointe avec d'autres indicateurs tels que la pré-albumine, la protéine C-réactive ou encore l'interleukine-6 [115].

L'hémoglobine est un autre biomarqueur fondamental, particulièrement utile pour détecter les anémies nutritionnelles souvent observées chez les seniors. Des taux faibles d'hémoglobine, révélateurs d'anémies ferriprives ou vitaminiques, sont fréquemment associés à des symptômes tels que la fatigue chronique, la diminution des performances physiques et cognitives, et une fragilité accrue [116]. Pour préciser ces diagnostics, l'hémoglobine est généralement couplée à des marqueurs complémentaires comme la ferritine sérique ou la transferrine [117].

Les mesures anthropométriques telles que le poids corporel, l'indice de masse corporelle (IMC) et la circonférence musculaire du bras constituent une première approche rapide pour évaluer l'état nutritionnel. Toutefois, ces mesures générales manquent de spécificité et nécessitent d'être complétées par des analyses plus approfondies comme la bio-impédancemétrie, capable de quantifier précisément les proportions de masse musculaire maigre et de masse grasse [118]. Ces analyses détaillées facilitent le diagnostic et la prise en charge, entre autres, de la sarcopénie, de l'obésité sarcopénique ou encore de la cachexie (affaiblissement profond de l'organisme lié à une dénutrition très importante), maladies ou symptômes fréquents et critiques dans le vieillissement [119].

2.2. Biomarqueurs cliniques en mobilité

La mobilité fonctionnelle chez la personne âgée désigne la capacité à se déplacer de manière autonome, stable et coordonnée dans son environnement quotidien. Elle repose sur l'interaction de plusieurs systèmes musculo-squelettique, neurologique, sensoriel et cardio-respiratoire dont l'altération progressive conduit à une perte d'autonomie et à un risque accru de chute [120].

Parmi les nombreux indicateurs proposés dans la littérature, trois biomarqueurs cliniques se distinguent par leur robustesse, leur simplicité d'application et leur validation scientifique : la vitesse de marche, le test de lever de chaise et la force de préhension. Ces outils sont les plus utilisés en gériatrie pour l'évaluation fonctionnelle, car ils traduisent de manière complémentaire les différentes dimensions de la mobilité (dynamique, posturale et musculaire) [121].

Déjà présentée au chapitre 1 comme un indicateur clinique majeur, la vitesse de marche constitue une mesure de référence largement utilisée pour évaluer l'état fonctionnel et le déclin moteur des personnes âgées [44]. Elle est généralement mesurée sur une distance de quatre mètres à l'aide d'un chronomètre, le participant marchant à son rythme habituel. Le résultat, exprimé en mètres par seconde, est interprété selon des seuils de performance : une vitesse inférieure à 0,8 m/s est associée à une fragilité accrue et à un risque plus élevé d'hospitalisation ou de mortalité [122]. Ce test simple, peu coûteux et reproductible intègre des composantes physiologiques multiples (force musculaire, équilibre, coordination, endurance) et fournit une mesure synthétique de la performance motrice [123].

Le test de lever de chaise évalue quant à lui la force des membres inférieurs et la capacité fonctionnelle globale. Le protocole consiste à mesurer le temps nécessaire pour se lever cinq fois d'une chaise sans s'aider des bras. Un temps supérieur à 15 secondes ou une incapacité à

réaliser la séquence complète est considéré comme un indicateur de fragilité et de limitation fonctionnelle [124]. Ce test est fortement corrélé au risque de chute et à la perte d'autonomie. Enfin, la force de préhension représente un indicateur indirect mais précieux de la mobilité. Bien qu'elle ne mesure pas le déplacement en lui-même, elle reflète la condition musculaire générale et la réserve fonctionnelle de l'individu. La mesure s'effectue à l'aide d'un dynamomètre manuel, sur la main dominante, en demandant au participant d'exercer une pression maximale pendant quelques secondes. Des valeurs inférieures à 26 kg pour les hommes et à 16 kg pour les femmes sont associées à un risque accru de sarcopénie, de déclin fonctionnel et de mortalité [125].

Ainsi, ces trois biomarqueurs vitesse de marche, lever de chaise et force de préhension constituent un socle clinique commun, reconnu internationalement pour évaluer la mobilité et détecter précocement les situations de fragilité chez les personnes âgées.

2.3. Limites méthodologiques associées aux biomarqueurs cliniques

Les biomarqueurs cliniques, qu'ils concernent la nutrition ou la mobilité, restent des repères essentiels dans le suivi des personnes âgées. Ils sont faciles à utiliser, bien connus des professionnels de santé et validés par de nombreuses études. Par exemple, l'albumine et l'hémoglobine aident à repérer les déséquilibres nutritionnels, tandis que la vitesse de marche, la force de préhension et le test de lever de chaise permettent d'évaluer la condition physique et le risque de perte d'autonomie.

Cependant, nous avons observé que ces outils présentent plusieurs limites. Leur utilisation ponctuelle ne permet pas de suivre les variations quotidiennes de l'état nutritionnel ou de la mobilité. Entre deux consultations, des changements importants peuvent survenir sans être détectés, alors qu'ils pourraient signaler une dégradation progressive.

De plus, les conditions d'évaluation en milieu clinique diffèrent souvent de celles du domicile, ce qui réduit la représentativité des résultats par rapport aux situations de vie réelle. Les personnes âgées peuvent fournir un effort plus soutenu lors d'un test en centre médical, alors que leurs performances quotidiennes à la maison sont souvent moindres.

Concernant la nutrition, les valeurs biologiques comme l'albumine peuvent être influencées par des facteurs non nutritionnels (inflammation, infections, déshydratation), ce qui rend leur interprétation plus complexe. De même, les mesures de poids ou d'IMC donnent une vision générale, mais ne suffisent pas à détecter des changements rapides de masse musculaire ou de comportement alimentaire.

Enfin, les différences dans la manière de réaliser les tests, dans les outils utilisés (chronomètre, dynamomètre, balance) ou dans leur interprétation entraînent des écarts de résultats entre les évaluateurs. Cela rend les comparaisons plus difficiles dans le temps ou entre plusieurs centres.

Ces constats montrent la nécessité d'élargir l'évaluation clinique traditionnelle en y associant des outils numériques capables de suivre de manière continue et discrète la nutrition et la mobilité dans le cadre de vie habituel. Ces nouvelles approches ne remplacent pas les méthodes classiques, mais les complètent en apportant une observation plus fine et plus réaliste du quotidien des personnes âgées.

3. Intérêt et fondements des biomarqueurs numériques pour la santé

Les biomarqueurs numériques constituent une nouvelle génération d'indicateurs de santé, conçus pour dépasser les limites des approches cliniques traditionnelles, en particulier leur caractère ponctuel et leur manque de contextualisation. Grâce aux technologies embarquées, à l'émergence de l'Internet des objets (IoT) et aux algorithmes d'intelligence artificielle, ils permettent de suivre en continu et en situation réelle l'évolution de paramètres physiologiques, comportementaux et environnementaux [126,127]. Ce développement repose sur une approche multidisciplinaire qui combine l'ingénierie biomédicale, la science des données, la gérontologie et les sciences sociales pour proposer une évaluation personnalisée et dynamique de la santé des individus, notamment des personnes âgées [128].

Afin de comparer objectivement les principales technologies disponibles, le tableau 6 ci-dessous présente une synthèse comparative des capteurs utilisés pour le suivi de la santé à domicile. Il inclut notamment l'évaluation du niveau de maturité technologique (TRL – Technology Readiness Level), pour estimer le potentiel de déploiement de chaque solution dans un environnement réel [129].

L'échelle TRL utilisée ici repose sur la grille établie par la Commission européenne, allant de TRL 1 (preuve de concept) à TRL 9 (intégration commerciale ou clinique en conditions opérationnelles). Chaque technologie a été positionnée selon trois critères croisés :

1. Le degré de validation expérimentale (laboratoire, simulation, déploiement réel).
2. Le niveau de preuve scientifique (taille d'échantillon, durée de suivi, reproductibilité).
3. Le statut d'intégration ou de commercialisation (prototype, produit validé, déploiement en EHPAD ou à domicile).

Tableau 6. Comparaison des principales technologies de capteurs pour le suivi des personnes âgées à domicile.

Technologie	Paramètres mesurés	Modalité d'usage	Avantages	Limites	TRL (1-9)	Références
Accéléromètre / gyroscope	Activité physique, transitions posturales, vitesse de marche	Porté (poignet, ceinture)	Non intrusif, validé cliniquement	Besoin d'algorithmes robustes	9	[130-133]
Capteurs physiologiques portés	HR, HRV, SpO ₂ , température, GSR	Poignet, patch	Enregistrement continu, confort	Sensibilité à l'environnement, artefacts	8-9	[134-137]
Capteurs ambiants connectés (IoT)	Présence, sommeil, repas, ouverture de porte	Installé au domicile	Discret, acceptabilité élevée	Installation domotique nécessaire	7-8	[138-140]
RFID passif	Interaction avec objets, routines	Placards, ustensiles	Précis, peu intrusif	Infrastructure RFID dédiée, coût, interopérabilité	5-6	[75], [141]
Caméras	Ingestion, posture, mobilité fine	Fixe ou porté	Haute précision en laboratoire	Vie privée, traitement de données lourd	5-6	[69-72]
Systèmes hybrides	Multimodal : nutrition, mobilité, sommeil, activité	Combiné (portable + domotique)	Suivi longitudinal intégré, personnalisation, valeur contextuelle	Coût, complexité d'intégration, interopérabilité	6-8	[130], [133], [137]

Le tableau 6 permet une évaluation rigoureuse et comparative des technologies de capteurs numériques dans le cadre du suivi gériatrique à domicile. L'analyse croisée des paramètres mesurés, de la modalité d'usage, des avantages, des limites et du niveau de maturité technologique (TRL) met en lumière les points forts et les obstacles spécifiques à chaque famille de capteurs.

- **Accéléromètre / Gyroscope (TRL 9)**



Figure 4. Exemple de dispositif accéléromètre / gyroscope utilisé pour le suivi de la mobilité : montre connectée [133].

Ces capteurs représentent aujourd’hui une solution mature et largement validée pour le suivi de la mobilité. Leur usage dans les montres connectées comme illustrée dans la figure 4, ceintures ou patches permet un suivi longitudinal non intrusif de paramètres tels que la vitesse de marche, les transitions posturales, ou la durée d’activité physique. Leur fort TRL témoigne d’une intégration réussie dans les dispositifs médicaux et les essais cliniques. Toutefois, leur pleine efficacité repose sur le traitement algorithmique avancé des signaux bruts (filtrage, détection d’événements, segmentation temporelle), ce qui suppose une infrastructure analytique robuste [130–133].

- **Capteurs physiologiques portés (TRL 8–9)**



Figure 5. Capteur physiologique porté de type patch pour la mesure continue des paramètres vitaux (fréquence cardiaque, SpO_2 , température, activité électrodermale) [134].

Ces dispositifs, comme illustré dans la figure 5, complètent la mesure de la mobilité par une surveillance physiologique continue. Ils fournissent une lecture fine du stress, du sommeil, de l’inflammation, ou encore de l’état cardiovasculaire à travers la mesure de la fréquence cardiaque, la température ou la conductance électrodermale [134–137]. Leur miniaturisation et leur portabilité favorisent leur acceptabilité chez les personnes âgées. Néanmoins, ils restent

sensibles aux artefacts (mauvais contact, variations de température ambiante), et la fiabilité des données peut être altérée en conditions non contrôlées. Leur déploiement à domicile nécessite aussi une bonne observance (port régulier) et une compatibilité avec l'environnement numérique du patient.

- **Capteurs ambiants connectés (IoT)(TRL 7–8)**



Figure 6. Capteur ambiant connecté (IoT) de type détecteur infrarouge passif (PIR) pour le suivi de la présence et de l'activité à domicile [139].

Les systèmes domotiques, incluant des capteurs de présence comme illustré dans la figure 6 ainsi que des capteurs d'ouverture ou de pression, permettent un suivi passif des comportements sans intervention de l'utilisateur [138–140]. Ces solutions sont particulièrement pertinentes pour détecter les routines alimentaires, les périodes d'isolement, les changements de rythme de sommeil ou les interruptions d'activité. Leur acceptabilité est généralement élevée, car ils sont invisibles au quotidien. En revanche, leur installation nécessite une infrastructure technique (connexion domotique, alimentation électrique, connectivité), ce qui peut limiter leur utilisation dans certains logements anciens ou isolés.

- **RFID passif (TRL 5–6)**



Figure 7. Exemple de capteurs RFID passifs appliqués à des ustensiles de cuisine pour le suivi des interactions alimentaires [141].

Les systèmes RFID permettent une mesure discrète et précise des interactions avec l'environnement : ouverture de placards, manipulation d'ustensiles comme illustrée dans la figure 7, ainsi que des routines de préparation alimentaire [75,141]. Ils sont peu intrusifs et bien tolérés, mais leur mise en œuvre nécessite un étiquetage soigneux (et exhaustif) des objets et une infrastructure matérielle dédiée (tags, lecteurs, antennes). La standardisation et l'interopérabilité entre les équipements RFID restent encore des défis, freinant leur généralisation à grande échelle. De plus, leur capacité de mesure est souvent limitée à des événements ponctuels, sans continuité temporelle.

- **Caméras (TRL 5–6)**



Figure 8. Exemple de caméra de suivi de mouvement de type Kinect utilisée pour l'analyse de la posture et de la mobilité [69]

Les technologies de vision, telles que les caméras de suivi de mouvement, offrent une précision remarquable pour la détection de postures fines, de gestes alimentaires ou d'épisodes de déséquilibre. La figure 8 illustre un exemple de caméra de type Kinect couramment utilisée dans ce cadre. Elles sont très utilisées en laboratoire pour valider des modèles de comportement. Cependant, leur application à domicile soulève de fortes réserves éthiques (surveillance vidéo) et techniques (traitement intensif des données, confidentialité) [69–72]. L'acceptabilité est généralement faible chez les personnes âgées, en particulier en cas de déploiement permanent. Ces solutions sont donc réservées à des usages ponctuels ou à des milieux semi-contrôlés (centres de jour, laboratoires ambulants).

3.1. Complémentarités technologiques et limites spécifiques à chaque approche

L'analyse du tableau 6 met en lumière la diversité des technologies de capteurs mobilisées pour le suivi de la santé à domicile. Chaque catégorie (capteurs de mouvement, capteurs physiologiques, objets connectés) présente des forces, mais également des limites qui justifient une approche hybride. Cette pluralité ne doit pas être perçue comme une redondance technologique, mais comme une complémentarité stratégique, permettant de croiser les dimensions fonctionnelles, physiologiques et comportementales du vieillissement.

Les capteurs de mouvement sont actuellement les plus matures sur le plan technologique (TRL 8–9), notamment grâce à leur validation dans des environnements réels et leur large adoption dans des dispositifs commerciaux. Ils permettent une détection fine des altérations motrices, comme la baisse de la vitesse de marche ou l’allongement des transitions assis-debout, souvent considérées comme des marqueurs précoces de fragilité. Toutefois, ils n’offrent qu’une lecture partielle du statut de santé, limitée à l’expression motrice, et doivent donc être contextualisés.

Les capteurs physiologiques portables apportent cette dimension interne manquante, en fournissant des informations sur l’état du système nerveux autonome, le métabolisme, ou encore la qualité du sommeil. Leur valeur ajoutée réside dans la capacité à capter des signaux faibles, souvent invisibles cliniquement. Néanmoins, leur fiabilité dépend fortement de l’observance d’usage, du respect des protocoles de port, et de la stabilité du signal dans des conditions quotidiennes variables.

Les objets connectés et capteurs environnementaux, en tant que témoins discrets des routines quotidiennes, permettent de reconstituer une trame comportementale contextualisée : fréquence des repas, sorties, rythmes de sommeil, isolement. Leur contribution est donc essentielle pour donner du sens aux données physiologiques et motrices, notamment en identifiant les ruptures dans les habitudes de vie. Toutefois, leur efficacité repose sur une bonne couverture de l’environnement, une intégration technologique fluide et une gestion stricte de la protection des données personnelles.

Enfin, les systèmes hybrides, combinant plusieurs de ces sources, restent encore peu développés (TRL 4–5) malgré leur fort potentiel clinique. Ils souffrent d’une absence de standardisation afin de garantir l’interopérabilité, de défis d’harmonisation des flux de données, et d’un manque de validation sur de larges cohortes. Leur développement constitue pourtant une voie prometteuse vers des plateformes robustes de monitoring individualisé multi-dimensionnel.

Cette analyse met en lumière que le choix d’une technologie de capteur ne peut être envisagé isolément : il doit s’appuyer sur une compréhension fine de ses capacités spécifiques, de ses limitations techniques, de son niveau de maturité, ainsi que de son adéquation avec les objectifs cliniques poursuivis. Si les approches centrées sur un seul type de signal offrent des indicateurs ciblés, elles présentent également des angles morts. À l’inverse, l’intégration de plusieurs types de capteurs moteurs, physiologiques et environnementaux permet de capter la complexité multidimensionnelle du vieillissement, en articulant mobilité, régulation interne et comportements quotidiens. Cette complémentarité, bien que prometteuse, soulève des défis

méthodologiques majeurs, notamment en matière de synchronisation des données, de contextualisation temporelle, et de robustesse analytique. L'enjeu est donc de concevoir des systèmes capables de valoriser cette hétérogénéité, tout en maintenant une interprétabilité clinique et une ergonomie d'usage adaptée aux personnes âgées.

3.2. Algorithmes d'intelligence artificielle et modélisation des trajectoires de santé

Les données provenant des capteurs numériques sont abondantes et variées, avec des différenciations marquées et une présence constante de bruits qui peuvent perturber les signaux. Elles se caractérisent par des variations temporelles importantes, une granularité fine, un taux parfois élevé de données manquantes, ainsi qu'une redondance notable entre les capteurs (accéléromètres, capteurs environnementaux ou physiologiques) lorsqu'ils sont utilisés simultanément. L'analyse de ces données nécessite des outils robustes, capables de déceler des schémas significatifs au sein de cette complexité structurelle. Les technologies de l'intelligence artificielle, en particulier l'apprentissage automatique, ont un rôle clé à jouer dans la transformation de ces données brutes en informations cliniquement exploitables [141]. Nous présentons succinctement ci-après les propriétés principales des différentes techniques disponibles.

- **Apprentissage supervisé et non supervisé**

Les techniques d'apprentissage supervisé (Random Forest, SVM, réseaux de neurones profonds...) permettent la création de modèles prédictifs à partir de données labellisées (par exemple, la classification du niveau de mobilité ou de nutrition, ou encore la prédiction du risque de déclin fonctionnel). Ces méthodes dépendent cependant fortement de la qualité et de la quantité des données annotées, ce qui constitue une contrainte majeure dans le domaine gériatrique, où les annotations cliniques sont rares et souvent espacées dans le temps.

Les méthodes non supervisées, telles que k-means, DBSCAN ou GMM, offrent une approche alternative permettant d'explorer les trajectoires individuelles sans nécessiter d'annotation préalable. Elles permettent d'identifier des schémas comportementaux récurrents, de détecter des changements de tendance ou encore de regrouper des comportements atypiques. Ces techniques se révèlent particulièrement efficaces pour repérer rapidement des signaux faibles, comme par exemple une diminution progressive des transitions entre les pièces dans un lieu de vie, une baisse de la fréquence des repas, ou des perturbations du rythme circadien. Elles seront décrites plus en détail dans le chapitre 3.

- **Approches séquentielles et dynamiques**

Les données issues des capteurs étant fortement dépendantes du temps, leur traitement nécessite des approches temps-séries. Les réseaux neuronaux récurrents (RNN) et leurs variantes comme les LSTM (Long Short-Term Memory) et GRU sont conçus pour modéliser les séquences temporelles de longue durée. Ces modèles capturent les dépendances à long terme entre les événements, ce qui est crucial pour détecter des changements progressifs dans les trajectoires de mobilité ou d'activité alimentaire. Par exemple, un ralentissement continu de la vitesse de marche combiné à une diminution de la variabilité posturale peut indiquer un déclin fonctionnel émergent.

- **Interprétabilité et confiance clinique**

Malgré leur performance, la complexité des modèles IA soulève la question de leur interprétabilité, indispensable pour une adoption clinique. Des outils comme SHAP (SHapley Additive exPlanations) ou LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) permettent d'identifier les variables les plus contributives à chaque prédiction, d'expliquer les sorties des modèles complexes, et de produire des représentations visuelles compréhensibles pour les professionnels de santé [143,144].

La fiabilité clinique des algorithmes dépend également de leur capacité à :

- S'adapter à des environnements variés (domicile, EHPAD, hospitalisation).
- Être généralisables à de nouvelles populations.
- Intégrer des mécanismes de validation croisée et de détection d'anomalies pour éviter les erreurs silencieuses.
- Fournir des indicateurs de confiance ou des seuils d'alerte ajustables cliniquement.

- **Vers des modèles hybrides et continuellement adaptatifs**

Les tendances récentes vont vers des modèles hybrides, combinant :

- Des règles heuristiques ou cliniques (ex. seuils de vitesse de marche, score MNA).
- Des modèles probabilistes (GMM, HMM).
- Et des algorithmes de machine Learning à grande échelle, capables d'être mis à jour par réapprentissage incrémental selon les données recueillies au fil du temps.

Cela ouvre la voie à des systèmes auto-adaptatifs, intégrés aux plateformes de suivi numérique, capables de proposer un feedback personnalisé au patient ou au clinicien, voire de déclencher automatiquement une évaluation gériatrique approfondie.

Si les algorithmes d'intelligence artificielle permettent de structurer et d'interpréter la richesse des données issues des capteurs, leur intégration dans les parcours de soin repose sur des conditions concrètes de déploiement, qu'elles soient techniques, cliniques, humaines ou réglementaires.

3.3. Enjeux de l'intégration clinique et sociotechnique

Il existe divers défis à relever pour intégrer efficacement les biomarqueurs numériques dans les parcours médicaux. Cela demande une approche prenant en compte les exigences technologiques et cliniques ainsi que les aspects sociaux et réglementaires étroitement liés entre eux. Afin d'exploiter pleinement le potentiel des biomarqueurs numériques il est crucial d'assurer une coordination entre leur fiabilité technique, leur validité clinique, leur acceptabilité sociale et leur conformité éthique.

Sur le plan technologique, il est crucial de garantir que les capteurs puissent fournir des performances fiables dans des conditions réelles. Leur fiabilité, leur autonomie et leur capacité à produire des données continues, précises et stables dans différents environnements de vie revêtent une importance primordiale. La gestion des problèmes techniques, des pannes éventuelles, de la connectivité intermittente et des ajustements approximatifs représente un défi incontournable lors du déploiement à domicile. Sans une compréhension approfondie de ces contraintes, il devient difficile d'extraire des indicateurs pertinents et cliniquement exploitables, ce qui limite l'utilité pratique de ces dispositifs dans les soins quotidiens [145].

Du point de vue de la médecine moderne et de sa pratique actuelle, un fort intérêt pour les indicateurs numériques émerge en raison de leur capacité à prédire ou à identifier des événements cliniques importants tels que la malnutrition ou les chutes [146]. Il est essentiel d'examiner ces données en tenant compte du contexte personnel afin de comprendre qu'une diminution d'activité peut ne pas nécessairement signaler un problème médical si elle est intentionnelle ou compensée. Il est essentiel d'inclure ces informations dans des modèles décisionnels adaptés qui prennent en considération les parcours individuels en recourant à des algorithmiques intelligents mais aussi clairs et utilisables dans le quotidien de la pratique médicale.

Alors que le confort et la discrétion restent des critères clés pour l'acceptation d'un dispositif par cette catégorie de la population, la facilité d'utilisation au quotidien revêt une importance tout aussi cruciale. Un capteur perçu comme intrusif, inconfortable ou stigmatisant sera rapidement mis de côté. Il est aussi essentiel que les personnes âgées comprennent bien le fonctionnement et l'utilité des dispositifs, afin d'être encouragées à les utiliser régulièrement. Il est important d'adopter une approche axée sur l'utilisateur en intégrant des évaluations ergonomiques pertinentes et des solutions techniques appropriées tout en offrant un soutien pédagogique individualisé [147,148].

Les implications éthiques et juridiques sont également d'une grande importance. La collecte continue des données sensibles dans un cadre privé requiert un haut niveau de sécurité, une garantie d'anonymisation et un consentement éclairé. L'intégration d'algorithmes d'aide à la décision clinique est désormais incontournable. Toutefois, leur complexité rend souvent difficile la compréhension de leurs mécanismes internes. Il est donc essentiel de garantir la transparence de leur fonctionnement et de préserver la capacité des professionnels de santé à en contrôler et interpréter les résultats. Il est également essentiel d'anticiper les écarts d'accès à ces technologies : leur disponibilité dans les régions rurales et les obstacles liés aux coûts d'installation et au support technique ainsi qu'à l'adhésion des systèmes de santé. Ces critères doivent se conformer au RGPD et aux directives européennes concernant les dispositifs médicaux tout en respectant des valeurs éthiques fondamentales telles que l'égalité, la non-discrimination et le bien-être [149–151]. Après avoir analysé les aspects techniques ainsi que les dimensions cliniques et sociotechniques requises pour mettre en place des biomarqueurs numériques efficaces et pertinents dans la pratique médicale moderne, il est primordial d'évaluer leur apport comparativement aux méthodes cliniques classiques en soulignant à la fois leurs avantages spécifiques et les défis potentiels qu'ils entraînent.

3.4. Avantages et défis des biomarqueurs numériques comparés aux biomarqueurs cliniques

Comparés aux biomarqueurs cliniques traditionnels, les biomarqueurs numériques présentent plusieurs avantages significatifs. Le premier est leur capacité à fournir une évaluation continue plutôt que ponctuelle, permettant ainsi de détecter des variations subtiles et progressives dans l'état de santé qui échapperaient à une mesure unique réalisée en milieu clinique. Cette granularité temporelle est essentielle pour capturer des signaux faibles et anticiper des événements de déclin fonctionnel ou nutritionnel.

Deuxièmement, les biomarqueurs numériques sont collectés dans un contexte écologique réel, c'est-à-dire dans l'environnement de vie habituel de la personne, ce qui améliore considérablement la validité contextuelle et la pertinence clinique des données recueillies. À l'inverse, les biomarqueurs cliniques sont généralement obtenus dans des conditions standardisées mais artificielles, qui peuvent masquer des comportements problématiques ou surestimer les capacités réelles.

Troisièmement, la personnalisation du suivi longitudinal est facilitée par les biomarqueurs numériques, car ils permettent de constituer des profils évolutifs spécifiques à chaque individu. Cette individualisation est particulièrement précieuse pour adapter les interventions et éviter les modèles génériques qui ne tiennent pas compte des variations interindividuelles liées à l'âge, au mode de vie ou à la multimorbidité.

Cependant, ces atouts doivent être contrebalancés par des défis importants. D'une part, la complexité des données générées nécessite une infrastructure de traitement et d'interprétation robuste, ainsi qu'une collaboration étroite entre ingénieurs, spécialistes de la science des données et cliniciens. D'autre part, les exigences en matière de confidentialité, de sécurité des données, et d'acceptabilité par les utilisateurs sont nettement plus élevées.

Enfin, contrairement aux biomarqueurs cliniques largement validés et intégrés aux protocoles médicaux, les biomarqueurs numériques nécessitent encore des efforts considérables de validation scientifique, de standardisation des méthodes, et d'harmonisation des pratiques à l'échelle internationale.

En conclusion, les biomarqueurs numériques doivent être envisagés non comme un substitut total mais comme un complément dynamique et évolutif aux approches cliniques existantes. Leur intégration réussie repose sur une stratégie combinée de validation rigoureuse, de éco-conception centrée sur l'utilisateur, et d'interopérabilité avec les systèmes de santé.

Cette réflexion trouve une première application concrète avec le projet CART-US, mené par l'Oregon Center for Aging and Technology (ORCATECH). Ce programme a permis de tester, en conditions réelles, l'utilisation de capteurs pour le suivi de la santé à domicile et d'en évaluer la faisabilité ainsi que les principales limites observées. Nos travaux s'inscrivent dans cette continuité, en s'appuyant sur l'expérience de CART-US pour développer le projet CART-France, conduit en collaboration avec le CHU de Toulouse, afin d'adapter cette approche au contexte français et de l'enrichir par de nouveaux indicateurs intégrant la nutrition et la mobilité.

4. Le projet CART US : état des lieux d'une solution existante

Le vieillissement de la population mondiale, et notamment européenne, entraîne une augmentation significative des besoins en surveillance préventive, en détection du déclin fonctionnel, et en accompagnement des personnes âgées dans leur environnement quotidien. Dans ce contexte, la plateforme CART (Collaborative Aging Research using Technology) s'inscrit comme un projet de recherche translationnelle innovant, conçu pour permettre la collecte passive, continue, non intrusive et multidimensionnelle de données de vie réelle à domicile [152]. En croisant les disciplines de la gériatrie, de la science des données, de la domotique et de l'éthique de la recherche, CART constitue un outil technologique puissant pour l'étude des trajectoires de vieillissement dans leur complexité fonctionnelle, cognitive, physiologique et sociale. Une présentation synthétique des capteurs utilisés et des flux de données connectés pouvant être intégrés à cette plateforme est illustrée dans la Figure 9 pour mettre en avant la diversité et la complémentarité des technologies mobilisées dans le projet CART.

Cette plateforme technologique joue un rôle essentiel dans l'avancement des biomarqueurs numériques personnalisés pour les domaines de la nutrition et de la mobilité en intégrant divers capteurs et flux de données variés dans des structures modulaires adaptées aux environnements de tous les jours.



Figure 9. Aperçu des capteurs, dispositifs et flux de données pouvant être intégrés à la plateforme CART pour surveiller plusieurs aspects de la santé [152].

4.1. Historique et gouvernance du projet CART

Le projet CART a été initié au début des années 2010 par l'Oregon Center for Aging and Technology (ORCATECH), affilié à l'Oregon Health & Science University (OHSU), en partenariat avec le Portland Veterans Affairs Medical Center. Il répondait initialement à un besoin crucial : permettre la surveillance à distance du déclin fonctionnel et cognitif de personnes âgées vivant seules, sans recourir à des approches intrusives ou subjectives [152].

Dès ses débuts, le projet a adopté une stratégie de déploiement à grande échelle dans des contextes domestiques réels, en équipant des centaines de logements de capteurs passifs et de dispositifs connectés. Ce modèle a été progressivement étendu à d'autres établissements de recherche, bénéficiant d'un soutien du National Institute on Aging (NIA) et d'autres agences publiques américaines [153].

La gouvernance de CART repose sur un consortium pluridisciplinaire intégrant des chercheurs en gériatrie, des cliniciens, des informaticiens, des statisticiens, des experts en éthique et des représentants des usagers. Elle garantit une supervision éthique rigoureuse, une transparence des protocoles, et une capacité d'évolution adaptative des dispositifs [153].

4.2. Évaluation multidimensionnelle et ancrage clinique

CART repose sur une approche intégrée d'observation continue de plusieurs dimensions de la vie quotidienne, permettant la construction de profils de vieillissement personnalisés. Cette approche se distingue par la richesse et la variété des données collectées :

- Mobilité physique : à l'aide de capteurs infrarouges passifs (PIR), de montres actigraphiques, la plateforme recueille des données sur la fréquence des déplacements, la durée des trajets, les transitions inter-pièces et la vitesse de marche. Ces données permettent non seulement de caractériser l'activité locomotrice quotidienne, mais également de détecter des réductions progressives d'autonomie fonctionnelle.
- Activité cognitive indirecte : évaluée par l'analyse de schémas comportementaux inhabituels, d'inactivités prolongées, ou de modifications dans les routines quotidiennes (heure de lever, temps passé en cuisine, décalages horaires des activités usuelles). Ces indicateurs permettent de détecter des signes précurseurs de déclin cognitif léger (MCI) voire d'évolution vers une pathologie neurodégénérative.
- Sommeil et rythmes circadiens : des tapis de lit connectés détectent les présences nocturnes, les périodes de réveil, la durée du sommeil profond et les interruptions

nocturnes. En complément, les actimètres et capteurs de lumière ambiante permettent de caractériser les cycles veille-sommeil, les expositions lumineuses, et les troubles circadiens fréquents chez les personnes atteintes de troubles cognitifs.

- Engagement social et autonomie : l'analyse des données d'entrées/sorties (capteurs de porte, durée des sorties, répétition des absences) permet une approximation du niveau d'activité sociale, du repli sur soi, ou de l'isolement progressif. Les séquences d'interactions avec les objets du quotidien renseignent également sur le degré d'engagement dans les routines habituelles.
- Paramètres physiologiques : Collectées via des balances connectées, des tensiomètres ou des dispositifs de fréquence cardiaque, ces données offrent des marqueurs objectifs du statut nutritionnel, cardiovasculaire ou métabolique. Leur intégration avec les données comportementales permet un croisement multidimensionnel des informations, aboutissant à une évaluation clinique plus robuste et précise.

La richesse de cette évaluation permet de poser les bases d'une modélisation fine et dynamique des trajectoires de santé, en liant les fluctuations comportementales à des événements de santé, à des diagnostics médicaux ou à des facteurs environnementaux. L'ancrage clinique de cette approche est essentiel pour le développement de biomarqueurs prédictifs et pour le déclenchement anticipé d'interventions ciblées.

4.3. Architecture technologique et chaîne de transmission

La plateforme CART repose sur une architecture distribuée et modulaire, fondée sur l'utilisation de technologies domotiques discrètes à faible consommation énergétique. L'ensemble des capteurs sans fil déployés dans l'habitat (capteurs PIR, contacteurs de porte, balances, montres, capteurs de lit, etc.) communiquent avec une unité centrale locale un mini-ordinateur de type Raspberry Pi qui agit comme une passerelle (hub) domestique [152]. Cette unité centrale est connectée à Internet via Ethernet ou Wi-Fi, et assure la synchronisation des données collectées, leur horodatage local, le chiffrement et la transmission sécurisée vers les serveurs centraux via un VPN (Virtual Private Network) [152].

Le choix du protocole ZigBee pour la majorité des capteurs environnementaux repose sur plusieurs critères déterminants :

- Basse consommation énergétique : les dispositifs ZigBee consomment très peu de courant en mode veille et ont une autonomie pouvant atteindre plusieurs années avec

une pile standard (CR2032), ce qui en fait une technologie idéale pour une installation longue durée en contexte domestique.

- Topologie maillée : ZigBee permet aux capteurs de former un réseau maillé auto-réparant, dans lequel chaque nœud peut transmettre les données d'un autre. Cela garantit une redondance des chemins de communication, réduisant les pertes de données liées à des obstacles physiques ou à des déconnexions temporaires.
- Portée radio adaptée : chaque capteur peut communiquer jusqu'à 10 à 30 mètres en intérieur selon l'environnement, ce qui suffit pour couvrir la majorité des habitations individuelles. Des routeurs ZigBee peuvent être ajoutés pour étendre la portée.
- Interopérabilité : ZigBee repose sur des profils applicatifs standardisés (notamment le Home Automation Profile) qui assurent une compatibilité entre capteurs de différents fabricants (NYCE, Samsung SmartThings, Bosch, etc.), facilitant ainsi l'évolutivité de la plateforme CART.
- Fréquence radio mondiale : le protocole opère sur la bande ISM de 2,4 GHz, disponible sans licence dans la majorité des pays, ce qui permet son déploiement à l'échelle internationale sans restrictions réglementaires majeures.

Dans le cadre du projet CART, deux familles de capteurs PIR ont été particulièrement évaluées : les capteurs NYCE (modèle NCZ-3043-HA) et les capteurs Samsung SmartThings Motion Sensor. Une étude comparative approfondie a mis en évidence des différences notables entre ces dispositifs, notamment en termes de stabilité temporelle des horodatages, de vitesse de réinitialisation après détection et de performance énergétique, les capteurs NYCE se révélant globalement plus précis et économes en énergie [154].

Les capteurs NYCE, présentés dans la figure 10, sont conçus pour des applications de santé à domicile : ils émettent des signaux horodatés de manière stable, disposent d'une électronique optimisée pour la précision du front de détection, et leur firmware permet une réinitialisation rapide après détection, limitant les délais d'inactivité. Ils sont également très peu énergivores et bénéficient d'un boîtier discret, facilitant leur intégration dans l'environnement domestique sans perturber les habitudes de vie [154].

Les capteurs Samsung SmartThings, présentés dans la figure 10, plus largement diffusés dans les écosystèmes domotiques commerciaux, présentent une sensibilité accrue aux mouvements

rapides mais souffrent d'une variabilité plus importante dans les délais de transmission des données, en particulier dans des contextes de forte densité d'événements ou de collisions radio fréquentes. Cette instabilité peut affecter la précision du calcul de vitesse de marche ou des transitions rapides entre zones.



Figure 10. Illustration des capteurs de mouvement : à gauche le NYCE NCZ-3043-HA, à droite le Samsung SmartThings Motion Sensor.

Les capteurs ZigBee utilisés dans CART exploitent un protocole d'accès CSMA/CA (Carrier Sense Multiple Access with Collision Avoidance). Ce mécanisme est conçu pour éviter les collisions entre paquets en laissant chaque capteur écouter le canal avant d'émettre. Toutefois, dans les environnements denses comme un appartement équipé de nombreux capteurs et autres appareils Wi-Fi partageant la bande 2,4 GHz cette approche peut introduire des délais d'accès aléatoires, ce qui dégrade la précision temporelle des événements consécutifs. Cette limitation est particulièrement importante dans les situations de mesure de vitesse sur des courtes distances (entre 61 cm et 2,5 m), comme l'ont démontré les travaux de Agarwal et al. dans le cadre d'une analyse expérimentale du gait monitoring par capteurs Zigbee [154].

Enfin, la plateforme intègre un système de supervision automatisée du parc de capteurs : chaque passerelle effectue un bilan journalier de connectivité, identifie les anomalies (perte de signal, valeurs aberrantes, dérive de batterie) et transmet un rapport de maintenance aux équipes techniques. Ce dispositif permet une gestion centralisée des défaillances, une réactivité élevée en cas de dysfonctionnement, et une amélioration continue de la qualité des données enregistrées dans les bases longitudinales.

4.4. Infrastructure de stockage, sécurité et gouvernance des données

La plateforme CART repose sur une architecture informatique distribuée et sécurisée, conçue pour garantir la collecte sécurisée des données du quotidien à grande échelle, ainsi que leur

stockage en vue d'analyses ultérieures. Cette infrastructure comprend deux composantes étroitement interconnectées : un système back-end et un système front-end.

Le système back-end est hébergé sur des serveurs sécurisés, mis à disposition par l'Oregon Health & Science University (OHSU) et ORCATECH. Il prend en charge le stockage des données à l'aide de bases de données relationnelles et NoSQL, assurant ainsi leur intégrité, leur traçabilité et leur accessibilité pour des analyses avancées.

Le système front-end, accessible via un tableau de bord sécurisé, permet aux professionnels de santé, chercheurs et administrateurs d'explorer les données, de visualiser des indicateurs cliniques et numériques, et d'interagir avec les outils d'aide à la décision et de suivi. Conçue pour être intuitive, modulable et conviviale, l'interface respecte les normes de confidentialité en vigueur et s'adapte aux besoins de différents profils d'utilisateurs.

L'ensemble du système est protégé par un chiffrement complet des communications, un dispositif d'authentification renforcée et un suivi rigoureux des accès. La conformité réglementaire est assurée tant au niveau européen (RGPD) qu'américain (HIPAA). En outre, un comité de gouvernance supervise les aspects éthiques et la transparence de l'utilisation des données, afin de garantir une adoption responsable, équitable et conforme aux principes de protection des droits des usagers.

4.5. Typologie des capteurs et spécificités cliniques

La plateforme CART mobilise un large éventail de capteurs interopérables, rigoureusement sélectionnés pour leur capacité à fournir des données fiables, en continu, avec une faible intrusivité et une grande robustesse dans des contextes de vie réelle. Ces capteurs se répartissent selon plusieurs axes : leur emplacement (fixes, environnementaux, portables, embarqués), leur fonction clinique (mobilité, sommeil, interaction, physiologie), et leur technologie de communication (Zigbee, Wi-Fi, Bluetooth).

- **Classification fonctionnelle et contextuelle**

Tableau 7. Typologie des capteurs et spécificités cliniques

Domaine surveillé	Type de capteurs	Objectifs cliniques principaux	Localisation typique
Mobilité et activité	PIR (présence), capteurs de pression au sol	Suivi des déplacements, transitions, vitesse de	Entrées de pièce, couloirs, zones de

		marche	passage
Sommeil et repos	Tapis de lit connectés, actimètre	Durée de sommeil, micro-éveils, sommeil profond	Sous le matelas, poignet
Physiologie	Balance connectée, tensiomètre, thermometer	Poids, tension, fréquence cardiaque, température	Salle de bain, chambre, table
Environnement	Luxmètre, capteurs de température/humidité	Rythmes circadiens, confort thermique, détection d'activité indirecte	Salon, cuisine, chambre
Interactions domestiques	Détecteurs de contact, capteurs d'électroménager	Routines de cuisine, hygiène, alimentation, sécurité domestique	Réfrigérateur, four, toilettes
Activités sociales et sorties	Capteurs de porte, GPS embarqué, capteur de siège	Sorties, visites, mobilité externe, conduite automobile	Entrées, voitures, fauteuils



Figure 11. Dispositifs installés dans les logements des participants au projet CART US [152].

L'illustration de la figure 11 présente les principaux composants du système de collecte déployé dans le cadre de la plateforme CART US : (a) Hub central (Raspberry Pi) qui collecte les données des capteurs et les transmet de manière sécurisée vers les serveurs CART. (b) Capteur de contact pour porte (encerclé en jaune) qui enregistre les ouvertures et fermetures. (c) Capteur de mouvement infrarouge passif (PIR) monté en hauteur (encerclé en jaune) détectant la présence ou l'absence dans une pièce. (d) Balance connectée enregistrant le poids, la composition corporelle (masse grasse, masse musculaire et osseuse). (e) Capteur de conduite branché sur le port OBD-II du véhicule, mesurant notamment le nombre de trajets, leur durée, les segments en ville ou sur autoroute, les freinages brusques et les accélérations soudaines. (f) Montre d'actimétrie grand public surveillant l'activité et le sommeil du porteur. (g) Tapis de sommeil installé sous le matelas mesurant la durée et les phases du sommeil ainsi que d'autres paramètres. (h) Pilulier électronique enregistrant les ouvertures/fermetures des compartiments ; un capteur PIR est également visible (encerclé en jaune).

- **Caractéristiques techniques et spécificités d’usage des capteurs utilisés**

Les aspects techniques principaux de la plateforme CART, que nous avons déjà présentés, concernent notamment les différences entre les capteurs PIR NYCE et SmartThings, le fonctionnement du protocole ZigBee et le système de supervision du réseau de capteurs. Le choix de ces dispositifs repose avant tout sur leur fiabilité, leur stabilité temporelle et leur capacité d’adaptation aux contraintes du domicile, afin de garantir des mesures précises et continues de la mobilité quotidienne.

L’objectif n’est pas de viser la performance technologique maximale, mais de trouver un équilibre entre précision, robustesse et discrétion, pour permettre une intégration harmonieuse des capteurs dans l’environnement de vie des participants. Cette recherche d’adéquation pratique et fonctionnelle constitue le fondement du déploiement des capteurs dans la plateforme CART-France.

Le Tableau 8 présente une synthèse des principales différences techniques entre les deux modèles, sans prétendre à une comparaison exhaustive. Il met plutôt en évidence leurs performances respectives dans le cadre spécifique de la surveillance à domicile des personnes âgées.

Tableau 8. Comparaison entre deux capteurs ZigBee de détection de mouvement

Critère	NYCE NCZ-3043-HA	Samsung SmartThings Motion Sensor
Protocole	ZigBee	ZigBee
Stabilité temporelle	Très élevée	Moyenne à faible
Latence de détection	Faible	Faible à modérée
Sensibilité	Modérée (précise sur mouvements réels)	Élevée (sensible aux petits mouvements)
Consommation énergétique	Très faible (plusieurs années d'autonomie)	Faible à modérée
Tolérance aux interférences	Bonne (peu affecté par le trafic ZigBee)	Sensible aux congestions (effet CSMA/CA)
Recommandation d'usage	En environnement dense ou critique (ex : calcul de vitesse de marche)	En zones à faible densité capteur

L’analyse réalisée par l’équipe ORCATECH met en évidence que le capteur NYCE NCZ-3043-HA est mieux adapté aux situations nécessitant une précision temporelle fine et une stabilité de détection (par

exemple, une ligne de capteurs espacés de 61 cm au global pour le calcul de la vitesse de marche). À l'inverse, le capteur SmartThings, plus sensible aux micro-mouvements mais aussi plus sujet au bruit de fond, est privilégié pour les pièces secondaires ou à moindre enjeu décisionnel [154].

Les choix opérés reposent principalement sur des critères d'intégration pratique, tels que la disponibilité du matériel, la compatibilité avec le protocole ZigBee et les retours d'expérience accumulés lors des déploiements. L'objectif n'était pas de réaliser une comparaison exhaustive des capteurs disponibles sur le marché, mais d'identifier les dispositifs offrant le meilleur compromis entre précision, stabilité et intégration dans un environnement domestique réel. Aucun des deux modèles ne peut être considéré comme supérieur dans l'absolu ; chacun présente des atouts spécifiques selon le contexte d'usage, conformément aux recommandations formulées dans les protocoles de recherche en télésurveillance gériatrique [154].

4.6. Évaluation critique du projet CART-US au regard des exigences méthodologiques et cliniques

Le projet CART-US est aujourd'hui reconnu pour la qualité de ses travaux et la fiabilité de son dispositif technologique. Cette reconnaissance s'appuie sur plus de quinze années de recherches menées aux États-Unis, soutenues par le National Institutes of Health (NIH), et sur de nombreuses publications dans des revues scientifiques de référence [152-154]. Le système a été déployé à grande échelle auprès de centaines de participants, permettant un suivi quotidien et continu du vieillissement à domicile.

Cependant, malgré cette solide expérience, plusieurs limites apparaissent lorsque l'on cherche à adapter le modèle CART-US aux besoins spécifiques de ce travail de thèse. Cette section propose d'examiner ces écarts en mettant en évidence les points où la logique initiale du projet entre en tension avec les exigences d'une approche plus individualisée des biomarqueurs numériques, qu'il s'agisse de la mobilité ou des habitudes alimentaires.

- **Manque d'intégration du feedback clinique**

Le projet CART-US fonctionne selon un paradigme de collecte passive et continue, dans lequel les données de capteurs sont enregistrées de manière systématique, mais sans mécanisme de rétroaction clinique intégré. Les données collectées sont principalement utilisées par les chercheurs d'ORCATECH (Oregon Center for Aging and Technology) à des fins descriptives ou prédictives générales (prévention du déclin cognitif, évaluation du sommeil, étude de la fragilité), mais elles ne sont pas systématiquement croisées avec des événements médicaux

documentés ou validés cliniquement. Par conséquent, les modèles d'analyse issus de ces données restent peu sensibles aux changements cliniques individuels.

Dans le cadre de cette thèse, l'enjeu central est d'améliorer la réactivité du système aux signaux faibles ou alertes médicales. Pour cela, nous développons une logique de couplage entre les données capteurs et les événements cliniques collectés séparément (ex. : hospitalisation, perte de poids, douleurs signalées). Bien que cette opération nécessite actuellement des croisements manuels entre plusieurs sources (fichiers capteurs, questionnaires hebdomadaires, annotations médicales), elle constitue une première étape vers l'intégration automatisée d'un retour clinique, nécessaire à la validation des biomarqueurs numériques dans une logique de décision médicale assistée.

- **Absence de suivi nutritionnel structuré**

Le projet CART-US, bien qu'il ait constitué une avancée importante dans l'usage de capteurs pour le suivi de la vie quotidienne, le projet CART-US ne comporte aucun module spécifiquement dédié à la surveillance des activités alimentaires. Seul un capteur de présence (PIR) est installé dans la cuisine, sans aucun dispositif permettant de distinguer les usages de la pièce, de détecter l'activité « prise de repas », ou d'en inférer la qualité, la durée ou la fréquence. Cette orientation technologique s'explique par les objectifs initiaux du projet, centrés avant tout sur le suivi de la mobilité, du sommeil et de la cognition, tandis que la dimension nutritionnelle n'avait pas encore été envisagée comme un champ d'observation autonome.

Aucune instrumentation spécialisée (capteurs de placard, ouverture de réfrigérateur, balances de table, ou détection contextuelle des repas) n'a été envisagée, et aucune annotation comportementale liée aux repas n'a été associée aux événements de capteurs. De fait, il est actuellement impossible d'évaluer la pertinence et les performances d'un biomarqueur nutritionnel rigoureux à partir des seules données collectées par CART-US. Or, dans le cadre de cette thèse, l'analyse des routines alimentaires constitue un objectif central. Il ne s'agit pas de mesurer précisément ce que la personne mange (contenu nutritionnel), mais d'identifier les comportements compatibles avec des prises alimentaires répétées, afin d'objectiver les modifications de rythme, de fréquence ou de régularité pouvant signaler une fragilité nutritionnelle. C'est en ce sens que le terme "biomarqueur nutritionnel" est utilisé ici, dans une acception comportementale et inférentielle.

Pour répondre à cette limite du projet CART-US, notre recherche propose une approche méthodologique hybride, combinant :

- Des données indirectes issues des capteurs passifs (présence en cuisine),
- Des questionnaires hebdomadaires déclaratifs sur les habitudes alimentaires,
- Et des modèles d'analyse temporelle sur plusieurs jours permettant d'identifier des motifs stables (ou au contraire des ruptures) dans les routines alimentaires.

Ce modèle, encore exploratoire, permet déjà une première inférence du comportement nutritionnel dans les limites matérielles actuelles, et ouvre la voie à une instrumentation plus ciblée dans CART-France, avec l'intégration prévue de capteurs de contact supplémentaires (placards alimentaires, réfrigérateur), de dispositifs permettant de contextualiser les activités détectées (heure, lieu, fréquence), et d'annotations périodiques par le personnel soignant. Ainsi, la critique adressée au dispositif CART-US devient un levier pour concevoir un suivi nutritionnel plus robuste, individuel et longitudinal dans CART-France, en phase avec les exigences de modélisation avancée des biomarqueurs numériques de cette thèse.

- **Difficulté d'individualisation dans les logements partagés**

Une lacune majeure du projet CART-US réside dans sa capacité limitée à personnaliser les comportements dans les logements collectifs ou partagés sans l'utilisation d'appareils d'identification tels que des badges RFID ou des systèmes de reconnaissance biométrique comme les empreintes digitales. Cette absence de moyens fiables pour associer une action ou un ensemble d'activités à un individu spécifique compromet la génération de trajectoires de santé personnalisées qui sont cruciales pour toute approche visant à modéliser les biomarqueurs numériques sur une base individuelle. En situation de partage d'informations, l'incertitude concernant la détermination des comportements présente un biais important dans l'analyse des données et restreint effectivement l'applicabilité clinique des conclusions de la plateforme.

L'objectif consiste à franchir cette barrière en instaurant une stratégie qui affine la détection des comportements individuels à partir des données amassées. L'examen simultané des créneaux d'activité, des zones d'occupation et des trajectoires rend possible la mise en évidence des routines propres à chaque personne, le tout sans recourir à une identification nominative. Cette approche, discrète et soucieuse du respect de la vie privée, se révèle adaptée aux logements partagés tout en renforçant la fiabilité des biomarqueurs numériques.

- **Contraintes techniques liées à la connectivité**

Le système CART repose sur une infrastructure connectée nécessitant une transmission stable et continue des données vers des serveurs distants via Internet. Cette architecture, bien qu'adaptée aux environnements urbains bien équipés, montre ses limites dans les zones rurales, les logements précaires ou les contextes marqués par une fracture numérique. Une part importante de la population âgée concernée vit dans ces conditions, où la connectivité est faible ou intermittente.

L'absence d'un mode de fonctionnement local, permettant de stocker temporairement les données avant synchronisation, rend le dispositif vulnérable aux coupures réseau prolongées. Cette dépendance limite son accessibilité pour les personnes les plus fragiles, celles qui nécessitent justement un suivi continu.

Pour dépasser cette limite, une solution envisagée consiste à intégrer un stockage local sécurisé et une synchronisation différée, afin d'assurer la continuité du suivi même en cas d'interruption de connexion. Une telle approche permettrait de renforcer la fiabilité et l'équité d'accès des dispositifs de suivi à domicile.

- **Valorisation clinique encore exploratoire**

Malgré une base technique robuste, les publications issues du projet CART-US se concentrent essentiellement sur des analyses descriptives ou de type proof-of-concept, majoritairement centrées sur des variables comportementales ou environnementales (rythmes de sommeil, déplacements, routines journalières). Peu d'études vont jusqu'à établir des liens systématiques et validés entre ces données capteurs et des indicateurs cliniques reconnus, tels que le MoCA (Montreal Cognitive Assessment), le SPPB (Short Physical Performance Battery), ou encore les scores ADL (Activities of Daily Living). De plus, l'absence d'interopérabilité avec les dossiers médicaux électroniques ou de couplage avec des événements cliniques datés limite la portée diagnostique ou prédictive des modèles explorés. Dans le cadre de cette thèse, l'objectif est au contraire d'intégrer une validation croisée rigoureuse entre données capteurs et observations médicales, afin de construire des marqueurs numériques exploitables en pratique clinique. Ce travail suppose la mise en place de pipelines de synchronisation temporelle, de normalisation des formats et d'alignement intermodal autant d'aspects encore largement absents dans les travaux issus de CART-US.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les bases conceptuelles, cliniques et techniques nécessaires au développement de biomarqueurs numériques appliqués au vieillissement, en mettant l'accent sur deux dimensions essentielles : la mobilité et les habitudes alimentaires. Nous avons mis en évidence les limites des biomarqueurs cliniques conventionnels : des mesures ponctuelles, peu contextualisées et souvent trop peu sensibles pour détecter les évolutions progressives. Nous avons ensuite exploré le potentiel des technologies numériques capteurs de mouvement, dispositifs connectés et réseaux IoT qui permettent désormais de collecter en continu des informations issues du quotidien, ouvrant ainsi de nouvelles perspectives pour un suivi plus fin et plus personnalisé des personnes âgées à domicile.

Dans cette perspective, l'examen du projet CART-US (ORCATECH) a mis en lumière un modèle de référence international pour le suivi passif à domicile. Les évaluations menées dans ce cadre ont confirmé la faisabilité technique et la bonne acceptabilité du monitoring longitudinal à domicile, tout en démontrant la capacité du dispositif à détecter des changements comportementaux subtils en conditions réelles [155]. Toutefois, une analyse critique rigoureuse a révélé plusieurs limites fondamentales au regard des objectifs de cette thèse :

- L'absence de rétroaction clinique empêche d'adapter dynamiquement les modèles aux événements médicaux survenus.
- L'absence de tout module dédié au comportement alimentaire (un seul capteur de présence est placé dans la cuisine, sans inférence possible sur les repas ou collations) empêche la construction de marqueurs nutritionnels robustes.
- L'impossibilité de distinguer clairement les actions individuelles dans les contextes de cohabitation, en l'absence de dispositifs d'identification personnalisée.
- Et enfin, le manque de corrélation directe avec des données cliniques validées (MoCA, SPPB, MNA), qui empêche une valorisation médicale opérationnelle.

Sur la base de l'architecture CART-US et de ses limitations, nous avons proposé des améliorations que nous avons intégré dans le projet CART-France dans le cadre d'un suivi des activités alimentaires et de la mobilité, à savoir :

- La création de biomarqueurs numériques hybrides couplant mobilité (transitions, vitesse de marche) et routines alimentaires (fréquence, durée des activités détectées), à partir de capteurs déjà implantés dans CART-France.

- La conception d'un pipeline méthodologique intégrant et croisant automatiquement les données numériques (IR, contact, questionnaire, événements) avec les résultats cliniques (SPPB, MNA, IMC) pour générer des scores de suivi individuels.
- L'expérimentation de ce système sur les données longitudinales françaises, dans un cadre gérontologique réel et collaboratif, en lien étroit avec les professionnels de santé impliqués.
- Et une réflexion éthique et opérationnelle sur la manière d'exploiter ces biomarqueurs dans les outils d'aide à la décision, avec une attention particulière à l'interopérabilité clinique et à l'utilité dans le parcours de soin.

À ce jour, aucun projet ne combine de manière aussi systématique les données issues de capteurs, la validation clinique et le suivi longitudinal personnalisé en conditions de vie réelle, y compris en cas de cohabitation. Cette thèse se positionne ainsi à l'interface entre recherche technologique appliquée et recherche clinique translationnelle, avec pour ambition de combler les lacunes identifiées dans CART-US, et de proposer une méthodologie généralisable au sein de CART-France et au-delà.

Chapitre 3. Architecture CART-France : vers une intégration personnalisée des biomarqueurs numériques

1. Introduction

Comme présenté dans le chapitre 2, CART-France repose sur l'infrastructure du dispositif CART conçu par ORCATECH et a été adapté pour répondre aux besoins spécifiques du contexte français.

L'objectif est d'améliorer la précision du suivi à domicile tout en tenant compte des particularités des logements, des profils des participants et des pratiques de soin locales.

L'adaptation mise en œuvre renforce la qualité des données recueillies et leur pertinence clinique, sans modifier la base technologique initiale du système (console C3 et architecture associée). Elle s'appuie sur des ajustements techniques et organisationnels permettant une observation plus personnalisée et continue de la mobilité et de la nutrition des personnes âgées.

La Figure 12 présente le pipeline CART-France, qui constitue la trame logique de ce chapitre. Elle illustre l'articulation des différentes étapes suivies :

- Déploiement sur le terrain : sélection des participants, installation du kit de capteurs au domicile et vérification de son bon fonctionnement.
- Collecte et stockage des données : enregistrement horodaté des événements et transmission sécurisée vers un serveur centralisé.
- Traitement algorithmique : prétraitement, contrôle qualité et analyses spécifiques dédiées à la mobilité et à la nutrition.
- Interface clinique : mise à disposition d'un outil pour les professionnels de santé, facilitant la visualisation des biomarqueurs, leur interprétation clinique et le suivi longitudinal des participants.

Ce pipeline ne constitue pas seulement une représentation technique : il traduit également la logique de structuration du chapitre. Les sections qui suivent détaillent successivement chacune de ces étapes, en montrant comment l'intégration étroite entre ingénierie, expertise médicale et analyse de données permet de produire des biomarqueurs numériques individualisés. L'objectif est de démontrer en quoi cette approche intégrée offre une solution de nouvelle génération pour accompagner le suivi du vieillissement et prévenir le déclin fonctionnel.

Pipeline CART-France pour la génération des biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition

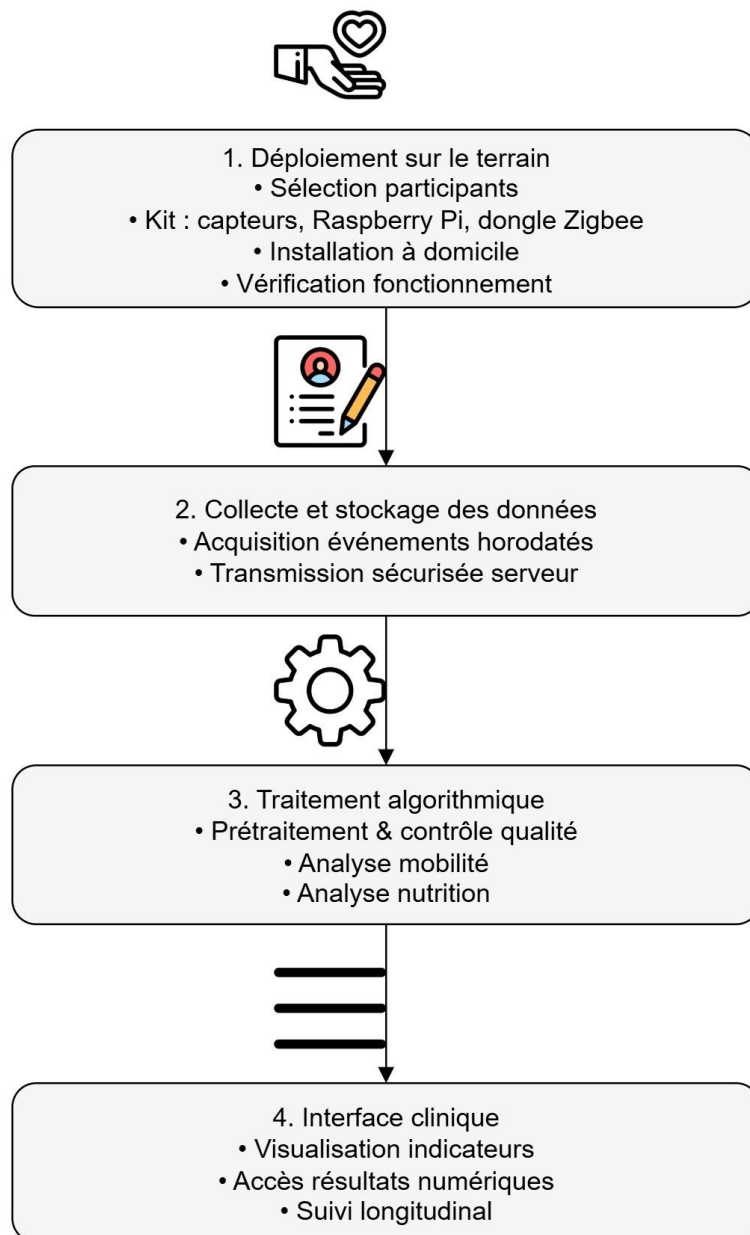


Figure 12. Pipeline CART-France pour la génération et l'intégration personnalisée des biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition.

2. Déploiement sur le terrain

2.1. Recrutement des participants

Le recrutement des participants au sein du projet CART-France s'est appuyé sur une stratégie multi-source combinant des partenariats cliniques et des dispositifs de recherche existants.

Parmi ceux-ci, le projet INSPIRE (INnovative multiScale approach for the Prevention of age-related decline and maintenance of health) a joué un rôle clé [156].

INSPIRE est un programme régional structurant unique au monde soutenu par l'ANR et l'Université de Toulouse visant à développer un écosystème intégré pour promouvoir le vieillissement en bonne santé. Il fédère plusieurs plateformes, laboratoires, centres de soins et cohortes gériatriques dans la région Occitanie. Son volet INSPIRE Human Research repose sur une cohorte longitudinale de 1000 personnes âgées volontaires vivant à domicile, suivies sur une période de dix ans à travers des évaluations cliniques, biologiques et technologiques intégrées.

Dans le cadre du déploiement du projet CART-France, les critères d'inclusion ont été définis comme suit :

Personnes âgées de 65 ans et plus,

- Vivant à domicile, seules ou accompagnées.
- Présentant un niveau d'autonomie variable mais conservé (GIR 5 ou 6) (Grille AGGIR) [157].
- Acceptant l'installation d'un système de capteurs non intrusifs à leur domicile.

L'intégration dans le réseau INSPIRE a offert plusieurs avantages :

- Un accès facilité à une population déjà engagée dans des démarches de prévention santé,
- Une interface éthique et réglementaire sécurisée, avec des consentements spécifiques au recueil de données numériques,
- Une coordination avec les équipes cliniques locales (médecins, infirmiers, chercheurs), favorisant le lien entre données capteurs et suivi médical.

En complément, d'autres participants ont été recrutés via les équipes mobiles de gériatrie (EMG), des EHPAD partenaires en sortie temporaire à domicile, et les maisons de santé pluridisciplinaires (MSP) de zones rurales.

L'ensemble de cette stratégie de recrutement vise à garantir :

- Une représentativité des profils de vieillissement (urbain, rural, isolé, aidé),
- Une diversité fonctionnelle et nutritionnelle des participants,

- Et une adéquation entre le protocole technique et les réalités du terrain.

Une fois les 100 participants recrutés et les capteurs sélectionnés selon les besoins du protocole, la phase d'installation a pu débuter, en s'appuyant sur les fondements méthodologiques établis par ORCATECH dans le cadre du projet CART-US.

2.2. Choix et installation des capteurs

Dans le cadre du protocole CART-France, la sélection des capteurs installés au domicile des participants s'inscrit dans la continuité du dispositif CART-US, avec lequel elle partage l'infrastructure matérielle de base. Il ne s'agit donc pas d'un choix totalement libre, mais d'une appropriation raisonnée d'un système préexistant, adapté aux objectifs scientifiques de ce projet.

Deux dimensions prioritaires orientent cette appropriation fonctionnelle : d'une part, le suivi de la mobilité quotidienne à travers l'analyse des déplacements, des transitions inter-pièces et de la vitesse de marche ; d'autre part, l'identification indirecte des routines nutritionnelles via les interactions dans les zones de préparation ou de stockage alimentaire. Ces capteurs bien que communs à CART-US sont ici recontextualisés et exploités différemment, en lien avec les problématiques spécifiques définies dans cette thèse.

Nous rappelons que les capteurs retenus ont été sélectionnés selon plusieurs critères opérationnels, incluant :

- Leur capacité à produire des indicateurs pertinents pour l'évaluation fonctionnelle ou nutritionnelle ;
- Leur compatibilité technique avec l'infrastructure Zigbee utilisée par la plateforme ;
- Leur caractère non intrusif et leur acceptabilité par les personnes âgées vivant seules à domicile.

La figure 13 suivante propose une vue d'ensemble du système tel qu'il a été conçu dans le projet CART-France, en illustrant les capteurs utilisés, les zones instrumentées et les types d'indicateurs déduits.

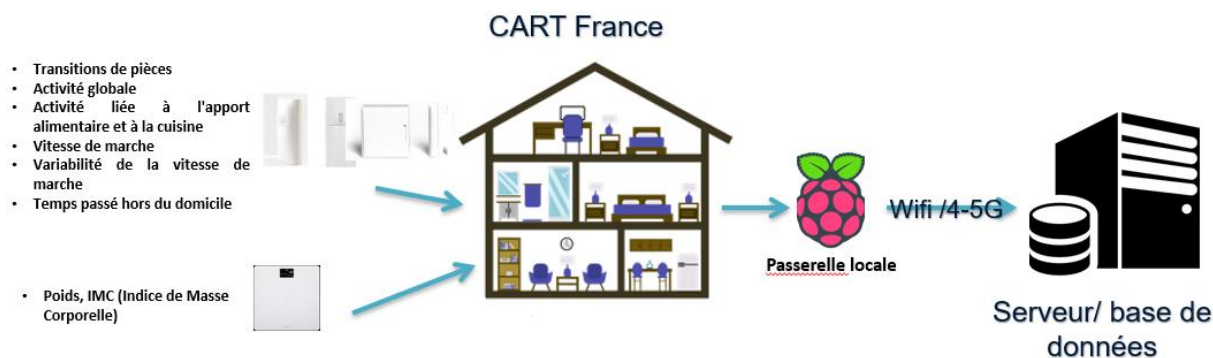


Figure 13. Architecture fonctionnelle du système CART-France : les capteurs envoient les données à une passerelle locale (Raspberry Pi), qui les transmet via Wi-Fi/4G à un serveur distant sécurisé pour archivage et analyse.

À partir de cette architecture, le tableau qui suit synthétise les capteurs effectivement déployés, en précisant pour chacun leur zone d’installation et les indicateurs comportementaux ciblés.

Tableau 9.. Correspondance entre types de capteurs, zones d’installation et indicateurs comportementaux visés dans le protocole CART-France.

Type de capteur	Zone d’installation typique	Indicateurs comportementaux déduits
PIR mural (détecteur de mouvement)	Salon, chambre, cuisine, couloir	- Transitions entre pièces- Activité journalière- Détection de présence prolongée
PIR plafonnier (série de 4 capteurs séquentiels)	Couloir ou passage rectiligne (ligne de 4 capteurs espacés de 61 cm, couvrant une longueur totale de 1,83 m)	- Vitesse de marche- Variabilité de la vitesse- Analyse de la démarche
Capteur de contact magnétique	Réfrigérateur, placards, portes d’entrée	- Activité liée à la nutrition- Temps passé hors du domicile- Routines alimentaires
Balance connectée	Salle de bain ou chambre	- Poids- Indice de Masse Corporelle (IMC)- Suivi longitudinal du statut nutritionnel
Raspberry Pi + dongle ZigBee	Prise murale centrale (zone de relais)	- Collecte et transmission des données- Interface avec le réseau de capteurs

À partir de cette sélection ciblée de capteurs, nous détaillons dans la section suivante la méthodologie complète mise en œuvre pour leur installation au domicile des participants, depuis la préparation logistique jusqu’à la configuration finale du système.

2.2.1. Méthodologie d’installation des capteurs

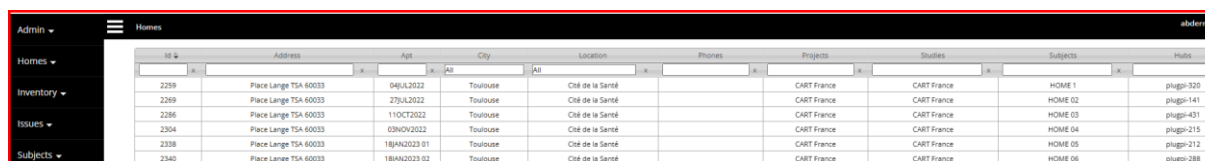
Le déploiement du projet CART-France, initié en juillet 2022, s’est appuyé sur les protocoles développés par ORCATECH dans le cadre de CART-US [17]. L’installation s’est organisée en

plusieurs étapes successives, visant à garantir la fiabilité technique, l’anonymisation des données et la conformité réglementaire.

a. Architecture fonctionnelle et préparation

Une console centrale (C3), comme illustrée dans la figure 14, a été utilisée pour gérer l’attribution des capteurs, la création d’identifiants virtuels (domicile et participants), ainsi que l’organisation de l’inventaire des dispositifs (Raspberry Pi, capteurs PIR, capteurs de contact, balances connectées et dongles ZigBee). Au-delà de cette gestion matérielle, la console offre également des fonctionnalités de supervision en temps réel, telles que le suivi de la connectivité, l’état des batteries, la détection d’anomalies et la planification des maintenances.

Elle constitue ainsi un outil central de déploiement et de contrôle de qualité du réseau de capteurs, garantissant la fiabilité et la traçabilité des données collectées dans l’ensemble des logements instrumentés. Cette infrastructure a permis d’assurer la traçabilité des installations et le respect des exigences RGPD et CNIL. Les détails opérationnels relatifs aux modules de la console (Admin, Homes, Inventory, Issues, Subjects) sont fournis en Annexe 2.



ID	Address	Age	City	Location	Phones	Projects	Studies	Subjects	Hubs
2259	Place Lange TSA 60033	04JUL2022	Toulouse	Cité de la Santé		CART France	CART France	HOME 1	plugs-320
2269	Place Lange TSA 60033	27JUL2022	Toulouse	Cité de la Santé		CART France	CART France	HOME 02	plugs-141
2286	Place Lange TSA 60033	11OCT2022	Toulouse	Cité de la Santé		CART France	CART France	HOME 03	plugs-431
2304	Place Lange TSA 60033	03NOV2022	Toulouse	Cité de la Santé		CART France	CART France	HOME 04	plugs-215
2338	Place Lange TSA 60033	18JAN2023 01	Toulouse	Cité de la Santé		CART France	CART France	HOME 05	plugs-212
2340	Place Lange TSA 60033	18JAN2023 02	Toulouse	Cité de la Santé		CART France	CART France	HOME 06	plugs-288

Figure 14. Interface de la console C3 utilisée dans le projet CART, affichant les sections principales de navigation : Admin, Homes, Inventory, Issues et Subjects.

b. Procédures préalables à l’installation des dispositifs connectés

Avant chaque intervention, une phase de préparation consiste à recueillir les caractéristiques du domicile (nombre de pièces, superficie) comme illustrée dans la figure 15, à générer les identifiants anonymisés (Home ID, Subject ID) et à constituer un kit d’installation personnalisé comme présentée dans la figure 16:

- 1 Raspberry Pi (serveur local, passerelle),
- 1 dongle ZigBee (interface de communication),
- Des capteurs PIR et contacts magnétiques,
- Matériel nécessaire à l’installation : adhésifs type M3, mètre, échelle, câble Ethernet RJ45, et clé USB Wi-Fi.

Ces éléments constituent la base matérielle du déploiement à domicile. Leur disposition et leur utilisation pour garantir une couverture optimale du logement sont détaillées dans la section 2.2.2.Stratégie d’installation et couverture fonctionnelle du logement instrumenté. Les procédures techniques de configuration sont décrites en Annexe 2.

CART- RDV Installation Maison Montauban 11h

🕒 Mar 11/10/2022 10:30 - 12:30

1 maison classée sur 3 niveaux :
RDC : 1 entrée, 1 cuisine, 1 salle à
manger

1^{er} : 3 chambres + 1sdb

2^{ème} : 1 chambre+1 buanderie+1
bureau

1 porte d'entrée et 1 porte pour
aller au jardin

+ grande cage d'escalier

Pas d'animaux

Figure 15. Exemple de fiche de préparation avant intervention, incluant la date du rendez-vous, les caractéristiques structurelles du domicile, et les éléments logistiques à anticiper.



Figure 16. Exemple de kit d'installation du dispositif CART-France.

c. Assignation et configuration

Les dispositifs (capteurs et Raspberry Pi) sont assignés virtuellement aux domiciles et participants correspondants via la console C3. Chaque élément est ensuite configuré et testé en laboratoire pour garantir une remontée optimale des données vers les serveurs du projet. La méthodologie détaillée (assignation, mise à jour du firmware, intégration des capteurs au réseau PAN) est présentée en Annexe 2.

d. Installation sur site

Avant toute installation, chaque participant reçoit une notice d'information détaillant les objectifs du projet, les types de capteurs utilisés et les modalités de collecte des données. Le

consentement éclairé est ensuite recueilli conformément aux exigences éthiques validées par le comité de protection des personnes (CPP) sous le numéro d'identification ID NCT04224038.

L'installation sur site s'effectue en présence d'un médecin investigateur ou d'un membre de l'équipe clinique formé, afin d'accompagner les premiers déploiements et de s'assurer du bon déroulement des opérations.

Elle se déroule en cinq étapes :

- (1) accueil et vérifications initiales.
- (2) identification des pièces à instrumenter.
- (3) pose et fixation des capteurs.
- (4) connexion et test du Raspberry Pi.
- (5) validation fonctionnelle en temps réel.

Cette procédure garantit la fiabilité technique tout en veillant à limiter au maximum les perturbations dans le cadre de vie des participants.

e. Cartographie virtuelle des capteurs

La dernière étape consiste à construire une carte virtuelle des capteurs (Sensor Map) dans la console C3, reflétant la structure du domicile instrumenté et la localisation des capteurs comme illustrée par la figure 17. Ce schéma sert ensuite de référence pour l'interprétation des données. Le processus détaillé de construction de la carte (zones, associations, distances) est présenté en Annexe 2.



Figure 17. Cartographie virtuelle des capteurs.

2.2.2. Stratégie d'installation et couverture fonctionnelle du logement instrumenté

L'installation des capteurs ne se limite pas à une simple pose matérielle : elle répond à une logique fonctionnelle visant à couvrir, avec un nombre limité de dispositifs, les zones clés du logement associées aux comportements ciblés, en particulier la mobilité, les activités alimentaires et les entrées/sorties. La Figure 18 illustre la répartition spatiale et fonctionnelle des capteurs au sein du logement instrumenté.

Concernant la mobilité, les déplacements sont suivis grâce à deux configurations complémentaires. Des capteurs PIR de type Nyce-Wall (forme carrés, Figure 18) sont placés à hauteur d'épaule aux entrées des principales pièces (chambre, salle à manger, cuisine, salle de bain, WC), permettant de détecter les passages et d'analyser les transitions entre les espaces de vie. En parallèle, une série de capteurs PIR Nyce-Line (formes triangles, Figure 18) est installée au plafond du couloir, espacés de 61 cm chacun, soit une distance totale de 1,83 m pour quatre capteurs successifs. Cette disposition des capteurs permet d'estimer la vitesse de marche sur une courte distance en conditions réelles, en suivant un principe proche des protocoles cliniques de référence tels que le SPPB ou le test de marche de 4 mètres.

Toutefois, ces mesures ne peuvent pas être considérées comme directement équivalentes aux évaluations cliniques standards, car les conditions de déplacement à domicile diffèrent sensiblement (vitesse spontanée, environnement meublé, trajectoires non standardisées).

Une analyse de cohérence entre les vitesses enregistrées par capteurs et celles issues des tests cliniques sera présentée dans le chapitre 5 consacré à la validation clinique du système.

Les activités alimentaires sont définies comme l'ensemble des comportements de préparation et de prise de repas ou de collations, réalisés principalement dans la cuisine et la salle à manger. Leur détection repose sur un capteur PIR Nyce-Wall (carré, Figure 18), placé dans la cuisine pour estimer la durée de présence dans l'espace de préparation, ainsi que sur deux capteurs de contact magnétique Nyce-Contact (formes cercles, Figure 18), installés sur le réfrigérateur et le placard alimentaire, afin de quantifier les accès aux aliments et d'analyser la fréquence des prises alimentaires. Cette combinaison permet de caractériser de manière fine les habitudes alimentaires quotidiennes, tout en tenant compte des éventuelles variations dans le lieu de consommation.

Toutes les données issues des capteurs sont transmises et centralisées par un dispositif principal basé sur un Raspberry Pi équipé d'un dongle Zigbee. La majorité des capteurs (mouvement et contact) utilisent ce protocole, tandis que certains dispositifs complémentaires, tels que la balance connectée, communiquent via Bluetooth. Cette architecture garantit une collecte continue et fiable, tout en offrant un appui objectif à l'identification précoce de changements comportementaux significatifs, qu'il s'agisse de la mobilité ou de l'alimentation, avec pour finalité de soutenir le suivi clinique individualisé.

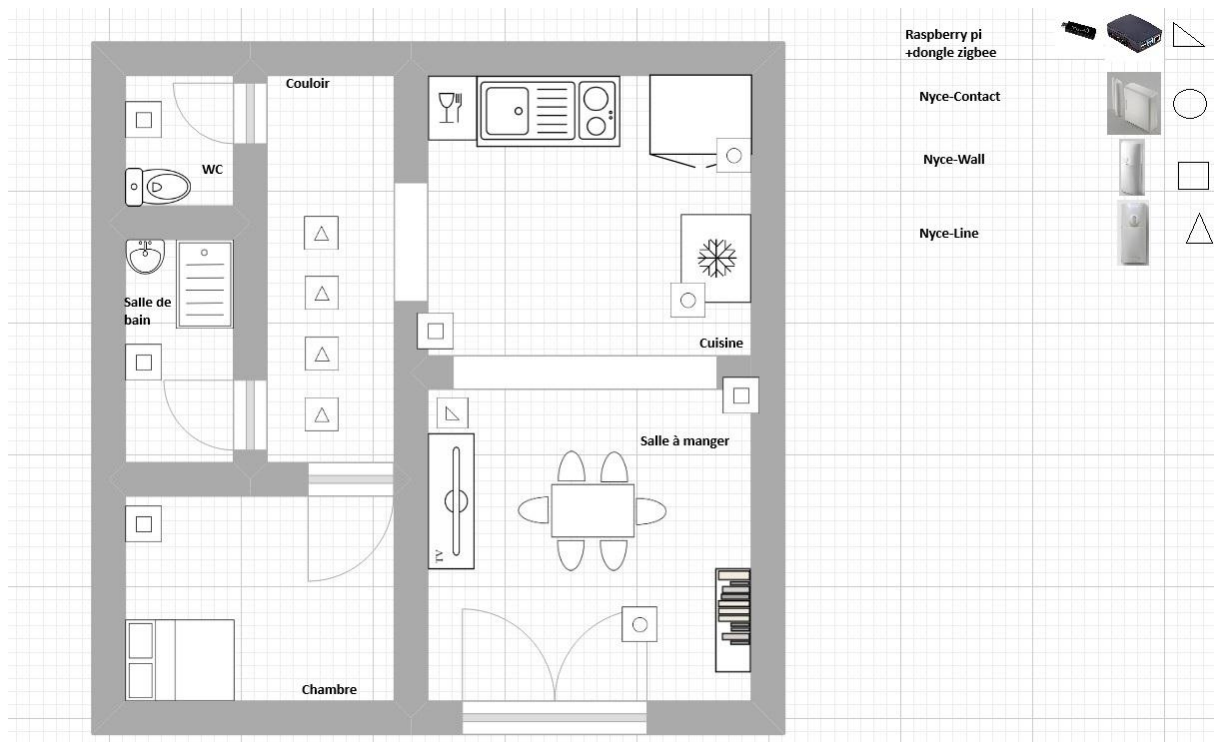


Figure 18. Cartographie fonctionnelle et répartition des capteurs au sein du logement instrumenté.

2.3. Chaîne de collecte et d'analyse des données

Le pipeline global de traitement des données, présenté dans la Figure 19, illustre l'organisation méthodique mise en place dans le cadre de CART-France. Il décrit la progression des informations depuis la collecte initiale par les capteurs jusqu'à la génération finale de biomarqueurs numériques exploitables. Chaque étape (collecte, intégration, prétraitement, stockage, analyse et classification) joue un rôle essentiel pour garantir la fiabilité du flux de données et assurer la pertinence clinique des résultats.

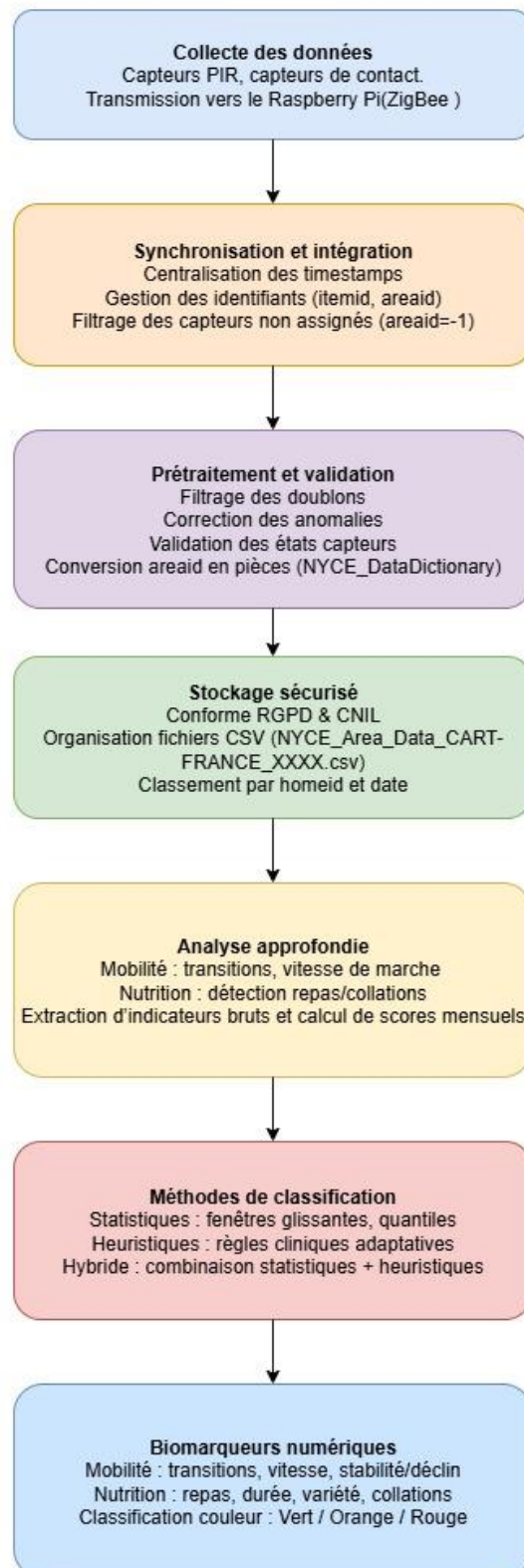
Chaîne de collecte et d'analyse des données CART-France

Figure 19. Chaîne de collecte et d'analyse des données CART-France.

2.3.1. Synchronisation et intégration des données

Les données collectées sont synchronisées à l'aide d'une centralisation rigoureuse des timestamps. Des mécanismes de traitement en temps réel, tels que la mise à jour continue des horodatages, la vérification automatique des décalages temporels et la fusion des flux multi-capteurs, assurent la cohérence temporelle et la complétude des informations enregistrées.

Une attention particulière est portée à la gestion des identifiants de capteurs (itemid) et des zones (areaid). Lorsque la valeur de l'areaid est égale à -1, cela indique qu'un capteur n'est pas encore assigné à une pièce spécifique du logement. Ces cas sont filtrés ou annotés séparément afin d'éviter l'introduction de biais dans les analyses comportementales.

Un exemple de ce processus est présenté dans la Figure 20, qui illustre un extrait brut de données multi-capteurs synchronisées. Chaque ligne correspond à un événement horodaté capté par un capteur donné (itemid). Les champs areaid, event et active permettent de qualifier et filtrer les événements, constituant ainsi la base pour la construction de séquences comportementales exploitables.

homeid	study	stamp	itemid	areaid	event	active
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 22:09:30.224	11996	-1	1	1
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 22:22:08.448	15551	-1	0	1
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 22:22:10.867	15486	-1	0	1
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 22:22:13.418	15551	-1	0	1
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 22:24:35.449	28517	-1	0	1
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 22:40:33.728	27548	-1	0	1
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 22:47:08.582	28517	-1	0	1
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 22:59:03.390	15472	-1	0	1
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 22:59:07.901	15572	-1	0	1
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 22:59:13.272	24179	-1	0	1
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 22:59:41.170	24242	-1	0	1
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 23:04:10.289	12004	-1	0	1
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 23:18:02.542	27552	-1	0	1
2385	CART-FRANCE	2023-05-15 23:33:53.446	14135	-1	0	1

Figure 20. Exemple brut de données multi-capteurs synchronisées.

2.3.2. Prétraitement des données

Après synchronisation, nous avons appliqué un prétraitement rigoureux des données issues des capteurs. Cette étape vise à garantir la qualité et la fiabilité des informations avant toute analyse. Elle comprend :

- Un filtrage systématique pour éliminer les doublons, corriger les anomalies de timestamps et harmoniser les formats temporels.
- Des contrôles de cohérence pour vérifier la plausibilité clinique et fonctionnelle des valeurs mesurées (par exemple, exclusion de vitesses de marche irréalistes ou de détections simultanées incohérentes) ;
- Une vérification automatique de l'état des capteurs (colonne *active*) afin de confirmer leur bon fonctionnement au moment de la détection.

L'utilisation d'un dictionnaire de correspondance des pièces permet ensuite de transformer les identifiants numériques en noms de pièces compréhensibles. Ce dictionnaire, appelé `NYCE_DataDictionary`, associe chaque identifiant `areaid` à une pièce spécifique du logement. Un extrait de ce dictionnaire est présenté dans la Figure 21, où l'on observe par exemple : `areaid 23` → Kitchen 1, `areaid 1` → Bathroom 1, `areaid 4` → Bedroom 1.

Cette opération rend possible une interprétation sémantique et spatiale immédiate, facilitant la reconstruction chronologique des parcours quotidiens au sein du domicile. Cette étape est entièrement automatisée à l'aide de scripts Python développés spécifiquement pour CART-France, garantissant une qualité optimale des données utilisées pour l'analyse.

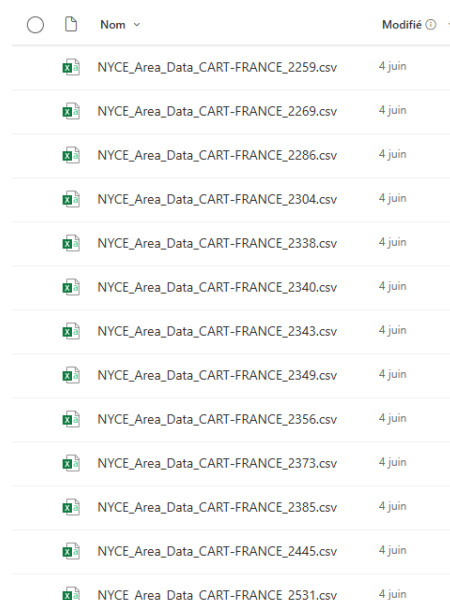
areaid	room_name
1	Bathroom 1
2	Bathroom 2
3	Bathroom 3
4	Bedroom 1
5	Bedroom 2
6	Bedroom 3
7	Computer Room 1
8	Computer Room 2
9	Conference Room 1
10	Conference Room 2
11	Craft Room 1
12	Craft Room 2
13	Dining Room 1
14	Dining Room 2
15	Entrance Hallway 1
16	Entrance Hallway 2
17	Garage 1
18	Garage 2
19	Hallway 1
20	Hallway 2
21	Hallway 3
22	Hallway 4
23	Kitchen 1

Figure 21. Extrait du dictionnaire de correspondance `areaid` – nom des pièces.

2.3.3. Stockage sécurisé et gestion rigoureuse des données

Les données traitées et validées sont ensuite stockées dans une infrastructure sécurisée, conforme aux normes éthiques et réglementaires en matière de confidentialité. L'accès est restreint aux seules équipes autorisées, assurant ainsi la protection et l'intégrité des informations.

Chaque fichier est nommé selon une convention standardisée du type *NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_XXXX.csv*, où *XXXX* correspond à l'identifiant du domicile (*homeid*). Cette nomenclature systématique facilite le suivi longitudinal, la traçabilité des sources et la gestion des données par participant. La Figure 22 présente l'organisation de ce répertoire sécurisé, mettant en évidence la structuration uniforme et le classement par date.



Nom	Modifié
NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_2259.csv	4 juin
NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_2269.csv	4 juin
NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_2286.csv	4 juin
NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_2304.csv	4 juin
NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_2338.csv	4 juin
NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_2340.csv	4 juin
NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_2343.csv	4 juin
NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_2349.csv	4 juin
NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_2356.csv	4 juin
NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_2373.csv	4 juin
NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_2385.csv	4 juin
NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_2445.csv	4 juin
NYCE_Area_Data_CART-FRANCE_2531.csv	4 juin

Figure 22. Exemple d'organisation du répertoire de stockage sécurisé des données brutes issues du projet CART-France, avec nomenclature standardisée des fichiers par identifiant de domicile (*homeid*).

3. Analyse approfondie des données

L'analyse repose sur une séparation claire entre deux catégories comportementales principales : la mobilité et la nutrition. Chacune est traitée par des modules spécifiques intégrant des étapes de prétraitement, des algorithmes de détection et de classification, ainsi que des modèles d'interprétation permettant la génération de biomarqueurs numériques exploitables.

3.1. Analyse de la mobilité

Le traitement des comportements liés à la mobilité repose sur :

- La détection des déplacements à partir des transitions entre pièces, calculées via les timestamps et l'ordre d'activation des capteurs PIR (ligne ou mur). Ces transitions

permettent de reconstruire les enchaînements de déplacements à l'intérieur du domicile, et d'identifier les parcours typiques ou les ruptures de routine.

- Le calcul d'indicateurs bruts de mobilité, en particulier :
 - Le nombre de transitions inter-pièces, dérivé directement de la séquence des activations successives des capteurs de différentes pièces. Chaque flèche de la Figure 23 représente une transition détectée automatiquement à partir des données brutes des capteurs, via les scripts Python développés pour le projet CART-France. Ce schéma illustre de manière générique la logique de reconstruction des déplacements inter-pièces, et ne correspond pas à un participant en particulier. Les indicateurs de mobilité sont ensuite calculés de façon individualisée pour chaque sujet, assurant à la fois la robustesse méthodologique et la comparabilité des résultats.

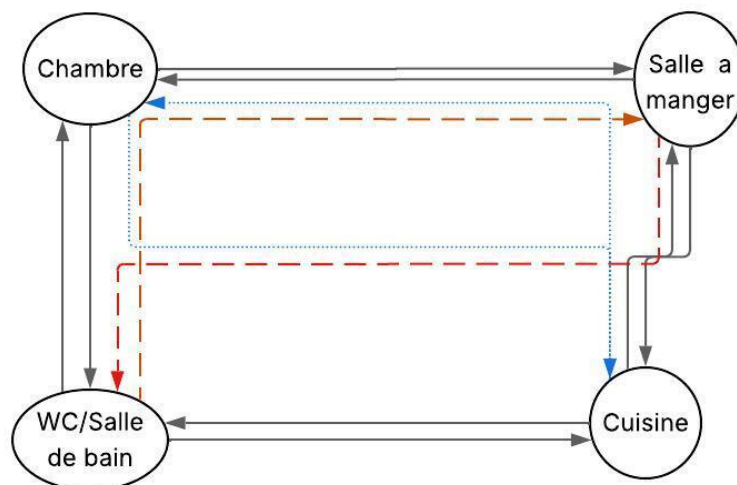


Figure 23. Schéma illustrant les transitions entre pièces détectées via les capteurs, base de la reconstruction des déplacements intra-domicile dans le projet CART-France.

- La vitesse de marche est estimée à partir des capteurs de ligne installés au plafond, espacés de 61 cm. Lorsqu'un participant franchit cette zone instrumentée, une succession séquentielle d'activation des quatre capteurs est enregistrée. La colonne encadrée dans la Figure 24 correspond aux identifiants numériques des capteurs activés (itemid), reflétant l'ordre temporel de détection du passage. Ces identifiants, exprimés sous forme de codes entiers, ne représentent pas une grandeur physique mais servent uniquement à distinguer chaque capteur dans la séquence d'activation.

Chaque franchissement complet, c'est-à-dire l'activation successive des quatre capteurs, permet de calculer le temps de parcours sur une distance fixe de 1,83 mètre (trois intervalles de 61 cm). En appliquant la relation :

$$V = \frac{D}{T} \dots\dots\dots (1)$$

Où D=1,83m et T est l'intervalle de temps entre le premier et le dernier capteur activé, on obtient une estimation instantanée de la vitesse de marche.

2385	CART-FRANCE	2023-07-03 06:03:11.529	28517	63	1	1
2385	CART-FRANCE	2023-07-03 06:03:12.579	14135	63	1	1
2385	CART-FRANCE	2023-07-03 06:03:13.064	24242	63	1	1
2385	CART-FRANCE	2023-07-03 06:03:14.709	24179	63	1	1

Figure 24. Exemple de séquence d'activation des 4 capteurs de ligne utilisée pour estimer la vitesse de marche (itemid 63 – capteurs alignés à 61 cm d'intervalle).

Ces indicateurs constituent les bases fondamentales de la caractérisation de la mobilité quotidienne. Ils sont ensuite exploités pour identifier les profils d'activité, suivre les évolutions temporelles et détecter les signaux de déclin fonctionnel.

Afin de formaliser la méthodologie mise en œuvre dans le cadre du traitement automatisé des données de mobilité, les algorithmes suivants présentent de manière structurée les étapes clés de détection et de calcul utilisées pour extraire les indicateurs bruts. Ces descriptions en pseudo-code visent à assurer la traçabilité méthodologique et la reproductibilité scientifique du processus d'analyse.

Algorithme 1 – Détection des transitions inter-pièces

Entrée : Données capteurs avec colonnes [stamp, areaid]

Sortie : Nombre quotidien puis mensuel de transitions

1. Filtrer les lignes où areaid ∈ [1, 2, 3, 4, 5, 13, 23, 29] (pièces de vie)

2. Pour chaque ligne i :

a. Comparer areaid[i] à areaid[i-1]

b. Si différent ET areaid[i-1] ≠ null, marquer une transition

3. Extraire la date (sans heure) → colonne date

4. Grouper par date → compter les transitions journalières

5. Calculer la moyenne mensuelle des transitions

Algorithme 2 – Calcul de la vitesse de marche

Entrée : Données capteurs avec colonnes [stamp, itemid, areaid], où areaid = 63

Sortie : Moyenne mensuelle de la vitesse de marche

1. Filtrer les événements où areaid = 63 et event = 1
2. Trier les données par ordre croissant de temps (stamp)
3. Initialiser liste vide : vitesses = []
4. Pour chaque séquence de 4 capteurs consécutifs avec itemid différents :
 - a. T_start = timestamp du 1er capteur
 - b. T_end = timestamp du 4e capteur
 - c. durée = T_end – T_start (en secondes)
 - d. Si durée > 0 :
 - vitesse = 1.83 / durée
 - Ajouter à la liste
5. Grouper les vitesses par mois
6. Calculer la moyenne mensuelle des vitesses

Ces deux algorithmes sont implémentés dans un pipeline Python d'analyse de la mobilité, c'est-à-dire une chaîne de traitement automatisée composée de scripts développés spécifiquement pour le projet CART-France. Ce pipeline regroupe les étapes de prétraitement des données brutes issues des capteurs, le calcul des indicateurs de mobilité (transitions inter-pièces, vitesse de marche) et leur agrégation mensuelle. L'ensemble a été validé sur les données réelles collectées dans le cadre du protocole.

Une fois les indicateurs bruts calculés selon les algorithmes précédemment décrits, une étape essentielle consiste à quantifier l'évolution mensuelle de ces indicateurs afin de détecter les changements significatifs au fil du temps. Pour ce faire, un score d'écart mensuel est attribué à chaque indicateur (nombre de transitions et vitesse de marche) selon une formule d'évolution relative.

$$\Delta_I = \frac{I_{t_1} - I_{t_0}}{I_{t_0}} \times 100 \dots\dots\dots (2)$$

- I désigne l'indicateur étudié (par exemple, le nombre de transitions inter-pièces ou la vitesse de marche moyenne).

- t_0 correspond à la valeur de l'indicateur au mois de référence.
- t_1 correspond à la valeur de l'indicateur au mois suivant.

Sur la base de Δ_I (%), nous définissons :

5 niveaux (-2, -1, 0, 1, 2) pour tenir compte de la direction (amélioration ou dégradation) de la dérive :

- ✓ $\Delta_I \leq -10\% \rightarrow$ **Score = -2 (baisse élevée)**
- ✓ $-10\% < \Delta_I \leq -5\% \rightarrow$ **Score = -1 (baisse modérée)**
- ✓ $-5\% < \Delta_I \leq 5\% \rightarrow$ **Score = 0 (stable / normal)**
- ✓ $5\% < \Delta_I \leq 10\% \rightarrow$ **Score = +1 (hausse modérée)**
- ✓ $\Delta_I > 10 \rightarrow$ **Score = +2 (hausse élevée)**

Ces seuils de $\pm 5\%$ et $\pm 10\%$ sont couramment utilisés dans les approches de monitoring physiologique ou comportemental afin de distinguer de simples fluctuations normales de variations plus marquées, potentiellement pathologiques [156]. Sur cette base, deux types de scores ont été développés dans le cadre de CART-France : des scores instantanés, permettant de capter les variations rapides d'un mois à l'autre, et des scores cumulés, qui reflètent l'évolution globale sur la durée du suivi.

Le score instantané exprime la variation relative observée entre deux mois consécutifs. Il est défini par :

- Pour la vitesse de marche : $S_{vit} = \frac{V_{moisactuel} - V_{moisprécédent}}{V_{moisprécédent}} \times 100 \dots\dots\dots (3)$

- Pour le nombre de transitions : $S_{Trans} = \frac{T_{moisactuel} - T_{moisprécédent}}{T_{moisprécédent}} \times 100 \dots\dots\dots (4)$

Où V correspond à la vitesse de marche moyenne au mois et T au nombre moyen de transitions inter-pièces. Ces scores permettent de détecter des changements ponctuels, tels qu'une baisse brutale liée à un événement clinique ou, à l'inverse, une amélioration rapide.

Le score cumulé agrège l'ensemble des scores instantanés successifs afin de mettre en évidence les tendances longitudinales. Il est calculé comme suit :

$$Cum_{vit}(n) = \sum_{i=1}^n S_{vit}(i) \dots\dots\dots (5)$$

$$Cum_{trans}(n) = \sum_{i=1}^n S_{trans}(i) \dots\dots\dots (6)$$

Le score instantané rend compte des variations rapides et ponctuelles (par exemple une baisse soudaine de la vitesse de marche d'un mois à l'autre), tandis que le score cumulé met en évidence les évolutions progressives et persistantes, reflétant la trajectoire globale de la mobilité d'un participant sur la durée du suivi. Cette complémentarité est essentielle pour distinguer les fluctuations normales de la vie quotidienne des signaux plus durables de déclin fonctionnel.

Dans le protocole CART-France, le score cumulé est actuellement calculé depuis le début du suivi de chaque participant, permettant de tracer une trajectoire longitudinale intégrale. Toutefois, cette approche pourrait à l'avenir être déclinée sur des fenêtres temporelles fixes (par exemple trois ou six mois), afin de mieux caractériser des évolutions locales ou transitoires.

Afin de traduire ces résultats en catégories cliniquement exploitables, une classification combinée a été développée en collaboration avec un médecin gériatre. Elle repose sur l'interprétation conjointe des deux niveaux de scores (instantané et cumulé), comme résumé dans le Tableau 10.

Tableau 10. Classification combinée des résultats instantanés et cumulés.

Condition	Interprétation	Niveau
$S_{vit} \leq -2$ et $S_{Trans} \leq -2$	Déclin rapide	Rouge
$Cum_{vit} \leq -2$ et $Cum_{Trans} \leq -2$	Déclin progressif sur plusieurs mois	Rouge
$Cum_{vit} \leq -2$ OU $Cum_{Trans} \leq -2$	Déclin	Orange
$S_{vit} = -1$ et $S_{Trans} = 1$	Risque de déclin	Orange
$S_{vit} = -1$ et $S_{Trans} = -1$	Déclin modéré	Orange
Autre cas ($-1 \leq S \leq 1$)	Stabilité ou récupération	Vert

Afin d'aller plus loin dans la finesse de la détection des variations comportementales, il est pertinent d'explorer des méthodes statistiques et heuristiques permettant d'ajuster dynamiquement les seuils de classification. Ces approches sont détaillées dans la section suivante.

3.3.1. Méthodes statistiques et heuristiques pour l'ajustement dynamique des seuils

Les seuils de classification précédemment définis ($\pm 5\%$ et $\pm 10\%$) permettent une évaluation standardisée des variations mensuelles. Toutefois, pour améliorer la sensibilité et la robustesse de la détection, plusieurs méthodes complémentaires permettent d'ajuster dynamiquement ces seuils en fonction de l'évolution des données. Ces approches ne reposent pas sur des algorithmes d'apprentissage automatique, mais utilisent des principes statistiques adaptatifs.

a. Seuils basés sur des fenêtres glissantes (Rolling Window)

Cette méthode repose sur le principe d'adaptation continue des seuils de détection en fonction de l'historique des données [159]. Pour chaque période d'analyse (mensuelle, hebdomadaire...), on calcule la moyenne glissante $\mu_{rolling}$ et l'écart-type $\sigma_{rolling}$ des variations récentes (par exemple, des variations de la vitesse de marche Δv). Ces statistiques sont calculées sur une fenêtre temporelle contenant les $N = 3$ mois précédents, ce qui permet de lisser les fluctuations mineures tout en restant sensible aux évolutions significatives. Les seuils d'alerte sont ensuite définis dynamiquement comme :

$$\mu_{rolling} \pm \kappa \times \sigma_{rolling} \dots\dots\dots(7)$$

Où κ est un facteur de confiance choisi pour calibrer la sensibilité du système (par exemple $\kappa=1$ ou $\kappa=2$). Ainsi, toute valeur de variation ΔI qui dépasse ces seuils est considérée comme une anomalie potentielle (baisse ou hausse significative).

Cette approche présente plusieurs avantages :

- Elle s'adapte aux fluctuations naturelles des données, en évitant les faux positifs dus à des seuils fixes trop rigides.
- Elle permet de suivre les tendances comportementales sur le long terme tout en restant sensible aux changements récents.
- Elle reflète une dynamique temporelle pertinente, en intégrant les derniers mois dans le calcul des seuils.

En conclusion, l'approche par fenêtres glissantes constitue une méthode robuste, statistiquement fondée et facilement implémentable pour ajuster dynamiquement les seuils de détection dans l'analyse des biomarqueurs numériques de mobilité. Elle est particulièrement adaptée aux suivis longitudinaux de comportements fluctuants tels que la vitesse de marche ou la fréquence des transitions inter-pièces.

b. Seuils déterminés par quantiles

Une alternative robuste aux approches dynamiques par moyenne glissante consiste à recourir aux quantiles de la distribution historique des variations [160]. Cette méthode repose sur l'idée que, dans un ensemble suffisamment vaste de données, la distribution empirique des variations permet de repérer naturellement les comportements extrêmes sans dépendre de la moyenne ou de l'écart-type.

Le principe consiste à calculer les quantiles de la variable ΔI (par exemple, les variations mensuelles de la vitesse de marche ou du nombre de transitions), sur l'ensemble de la série temporelle disponible (ou bien sur une fenêtre plus large glissante). Deux seuils sont ensuite définis :

- Le quantile bas, typiquement le 5^{es} quantiles de la variable ΔI (par exemple, les variations mensuelles. Le quantile haut, typiquement le 95 quantile de la variable ΔI (par exemple, les variations mensuelles. Les valeurs de ΔI inférieures à Q5 sont interprétées comme des baisses atypiques (potentiellement préoccupantes), tandis que celles supérieures à Q95 signalent des hausses anormales ou des épisodes d'activité inhabituelle.

Cette méthode présente plusieurs atouts :

- Robustesse statistique : les quantiles ne sont pas influencés par les valeurs extrêmes ou aberrantes, contrairement à la moyenne et à l'écart-type.
- Stabilité des seuils : une fois les quantiles calculés sur un historique représentatif, les seuils restent stables dans le temps, ce qui permet d'analyser les données de manière cohérente.
- Facilité d'interprétation : une variation classée dans les 5 % extrêmes (haut ou bas) est automatiquement interprétée comme une anomalie statistique.

Cependant, cette approche présente aussi certaines limites :

- Elle ne prend pas en compte les tendances temporelles : si les comportements évoluent graduellement, les seuils historiques peuvent devenir inadaptés.
- Le choix des quantiles (par exemple les 5^e et 95^e percentiles) permet de définir des seuils historiques reflétant les tendances temporelles. Toutefois, en cas de distributions asymétriques, ces seuils peuvent conduire à une classification déséquilibrée

En pratique, cette méthode complète efficacement l'approche par fenêtres glissantes : là où les fenêtres glissantes adaptent les seuils au contexte récent, les quantiles offrent un repère stable et robuste à l'échelle globale. Leur utilisation conjointe permet de mieux équilibrer sensibilité et spécificité dans la détection des variations significatives.

c. Heuristiques dynamiques pour l'ajustement contextuel des seuils de classification

L'approche par heuristiques dynamiques constitue une méthode fondée sur des règles décisionnelles explicites permettant d'ajuster les seuils de classification en fonction des tendances observées dans les données temporelles [161]. Contrairement aux méthodes statistiques classiques (comme les moyennes glissantes ou les quantiles), les heuristiques s'appuient sur une logique conditionnelle inspirée des raisonnements cliniques, sans recourir à l'apprentissage automatique. Cette approche vise à introduire une adaptabilité contextuelle tout en maintenant une transparence méthodologique.

• Principes méthodologiques

Les heuristiques dynamiques reposent sur l'application de règles conditionnelles simples, qui modifient les seuils de classification ou les états attribués lorsque certaines conditions spécifiques sont remplies. Ces règles sont élaborées à partir d'une analyse empirique des données historiques et peuvent être calibrées avec des experts du domaine (cliniciens, gériatres, etc.). Parmi les règles envisagées dans ce travail, on peut citer :

- Règle 1 : si la moyenne des scores instantanés de la vitesse de marche sur les trois derniers mois est inférieure ou égale à -1 , la classification globale est rehaussée à un niveau d'alerte plus élevé, indépendamment des seuils statistiques.

- Règle 2 : si au moins deux indicateurs (par exemple, vitesse et transitions) présentent une dérive négative pendant deux mois consécutifs, une transition vers un état rouge est anticipée.
- Règle 3 : si les variations mensuelles sont stables mais que l'amplitude des fluctuations (écart-type local) augmente sur les trois derniers mois, une vigilance renforcée est activée.

Ces règles sont directement implémentables dans le pipeline d'analyse et peuvent être combinées ou pondérées pour une classification finale nuancée.

- **Intérêt scientifique et opérationnel**

L'intégration d'heuristiques dynamiques présente plusieurs avantages :

- Personnalisation de la détection : les règles peuvent être adaptées à un patient donné ou à un profil comportemental particulier, ce qui permet un suivi individualisé.
- Amélioration de la sensibilité : elles permettent de détecter des changements progressifs ou cumulatifs non capturés par les seuils fixes ou statistiques.
- Interopérabilité clinique : les règles peuvent être partagées, discutées et ajustées en collaboration avec des professionnels de santé, renforçant leur applicabilité dans un cadre pluridisciplinaire.

- **Limites et recommandations**

Malgré leur intérêt, les heuristiques dynamiques présentent certaines limitations :

- Complexité croissante : l'ajout de nombreuses règles peut nuire à la lisibilité du système et introduire des interactions imprévues.
- Besoin de validation empirique : chaque règle doit être testée sur des jeux de données indépendants pour garantir sa robustesse et éviter les sur ajustements.
- Moindre généralisation inter-individuelle : des règles pertinentes pour un patient donné peuvent s'avérer inadaptées pour d'autres profils, nécessitant une adaptation manuelle.

- **Application concrète**

Dans le cadre de ce travail, les heuristiques dynamiques ont été appliquées pour ajuster les scores globaux de mobilité. Par exemple, lorsqu'une baisse modérée mais soutenue de la vitesse de marche est observée sur trois mois consécutifs (score instantané ≤ -1), un reclassement en

zone orange est déclenché même si les seuils statistiques ne sont pas franchis. Cette règle illustre la capacité des heuristiques à prendre en compte des tendances latentes souvent sous-estimées dans les analyses purement statistiques.

En complément, d'autres règles ont été définies afin de renforcer la sensibilité du système, notamment :

- Détection multi-indicateurs : si la vitesse de marche et le nombre de transitions présentent simultanément une baisse supérieure à 10%, une alerte *rouge* est automatiquement générée.
- Stabilité apparente mais fluctuations accrues : lorsque la moyenne des scores reste stable mais que l'écart-type local augmente significativement sur trois mois, une vigilance renforcée est activée.
- Reprise fonctionnelle : si un score positif ($\geq +1$) est observé sur deux mois consécutifs après une période de déclin, le statut global peut être réévalué vers un niveau de risque inférieur (par exemple passage d'orange à vert, sous réserve de confirmation).

Ces règles, non exhaustives, sont évolutives et ont été calibrées en concertation avec les cliniciens du projet. Elles visent à équilibrer sensibilité et spécificité, tout en maintenant une logique interprétable et directement exploitable en contexte clinique.

- **Conclusion**

Les heuristiques dynamiques représentent une approche complémentaire aux méthodes statistiques traditionnelles. En intégrant des règles adaptatives, elles offrent une plus grande flexibilité dans la détection des variations significatives, tout en conservant une explicabilité forte, essentielle pour une intégration en pratique clinique. Combinées à des approches statistiques comme les quantiles ou les fenêtres glissantes, elles permettent de renforcer la robustesse et la pertinence des outils de suivi longitudinal de la mobilité.

- d. Conclusion sur les approches statistiques et heuristiques

Les trois approches présentées fenêtres glissantes, quantiles et heuristiques dynamiques offrent chacune des avantages spécifiques pour l'ajustement des seuils de détection dans l'analyse longitudinale des biomarqueurs de mobilité. L'approche par rolling window permet une adaptation en temps réel aux fluctuations récentes, l'approche par quantiles fournit une robustesse face aux valeurs extrêmes, tandis que les heuristiques dynamiques introduisent une personnalisation contextuelle basée sur l'interprétation clinique.

Cependant, aucune de ces méthodes n'est universellement optimale : les approches statistiques manquent parfois de finesse dans l'anticipation de tendances émergentes, tandis que les heuristiques peuvent souffrir d'un manque de généralisation.

e. **Vers une approche hybride : combiner adaptabilité et robustesse**

Dans le domaine du suivi longitudinal de la mobilité à domicile, la détection précoce des variations significatives représente un défi central. Les fluctuations naturelles du comportement, les effets contextuels (saisonnalité, pathologies temporaires, ajustements environnementaux) ou encore la variabilité interindividuelle rendent les seuils fixes peu pertinents à long terme. Les approches statistiques (rolling window, quantiles) permettent une adaptation partielle, tandis que les méthodes heuristiques ajoutent une dimension contextuelle. Néanmoins, chacune de ces approches présente des limites intrinsèques si elle est utilisée isolément.

- **Nécessité d'une intégration multimodale**

La littérature récente sur le monitoring comportemental et les biomarqueurs numériques souligne l'importance d'approches intégratives capables de combiner plusieurs sources d'information, à la fois quantitatives et qualitatives, pour améliorer la précision de détection et la pertinence clinique des alertes [162].

Les modèles purement statistiques sont puissants pour capter des changements globaux mais peuvent manquer de sensibilité aux micro-changements progressifs.

À l'inverse, les règles heuristiques contextualisées (par exemple, "baisse sur 3 mois consécutifs") sont plus sensibles aux dynamiques lentes, mais reposent souvent sur des paramètres empiriques, difficilement généralisables.

Ainsi, l'hybridation s'impose comme un levier méthodologique pour combler ce fossé, en combinant la rigueur des seuils statistiques à la flexibilité des règles décisionnelles adaptatives.

- **Construction d'un système hybride de classification**

L'approche hybride développée dans le projet CART-France s'inspire des principes de systèmes experts mixtes, fréquemment utilisés en ingénierie biomédicale et en épidémiologie computationnelle [162]. Elle repose sur deux couches de détection :

- **Analyse statistique de premier niveau**

Chaque indicateur (par exemple, vitesse de marche ou transitions) est soumis à une classification par seuil dynamique :

- Soit via l'écart à une moyenne glissante (rolling window).
- Soit par positionnement dans la distribution historique (quantiles). Cette étape permet de repérer les valeurs atypiques, en s'appuyant sur la structure globale des données.

- **Réévaluation heuristique adaptative**

Une seconde couche logique applique un ensemble de règles d'interprétation contextuelle, comme suit :

- « Si trois mois consécutifs présentent une baisse modérée (score -1) → reclasser en déclin rapide (score -2) »
- « Si deux indicateurs distincts affichent simultanément une baisse >10 % → déclencher un état rouge »
- « Si une hausse brutale survient après deux mois stables → maintien de l'état vert sous réserve de confirmation »

Cette approche permet d'introduire une dimension temporelle, une cohérence inter-indicateurs, ainsi qu'un ajustement décisionnel tenant compte du contexte clinique et du profil de la personne suivie.

- **Bénéfices scientifiques et cliniques**

L'approche hybride présente des avantages scientifiques majeurs :

- Réduction des biais liés à une seule méthode : la combinaison permet de corriger les erreurs typiques (faux positifs par seuil rigide, faux négatifs par heuristique insuffisante).
- Augmentation de la robustesse temporelle : en croisant dynamique glissante et tendance historique, le système capte à la fois les ruptures et les dérives lentes.
- Renforcement de l'interprétabilité : chaque alerte peut être tracée à une règle précise (statistique ou logique), facilitant la compréhension clinique et l'intégration dans les dossiers patients.
- Adaptabilité aux profils individuels : des paramètres ajustables permettent de calibrer les règles pour différents types de patients (fragiles, actifs, en rééducation...).

f. Évaluation du potentiel des marqueurs de mobilité pour le suivi fonctionnel

L'ensemble des approches présentées dans cette section met en évidence la richesse méthodologique mobilisable pour détecter, suivre et anticiper les fluctuations de la mobilité quotidienne à domicile. Grâce à la combinaison d'indicateurs bruts (vitesse de marche, transitions inter-pièces), de scores d'évolution (instantanés et cumulés), et de stratégies de classification dynamiques (statistiques, heuristiques et hybrides), il devient possible de concevoir un biomarqueur numérique de mobilité potentiellement sensible, robuste et cliniquement interprétable.

Il convient toutefois de préciser que cette évaluation reste pour l'instant essentiellement méthodologique. La pertinence clinique de ces biomarqueurs numériques sera analysée dans un second temps, à travers une comparaison systématique avec les questionnaires standardisés et les mesures cliniques, présentée dans le chapitre 5. À ce stade, les conclusions doivent donc être considérées comme exploratoires et nécessitant confirmation par validation croisée avec les données cliniques.

Dans cette perspective, les indicateurs de mobilité décrits constituent une première étape vers la construction d'un biomarqueur numérique exploitable. Néanmoins, la mobilité seule ne suffit pas à capturer toute la complexité du vieillissement à domicile. D'autres dimensions, notamment les habitudes alimentaires, jouent un rôle clé dans la prévention de la fragilité et la détection précoce de la dénutrition. C'est pourquoi la section suivante s'attache à décrire la construction d'un biomarqueur numérique de nutrition, basé sur l'analyse automatique des

activités alimentaires, afin d'aboutir à un modèle intégré, multi-comportemental, plus représentatif de l'état de santé global d'une personne âgée à domicile.

3.2. Détection et caractérisation des activités alimentaires

Avant d'aborder cette dimension, il convient de rappeler que le dispositif CART-France prévoyait initialement l'intégration d'une balance connectée afin de relier la mobilité aux variations pondérales. Cette fonctionnalité n'a pas été exploitée dans les analyses présentées ici, l'accent ayant été mis sur les capteurs environnementaux (PIR, capteurs de contact, capteurs de ligne), plus adaptés à un suivi longitudinal passif et non intrusif.

Dans la continuité de cette approche, cette section s'intéresse à la détection et à la caractérisation des activités alimentaires (repas, collations) à partir des signaux des capteurs. L'objectif est de modéliser la régularité, la fréquence et la durée des prises alimentaires, afin de construire un biomarqueur numérique fiable du comportement nutritionnel, complémentaire à celui de la mobilité.

3.2.1. Détection des activités alimentaires

Afin d'identifier les activités alimentaires à partir des données temporelles, un algorithme basé sur les transitions entre zones alimentaires a été mis en œuvre [163]. La figure 25 ci-dessous illustre cette logique :

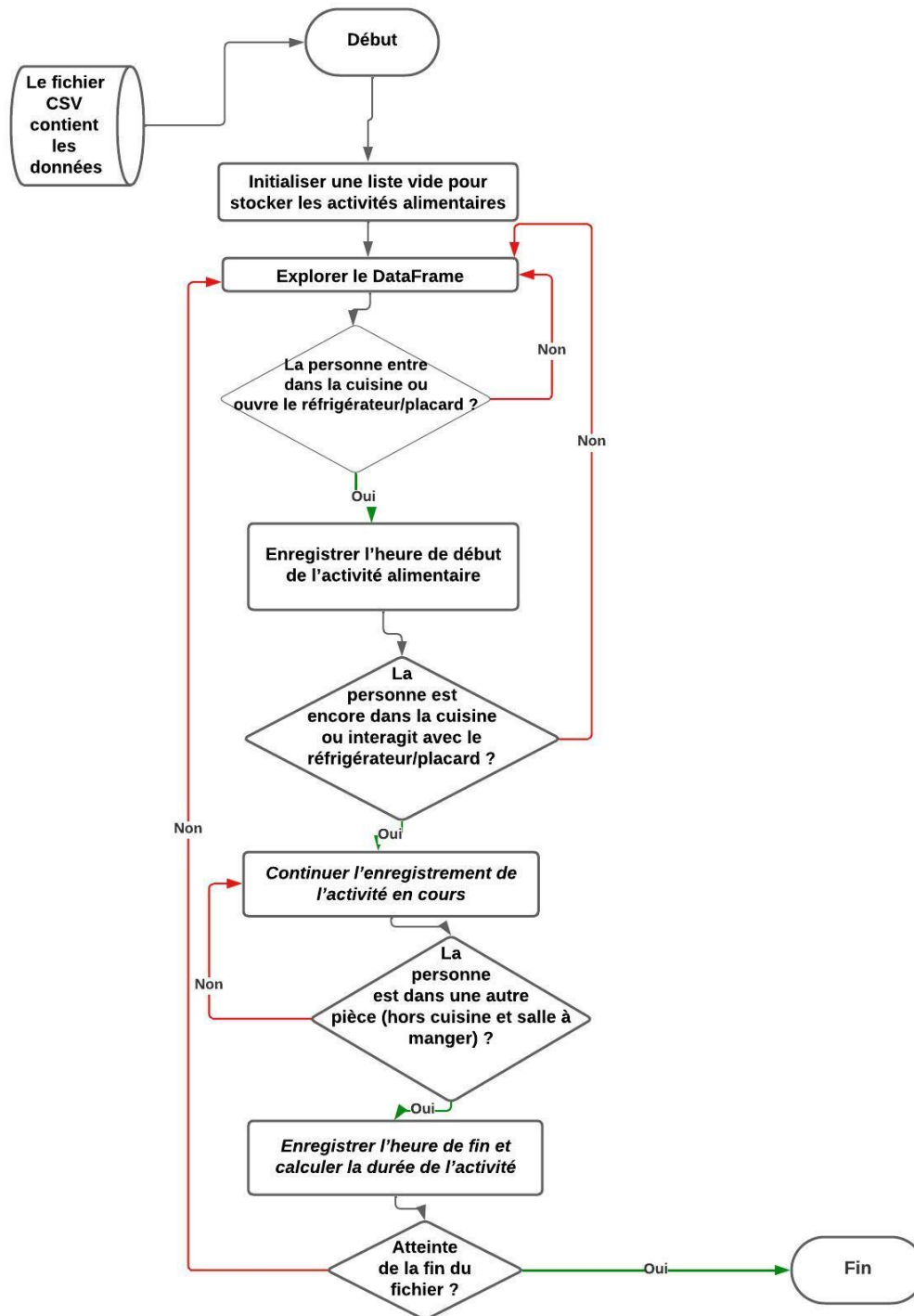


Figure 25. Organigramme de l'algorithme de détection des activités alimentaires.

Cette stratégie repose sur une logique contextuelle : l'activité alimentaire débute lorsque la personne entre en cuisine ou interagit avec des zones de stockage alimentaire (placard ou réfrigérateur), se poursuit tant qu'une combinaison est observée entre la cuisine et ces zones de stockage, ou la salle à manger, et se termine dès que la personne quitte ces zones pour se rendre

dans une autre pièce du domicile. Cette règle permet d'identifier uniquement les séquences cohérentes avec un comportement alimentaire.

Les seuils temporels (5 min – 3 h) ont été validés par des diététiciennes cliniciennes partenaires du projet.

a. Utilisation de l'apprentissage automatique

Les méthodes d'apprentissage automatique, qu'elles soient supervisées ou non supervisées, jouent un rôle essentiel dans l'analyse des grands volumes de données issus des capteurs installés à domicile [164]. Elles permettent d'automatiser la détection de régularités, de motifs cachés ou de tendances latentes qui ne seraient pas immédiatement perceptibles à l'œil humain. Le recours à ces techniques offre une approche robuste, évolutive et personnalisable pour analyser les habitudes alimentaires et ajuster dynamiquement les indicateurs de suivi nutritionnel.

Dans un contexte de suivi à domicile, l'analyse des habitudes alimentaires repose souvent sur des données non annotées, issues de capteurs passifs. Contrairement aux environnements cliniques contrôlés, il n'existe pas de référence standard (ou *ground truth*) décrivant explicitement ce qui constitue un repas, une collation, ou une simple présence en cuisine. Cela rend l'utilisation de méthodes supervisées difficile, voire inadaptée sans intervention humaine laborieuse pour l'étiquetage.

L'apprentissage non supervisé permet précisément de pallier cette contrainte [165]. Ces techniques explorent la structure intrinsèque des données afin de regrouper des observations similaires, sans avoir besoin de catégories préétablies. Ce paradigme est donc particulièrement adapté pour :

- Découvrir des motifs latents dans les données de durée ou de séquence des activités alimentaires ;
- S'adapter aux comportements individuels : chaque personne présente des routines alimentaires propres, et le non supervisé peut s'ajuster dynamiquement sans présupposer une norme universelle ;
- Mettre en évidence des sous-groupes comportementaux (ex. repas rapides vs. longs, routines irrégulières, etc.) invisibles par des méthodes descriptives classiques.

En résumé, l'apprentissage non supervisé est un outil clé dans le contexte de la e-santé à domicile, car il permet d'inférer automatiquement des modèles de comportement personnalisés à partir de signaux bruts, tout en assurant une évolutivité à grande échelle, sans dépendre de labels manuels ou de critères cliniques a priori. Dans ce cadre, plusieurs approches non supervisées ont été appliquées.

- **Modèle de mélange gaussien (GMM)**

Le GMM (Gaussian Mixture Model) permet de modéliser la distribution des durées des activités alimentaires en supposant que les données proviennent de plusieurs sous-populations gaussiennes [166]. L'apprentissage du modèle est réalisé à l'aide de l'algorithme Expectation-Maximization (EM), en maximisant la log-vraisemblance suivante :

$$\log L(\theta) = \sum_{i=1}^N \log \dots \dots \dots (8)$$

où π_k est le poids de la composante k , μ_k et Σ_k sont les paramètres de moyenne et de covariance de la k -ième gaussienne.

Le pseudo-code correspondant est le suivant :

ALGORITHME : Classification probabiliste des activités alimentaires

ENTRÉE :

- Liste des activités alimentaires (avec durée en minutes)

ÉTAPES :

1. Initialiser un modèle GMM à 2 composantes (n_components = 2)

2. Ajuster le modèle sur les durées des activités (durée en minutes)

3. Prédire la probabilité d'appartenance de chaque activité à chaque composante

4. Identifier la composante correspondant aux repas (celle avec la moyenne de durée la plus élevée)

5. Étiqueter chaque activité comme :

- "Repas" si elle appartient à la composante longue

- "Collation" si elle appartient à la composante courte

SORTIE :

- Liste des activités étiquetées (Repas ou Collation)

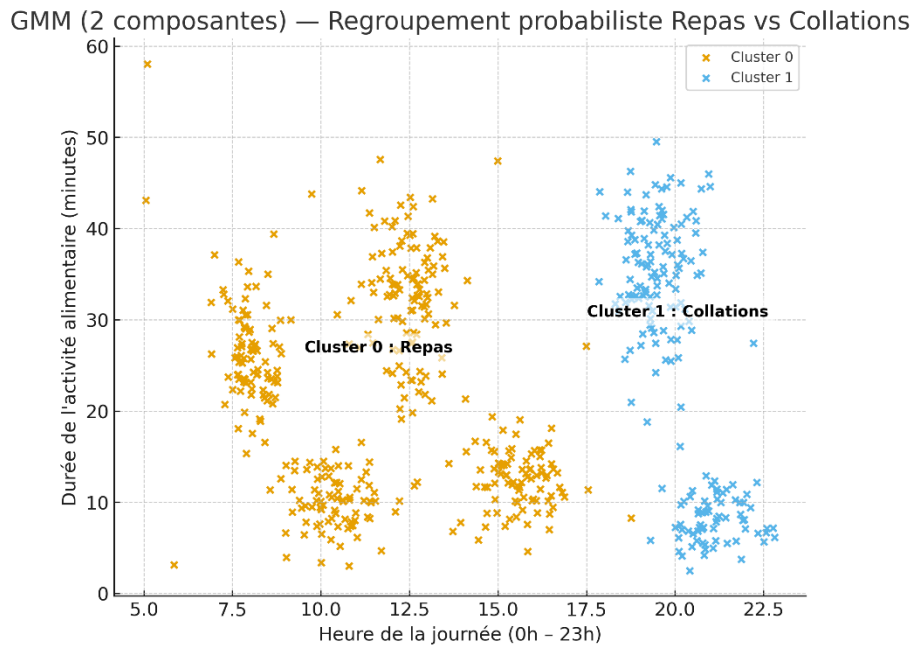


Figure 26. Illustration du regroupement des activités alimentaires selon la durée et l'heure de la journée(GMM).

Bien que le modèle de mélange gaussien (GMM) offre une approche probabiliste flexible pour distinguer les repas des collations comme la figure 26 illustre, il peut être utile de compléter cette analyse par une méthode de classification plus directe et géométrique. C'est dans cette optique que l'algorithme des K-moyennes (K-Means) est introduit.

- **K-Means Clustering**

L'algorithme des K-moyennes (K-Means) partitionne les données en K groupes, en minimisant la variance intra-cluster selon la fonction objectif suivante :

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in C_k} \|x_i - (\mu_k)\|^2 \dots \dots \dots (9)$$

où C_k représente les points appartenant au cluster k et μ_k est le centroïde de ce cluster.

Cette méthode, fondée sur une logique géométrique, est particulièrement adaptée pour une première segmentation des comportements alimentaires [167]. Elle permet d'identifier plusieurs catégories distinctes (par exemple : repas courts, moyens et longs) et d'en faciliter la visualisation. Grâce à sa simplicité d'implémentation et à son efficacité, le K-Means constitue un bon complément au GMM, notamment pour des données homogènes.

Le pseudo-code correspondant est le suivant :

ALGORITHME : Segmentation des activités alimentaires par K-Means**ENTRÉE :**

- Liste des durées des activités alimentaires

ÉTAPES :

1. Définir le nombre de clusters K (ex. $K = 2$ ou 3 selon l'analyse)

2. Initialiser K centroïdes aléatoirement

3. Répéter jusqu'à convergence :

a. Affecter chaque activité au cluster le plus proche (selon la distance euclidienne)

b. Recalculer les centroïdes comme moyenne des points de chaque cluster

4. Étiqueter les clusters selon leur moyenne :

- Le cluster avec la durée la plus longue est identifié comme "Repas"

- Les autres comme "Collation" ou autre catégorie

SORTIE :

- Liste des activités classées selon leur cluster

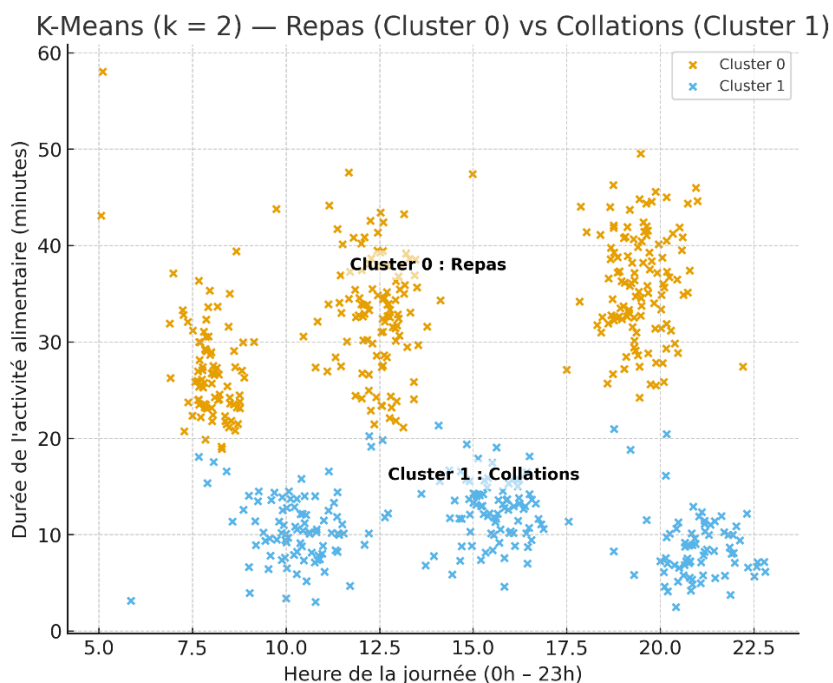


Figure 27. Illustration du regroupement des activités alimentaires selon la durée et l'heure de la journée.(K-means).

Cependant, le K-Means comme la figure 27 illustre, ne fournit pas de score probabiliste d'appartenance, et suppose des clusters sphériques et de taille comparable, ce qui peut en limiter l'utilisation pour des distributions plus complexes ou asymétriques.

Afin de surmonter ces limites et de prendre en compte des structures de données plus irrégulières ou bruitées, nous explorons également l'algorithme DBSCAN, une méthode de clustering fondée sur la densité.

- **DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)**

Pour traiter des structures de données plus complexes, bruyantes ou présentant une densité variable, l'algorithme DBSCAN constitue une alternative intéressante [168]. Contrairement à GMM ou K-Means, DBSCAN ne nécessite pas de définir le nombre de clusters à l'avance et permet d'identifier les points aberrants (ou *bruit*).

Son principe repose sur deux paramètres :

- ϵ : rayon de voisinage autour d'un point,
- Min Pts: nombre minimal de points dans le voisinage pour former un cluster.

Un point est alors classifié selon trois catégories :

- Point central (core point) : possède au moins Min Pts voisins dans un rayon ϵ .
- Point frontalier (border point) : situé à proximité d'un point central mais ne possédant pas suffisamment de voisins.
- Point bruité (noise point) : n'appartient à aucun cluster car trop éloigné des autres points.

DBSCAN construit les clusters en connectant les core points proches comme la figure 28 illustre, ce qui permet de détecter des formes arbitraires de regroupements, y compris en présence de bruit.

L'algorithme s'exprime formellement ainsi :

ALGORITHME : Clustering des activités alimentaires par densité (DBSCAN)**ENTRÉE :**

- Liste des activités alimentaires (avec durée)

ÉTAPES :

1. Définir les paramètres ϵ et MinPts

2. Pour chaque point :

- Identifier ses voisins dans le rayon ϵ

- S'il est un core point, créer un cluster ou l'ajouter à un cluster existant

- Marquer les points trop isolés comme bruit

SORTIE :

- Liste des clusters d'activités (repas / collations / bruit)

Ce fonctionnement confère à DBSCAN une grande souplesse pour identifier des formes de clusters irréguliers, souvent présentes dans les données réelles. Toutefois, le choix judicieux de ϵ et Min Pts est essentiel pour garantir la qualité de la segmentation. Des techniques telles que la méthode du coude sur la courbe des distances k-plus proches peuvent aider à déterminer ces paramètres. DBSCAN s'avère particulièrement utile lorsqu'on souhaite :

- Identifier des comportements rares (ex. prises alimentaires inhabituelles).
- Détecter les individus présentant des routines extrêmes ou erratiques.
- Compléter l'analyse faite par des méthodes paramétriques comme GMM.

DBSCAN ($\epsilon = 0.45$, $\text{min_samples} = 9$) — Regroupement Repas (Cluster 0) vs Collations (Cluster 1)

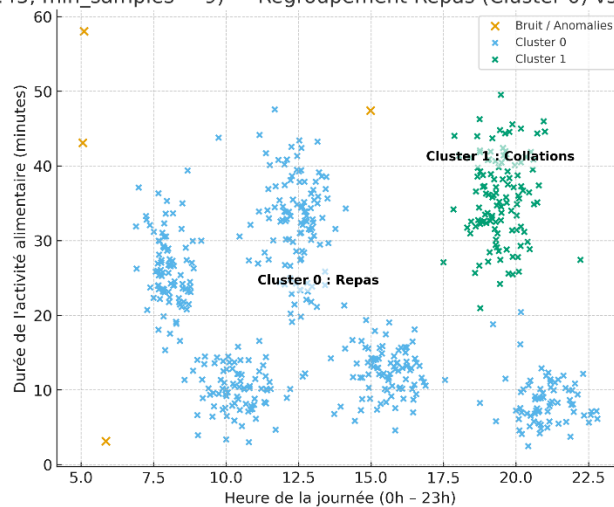


Figure 28. Illustration du regroupement des activités alimentaires selon la durée et l'heure de la journée (DBSCAN).

Suite à une étude comparative préalable des performances de divers algorithmes non supervisés sur des données similaires, nous avons retenu les modèles GMM et K-Means pour leur complémentarité et leur pertinence dans la caractérisation des comportements alimentaires [163]. À partir de cette base, une table de décision nutritionnelle a été élaborée, en s'appuyant sur des règles cliniques issues du MNA (Mini Nutritional Assessment) et des standards issus de la littérature pour construire un score nutritionnel hebdomadaire.

La méthodologie détaillée de cette table de décision ainsi que son intégration dans le pipeline nutritionnel seront présentées dans le chapitre suivant.

3.2.2. Construction du score nutritionnel

Le score nutritionnel a été conçu comme un indicateur mensuel intégré du comportement alimentaire, destiné à une interprétation clinique longitudinale. Il repose sur l'analyse automatique des activités alimentaires classées en repas ou collations, issues de capteurs installés au domicile. Ce score n'est toutefois pas le seul indicateur exploité : d'autres dimensions, telles que la fréquence des prises alimentaires, leur durée moyenne et leur répartition temporelle au cours de la journée, sont également calculées. L'ensemble de ces indicateurs complémentaires contribue à une évaluation plus fine du profil nutritionnel des participants et à la construction du score global.

a. Prétraitement et critère de validité mensuelle

Les données alimentaires (détectées, horodatées et classées) sont regroupées par mois calendaire.

Afin d'assurer la fiabilité et la pertinence des résultats, seuls les mois contenant au moins 28 jours valides d'observation sont retenus pour le calcul.

Un jour est dit valide s'il comporte au moins une activité alimentaire détectée (repas ou collation). Cette exigence s'appuie sur les recommandations des médecins collaborateurs du projet, pour garantir une représentativité minimale du comportement nutritionnel sur le mois.

b. Calcul des sous-scores nutritionnels mensuels

Pour chaque mois valide, cinq sous-scores sont calculés à partir des données quotidiennes, puis moyennés sur les 28 jours ou plus :

- S_{repas} : Moyenne du nombre de repas par jour
 - o $\geq 2 \rightarrow 100$

- entre 1.5 et 1.99 → 66
- < 1.5 → 33
- **S_{durée}** : Durée moyenne des repas
 - ≥ 20 min → 100
 - Entre 10 et 19 min → interpolation linéaire
 - < 10 min → 33
- **S_{variété}** : Nombre moyen de tranches horaires couvertes (matin, midi, après-midi, soir)
 - 4 → 100 ; 3 → 75 ; 2 → 50 ; 1 → 25
- **S_{collation}** : Nombre moyen de collations par semaine
 - ≥ 7 → 100 ; 3–6 → 66 ; < 3 → 33
- **S_{qualité}** : Proportion de jours contenant au moins deux tranches horaires avec ≥ 30 minutes cumulées d'activité alimentaire
 - Score binaire journalier (1 ou 0), transformé en pourcentage mensuel

Chaque sous-score est calculé sur l'ensemble des jours valides du mois, puis stocké dans un dictionnaire :

{S_{repas}, S_{durée}, S_{variété}, S_{collation}, S_{qualité}}

c. Score nutritionnel global et classification

Le score nutritionnel global du mois, noté S_{nutrition}, est défini comme la moyenne arithmétique simple des cinq sous-scores :

$$S_{nutrition} = \frac{S_{repas} + S_{durée} + S_{variété} + S_{collation} + S_{qualité}}{5} \dots\dots\dots(10)$$

Une classification clinique est ensuite appliquée :

- $S_{nutrition} \geq 75 \rightarrow$ Normal (Vert)
- $50 \leq S_{nutrition} < 75 \rightarrow$ Fragilité potentielle (Orange)
- $S_{nutrition} < 50 \rightarrow$ Risque de dénutrition (Rouge)

Le fonctionnement de l'algorithme est formalisé ci-dessous pour en faciliter la compréhension et la reproductibilité :

ALGORITHME : Calcul mensuel du score nutritionnel

ENTRÉE :

- Données alimentaires horodatées, classées en repas ou collations

TRAITEMENT :

1. Pour chaque mois M :

a. Sélectionner tous les jours du mois M avec au moins une activité alimentaire

b. Si nombre de jours valides < 28 :

→ Exclure le mois (aucun score calculé)

c. Sinon :

i. Calculer S_{repas} :

- Moyenne du nombre de repas par jour

- Appliquer les seuils : $\geq 2 \rightarrow 100$; $1.5-1.99 \rightarrow 66$; $< 1.5 \rightarrow 33$

ii. Calculer S_{duree} :

- Moyenne des durées de repas

- ≥ 20 min $\rightarrow 100$; 10–19 min \rightarrow interpolation linéaire ; < 10 min $\rightarrow 33$

iii. Calculer S_{variete} :

- Nombre moyen de tranches horaires couvertes (matin, midi, après-midi, soir)

- 4 $\rightarrow 100$; 3 $\rightarrow 75$; 2 $\rightarrow 50$; 1 $\rightarrow 25$

iv. Calculer $S_{\text{collation}}$:

- Moyenne hebdomadaire des collations

- $\geq 7 \rightarrow 100$; 3–6 $\rightarrow 66$; $< 3 \rightarrow 33$

v. Calculer S_{qualite} :

- Jours avec ≥ 2 tranches horaires contenant ≥ 30 min d'activité

- Calculer pourcentage sur les jours valides

vi. Calculer $S_{\text{nutrition}}$:

- Moyenne des cinq sous-scores

vii. Appliquer classification :

- $S_{\text{nutrition}} \geq 75 \rightarrow$ Vert (Normal)

- $50 \leq S_{\text{nutrition}} < 75 \rightarrow$ Orange (Fragilité potentielle)

- $S_{\text{nutrition}} < 50 \rightarrow$ Rouge (Risque de dénutrition)

2. Stocker les résultats dans un tableau final mensuel

SORTIE :

- Tableau avec : Mois, S_{repas} , S_{duree} , S_{variete} , $S_{\text{collation}}$, S_{qualite} , $S_{\text{nutrition}}$, Classification

Ce score nutritionnel mensuel constitue un biomarqueur numérique longitudinal, conçu pour :

- Détecter précocement une évolution vers la dénutrition.

- Documenter les changements dans les habitudes alimentaires.
- Et compléter les outils cliniques conventionnels tels que le Mini Nutritional Assessment (MNA).

Son format mensuel et sa condition de validité (≥ 28 jours) répondent aux exigences des professionnels de santé impliqués dans le projet, afin de garantir une interprétation fiable et exploitable en contexte clinique réel. Toutefois, le calcul d'indicateurs, aussi robustes soient-ils, ne suffit pas : pour être cliniquement utiles, ces résultats doivent être restitués sous une forme lisible, interactive et directement exploitable par les praticiens. C'est dans cette optique qu'a été conçu un tableau de bord numérique dédié, permettant de transformer les biomarqueurs issus des capteurs en outils d'aide à la décision clinique.

4. Développement d'un outil de visualisation clinique : l'application web intégrée

Cette section présente le développement d'un outil numérique central de cette thèse : une application web interactive destinée aux professionnels de santé. Conçue comme une interface de visualisation et d'interprétation des biomarqueurs numériques calculés à domicile, cette application permet également le croisement avec des événements médicaux déclarés, offrant ainsi une lecture enrichie du contexte clinique.

Ce tableau de bord a été développé dans le cadre d'un projet de fin d'études de Licence 3 en informatique, réalisé au LAAS-CNRS au sein de notre équipe S4M, sous notre encadrement direct. Il repose sur une architecture web moderne, compatible avec les exigences des cliniciens en matière d'accessibilité, d'intuitivité et de lisibilité des résultats.

L'application prend en charge plusieurs types de données issues des capteurs installés dans les logements (vitesse de marche, transitions, repas, collations, etc.) et les restitue sous forme de visualisations mensuelles, avec un système de scores et de classifications couleur (Vert, Orange, Rouge), permettant d'identifier rapidement les situations normales, de fragilité potentielle ou de dénutrition/déclin.

Le système développé inclut :

- Un module d'authentification sécurisée selon le profil (médecin, soignant, administrateur).
- Une interface de téléversement de dossiers patients.

- Un moteur de traitement automatique des données.
- Une visualisation structurée des résultats : scores cumulés, évolution mensuelle des états de mobilité et de nutrition, alertes.
- Une fonctionnalité d'export des résultats et de rédaction de rapports cliniques.

L'objectif final de cette application est de faciliter la création d'un biomarqueur composite contextualisé, intégrant simultanément :

- Les biomarqueurs de mobilité (vitesse, transitions, scores).
- Les biomarqueurs nutritionnels (repas, durée, fréquence).
- Et les événements médicaux documentés (douleur, hospitalisation, etc.).

Cet outil opérationnel s'inscrit dans une logique de médecine préventive augmentée, visant à anticiper les risques de dénutrition ou de perte d'autonomie en s'appuyant sur des données objectives, continues et interprétables. Une attention particulière a été portée à la sécurisation des accès, à la pseudonymisation des données, et à la limitation des informations visibles selon le profil utilisateur, garantissant ainsi une utilisation éthique et sécurisée de l'outil en contexte médical.

4.1. Architecture technique et environnement de développement

Le système repose sur une architecture modulaire présentée dans la Figure 29. Cette architecture intègre plusieurs composantes fonctionnelles et techniques articulées autour de trois grands axes :

1. Sources de données : Les données proviennent de capteurs déployés au domicile des patients et répartis en deux grandes catégories :
 - Capteurs de mobilité : vitesse de marche et transitions entre pièces.
 - Capteurs de nutrition : détection des activités alimentaires et mesure de la durée des repas.

Ces données sont automatiquement transmises au serveur via le pipeline CART-France, interfacé avec l'infrastructure ORCATECH pour assurer la continuité du flux. Une alimentation manuelle des bases n'est donc pas nécessaire, sauf en cas d'opérations de maintenance ou de correction ponctuelle.

2. Traitement centralisé : Les données collectées sont transmises à un serveur backend, implémenté avec Flask, qui exécute plusieurs fonctions clés :

- /predire : endpoint dédié à l'inférence des scores à partir des modèles de clustering non supervisés.
- /retour : réception des retours cliniques via formulaire sécurisé. Des perspectives d'interopérabilité avec Mon espace santé sont envisagées, mais ne sont pas encore opérationnelles.
- /chi2 : Les fondements méthodologiques et l'évaluation détaillée de cette étape sont présentés dans le chapitre 5, cette section se limitant à son intégration fonctionnelle dans la plateforme [169].

Ces modules sont conçus pour évoluer vers un système de classification supervisée si suffisamment de retours cliniques sont accumulés.

3. Stockage et interface utilisateur :

- Les résultats (scores, prédictions, retours) sont stockés dans une base de données centralisée.
- L'interface utilisateur, développée avec React, interroge cette base pour afficher les scores mensuels de mobilité et de nutrition ainsi que les classifications associées (Vert, Orange, Rouge). Elle permet également la saisie des retours cliniques et l'exportation des bilans.

Cette architecture garantit une séparation claire entre collecte, traitement, visualisation et rétroaction clinique, tout en assurant la traçabilité et la sécurité des données manipulées.

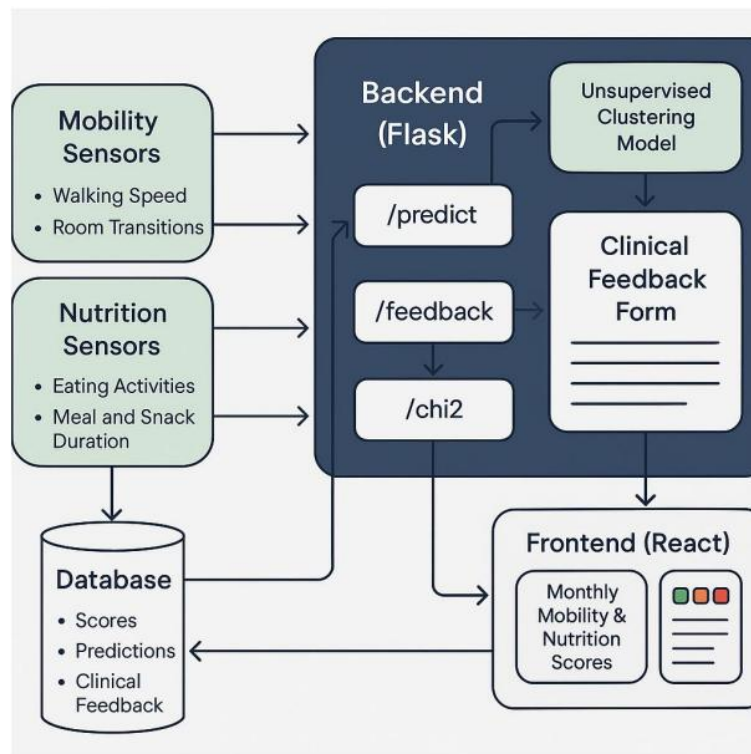


Figure 29. Architecture du système de prévention.

La conception du système s'est appuyée sur un diagramme de cas d'usage (voir figure30), représentant les interactions clés entre les différents profils utilisateurs (médecin, soignant, administrateur) et les fonctionnalités principales de l'application : connexion, téléversement de dossiers patients, génération de rapports, export PDF, affichage des tableaux de bord, gestion des utilisateurs et stockage des données.

Dans ce diagramme, chaque acteur est associé aux actions qu'il peut initier :

- Le médecin et le soignant peuvent se connecter, téléverser les dossiers des patients, générer un rapport, l'exporter au format PDF et consulter les tableaux de bord associés.
- L'administrateur a un rôle spécifique de gestion des utilisateurs.
- Les cas d'usage incluent également des interactions système, notamment avec les composants base de données et Tableau de bord, afin d'assurer la mise à jour des graphiques et le stockage sécurisé des données.
- Certaines fonctionnalités, comme "Rédiger rapport" ou "Mettre à jour graphiques", sont encapsulées via les relations « include » ou « extend », indiquant des dépendances fonctionnelles internes à l'architecture.

Ce diagramme a servi de base pour structurer l'ensemble des modules fonctionnels du système, en assurant une couverture complète des besoins utilisateurs dans un cadre sécurisé et conforme aux exigences cliniques.

L'application web repose sur un environnement de développement modulaire et robuste :

- **Langages** : HTML, CSS, JavaScript (frontend), Python (backend)
- **Frameworks** : React pour l'interface utilisateur, Flask ou FastAPI pour le backend

- **Stockage temporaire** : sessionStorage pour éviter les re-calculs
- **Organisation** : selon le modèle MVC (Modèle-Vue-Contrôleur)

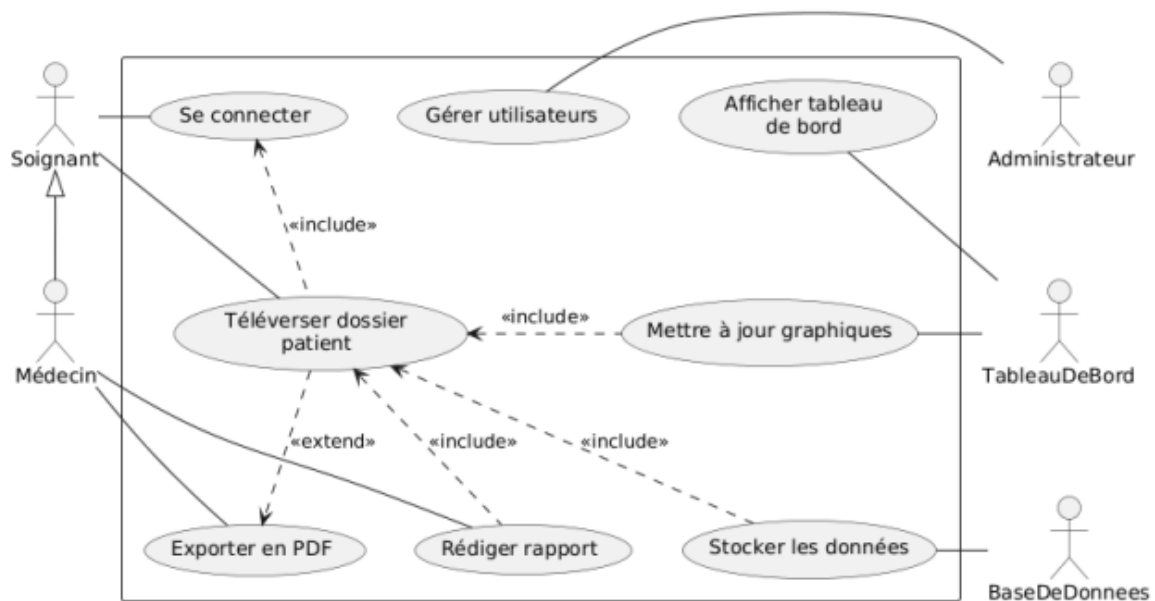


Figure 30. Diagramme de cas d'utilisation.

4.2. Fonctionnalités principales

Avant le téléversement d'un dossier patient, l'interface principale s'affiche dans un état d'attente, comme illustré en Figure 30. Cet état "pré-téléversement" permet à l'utilisateur de visualiser une structure vide du tableau de bord, dans laquelle toutes les tuiles indicatrices (vitesse de marche, transitions, durée des repas, fréquence alimentaire, etc.) sont inactives et marquées comme "non disponibles".

L'interface utilisateur propose également un menu latéral riche et structuré :

- La section "Équipe" donne accès à la gestion des membres (ajout d'utilisateurs, contact, liste des patients).
- La section "Pages" regroupe les fonctionnalités de création de comptes, calendrier de suivi et une FAQ intégrée.
- La section "Graphs" donne accès aux différents types de visualisation (histogrammes, graphes linéaires, scores synthétiques).

Cette organisation en panneaux latéraux et tuiles centrales garantit une navigation fluide et hiérarchisée, assurant à la fois l'accessibilité pour les profils non techniques et la richesse fonctionnelle pour les utilisateurs avancés.

Le tableau de bord présente également une bannière de synthèse contenant des informations clés telles que :

- Le code d'identification du logement suivi (HOMEID).
- Le nombre de jours valides de données.
- L'état actuel de la mobilité et de la nutrition (indiqués comme N/A tant que les fichiers ne sont pas téléversés).

Deux boutons d'action situés en haut à droite permettent de téléverser un dossier patient ou de rédiger un rapport clinique.

Cette interface a pour objectif de guider le professionnel dans la procédure à suivre : il est invité à cliquer sur "TÉLÉVERSER DOSSIER PATIENT" pour initier le chargement des données. Cette étape est nécessaire pour activer les modules d'analyse et permettre la visualisation des biomarqueurs numériques.

La conception de cette vue préliminaire permet également d'assurer une vérification visuelle du bon déroulement de la chaîne de traitement, et d'alerter l'utilisateur en cas d'absence ou d'incohérence de données. Une fois les fichiers traités, les tuiles et les graphiques correspondants sont automatiquement mis à jour pour refléter les scores calculés.

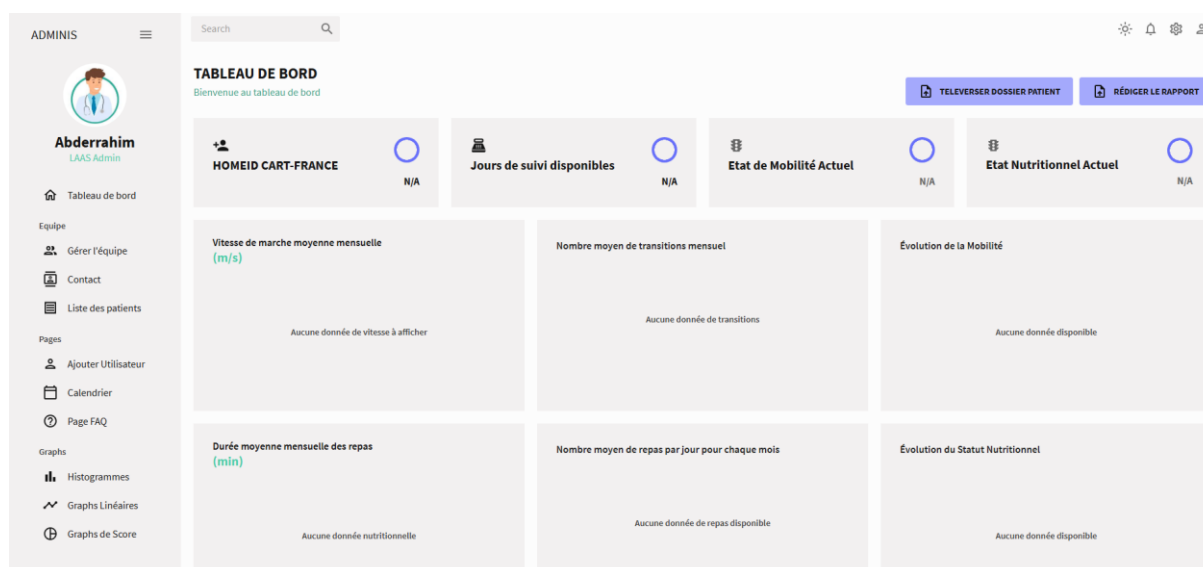


Figure 31. Interface principale en mode pré-téléversement avec menu latéral étendu et options de navigation.

5. Conclusion

Ce chapitre a présenté la chaîne complète de traitement que nous avons développée pour extraire, analyser et valoriser des biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition, deux dimensions complémentaires du vieillissement fonctionnel.

À partir de capteurs environnementaux installés au domicile des participants dans le cadre de l'étude CART-France, nous avons conçu et implémenté des algorithmes capables de transformer des indicateurs bruts (vitesse de marche, transitions, activités alimentaires) en scores interprétables et calibrés sur des seuils cliniquement pertinents.

Le traitement algorithmique mis en œuvre repose sur une modélisation mathématique rigoureuse, intégrant le calcul d'écart mensuels, la classification directionnelle, des approches de clustering non supervisées, ainsi que la construction de scores synthétiques indépendants pour la mobilité et la nutrition.

La fusion des deux biomarqueurs intervient dans une étape ultérieure du pipeline : les scores individuels (S_{mob} et S_{nut}) sont combinés au moyen d'une pondération dynamique, afin de produire un indice global de santé fonctionnelle. Cette intégration a pour but de refléter la complémentarité entre les comportements moteurs et alimentaires, et d'offrir une représentation plus complète des trajectoires de vieillissement.

Nous avons également développé une application web interactive destinée aux professionnels de santé, permettant de visualiser les scores mensuels classifiés (Vert = normal, Orange =

fragilité potentielle, Rouge = alerte) et de les contextualiser avec les événements médicaux déclarés (douleurs, visites, chutes, etc.). Cette interface renforce la dimension translationnelle et la pertinence clinique des biomarqueurs numériques.

Ainsi, nous avons posé les bases méthodologiques et techniques d'un biomarqueur numérique intégré, combinant mobilité et nutrition, dans la perspective d'une médecine préventive, personnalisée et contextualisée.

Le chapitre suivant est consacré à l'évaluation comparative des approches algorithmiques développées. Il s'attache à analyser leurs performances et leur robustesse sur des données réelles issues de la cohorte CART-France, afin de justifier les choix méthodologiques retenus pour la validation clinique présentée au chapitre 5.

Chapitre 4. Analyse comparative et validation technique des approches algorithmiques

1. Introduction

Le chapitre 4 est consacré à l'analyse technique et à la validation des algorithmes implémentés dans le pipeline CART-France. Après avoir défini, au chapitre précédent, la chaîne de traitement complète et les approches méthodologiques mobilisées pour la construction des biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition, il s'agit ici d'évaluer leur performance et leur pertinence sur des données réelles issues de la cohorte instrumentée.

Cette étape intermédiaire vise à comparer de manière systématique les différentes approches algorithmiques statistiques, heuristiques et hybrides afin d'identifier celles qui présentent le meilleur compromis entre robustesse, sensibilité aux variations comportementales et potentiel d'interprétation clinique. L'évaluation est réalisée dans un premier temps sur un jeu de données restreint et contrôlé, permettant de mettre en évidence les atouts et limites de chaque méthode avant leur déploiement à plus large échelle.

L'objectif final est de justifier les choix méthodologiques retenus en vue de l'évaluation clinique qui sera conduite au chapitre 5, sur des données longitudinales couvrant plusieurs participants et profils hétérogènes. Ce chapitre constitue ainsi une étape de validation technique indispensable, garantissant que les biomarqueurs numériques proposés reposent sur des fondations méthodologiques solides et scientifiquement reproductibles.

2. Jeu de données et protocole expérimental

L'évaluation présentée dans ce chapitre s'appuie sur des données collectées dans un logement instrumenté dans le cadre de CART-France. Les capteurs environnementaux passifs installés (capteurs PIR, capteurs de contact et ligne de marche) permettent de caractériser les comportements quotidiens en termes de mobilité (transitions inter-pièces, vitesse de marche) et de nutrition (fréquence et durée des activités alimentaires).

Afin de garantir une première validation méthodologique, un jeu de données unique a été retenu. Celui-ci correspond à une observation longitudinale continue, offrant une qualité d'enregistrement satisfaisante et une diversité suffisante d'événements détectés. Ce choix permet d'assurer un contrôle rigoureux des conditions expérimentales et d'éviter les biais liés à l'hétérogénéité interindividuelle.

Trois critères principaux ont guidé la sélection de ce jeu de données :

1. Fiabilité technique : absence prolongée de pannes ou d'interruptions.
2. Complétude temporelle : couverture de plusieurs mois consécutifs.
3. Richesse comportementale : occurrence suffisante de transitions, passages sur la ligne de marche et activités alimentaires.

L'instrumentation déployée est illustrée par les figures 32 et 33 et synthétisée dans le tableau 11.

Tableau 11. Caractéristiques du dispositif expérimental et des données collectées.

Dimension	Description	Illustration
Cuisine	• 1 capteur PIR fixé au mur pour détecter la présence et les mouvements. • 2 capteurs de contact magnétique : 1 sur le réfrigérateur et 1 sur le placard alimentaire. Ces capteurs permettent d'identifier les épisodes alimentaires (repas et collations).	Figure 32
Salle de bain	• 1 capteur PIR fixé au mur pour détecter les passages et la présence dans la pièce.	–
Entrée	• 1 capteur de contact magnétique placé sur la porte d'entrée, utilisé pour identifier les sorties et retours au domicile.	–
Couloir (ligne de marche)	• 4 capteurs PIR disposés en ligne (espacement 61 cm), permettant de mesurer le temps de parcours sur une distance fixe de 1,83 m pour estimer la vitesse de marche.	Figure 33
Variables associées	Identifiant unique du capteur (itemid) et zone associée (areaid), définis via le dictionnaire <i>NYCE_DataDictionary</i> .	–
Données collectées	Événements horodatés décrivant l'activation des capteurs (stamp, event, active), exploités pour reconstruire les séquences comportementales.	–
Informations participant	Sexe : Femme Âge : 80ans	–
Volume des données	Nombre de capteurs installés : 14 capteurs (03 capteurs de contacts magnétiques, 04 capteurs de lignes et 07 capteurs de mur) Durée de suivi : 640 jours 13 : 41 : 50.423000 (de 2023-10-05 à 2025-07-06) Nombre total d'événements enregistrés : 1 641 132	–

Ainsi, les résultats issus de ce jeu de données constituent la base de la comparaison des différentes approches algorithmiques appliquées à la mobilité et à la nutrition. Cette analyse mobilise des métriques quantitatives telles que les scores instantanés et cumulés, la stabilité des seuils et la robustesse face aux fluctuations comportementales, afin d'évaluer la pertinence et la fiabilité des méthodes retenues.



Figure 32. Exemple d'instrumentation de la cuisine : capteur PIR fixé au mur, capteur de contact sur le réfrigérateur (haut) et sur le placard alimentaire (bas).



Figure 33. Dispositif de la ligne de marche : quatre capteurs PIR alignés au plafond (espacement 61 cm), permettant le calcul de la vitesse de marche sur une distance de 1,83 m.

L'ensemble des traitements de données, des analyses statistiques et des calculs de scores a été réalisé sous Python (version 3.11) à l'aide des bibliothèques Pandas, NumPy, Scikit-learn, Matplotlib et SciPy.

Les scripts ont été exécutés sur un ordinateur fixe équipé d'un processeur Intel® Core™ i5 de 10^e génération (2.90 GHz, 6 cœurs), de 64 Go de mémoire vive (RAM), fonctionnant sous Windows 11 64 bits.

Le temps moyen de calcul pour le traitement complet d'un jeu de données mensuel (prétraitement, calcul des indicateurs et classification des scores) est compris entre 5 et 10 minutes, selon la taille du fichier et la complexité du traitement.

Aucune ressource de calcul parallèle ou GPU n'a été nécessaire, les traitements restant compatibles avec une exécution sur une machine standard.

3. Contraintes d'installation et solutions techniques

L'installation du dispositif de suivi à domicile dans le cadre de CART-France a présenté plusieurs contraintes techniques et contextuelles qui ont influencé la qualité et la stabilité des données collectées.

La configuration architecturale des logements a été l'un des premiers défis rencontrés. La superficie, le nombre de pièces et la disposition des espaces de vie (salon, cuisine, couloir, chambre, salle de bain) déterminent directement la couverture possible par les capteurs. Dans les habitations de grande taille ou avec des espaces ouverts, la détection des transitions interpièces devient plus complexe et peut générer des zones partiellement couvertes ou des chevauchements de détection.

La densité et la distribution des capteurs varient également selon la structure du logement. Un grand nombre de capteurs de contact (portes, réfrigérateur, placards) et de détecteurs de mouvement PIR permet d'obtenir une description plus fine des comportements quotidiens, mais augmente aussi la charge de traitement et le risque d'ambiguïtés, notamment dans les zones proches où plusieurs capteurs peuvent être activés presque simultanément.

Par ailleurs, la stabilité du réseau Zigbee dépend de la qualité des communications radio entre capteurs et passerelle. La présence de murs porteurs, d'appareils électroménagers ou de mobilier dense peut réduire la portée du signal et provoquer des pertes d'événements.

Enfin, les conditions réelles de vie des participants ajoutent une variabilité naturelle : visites, séjours à l'extérieur ou changements temporaires de routine modifient parfois les séquences de détection. Ces variations, loin d'être des artefacts, participent à la richesse et à la représentativité du suivi longitudinal à domicile.

3.1. Stratégies techniques mises en œuvre

Pour répondre à ces contraintes, nous avons mis en place plusieurs solutions techniques visant à améliorer la stabilité et la fiabilité du dispositif. Afin d'étendre la portée du réseau Zigbee, nous avons installé des modules répéteurs dans les zones éloignées du coordinateur principal, notamment dans les couloirs ou les pièces intermédiaires. Ces répéteurs permettent de constituer un réseau maillé plus dense et plus robuste, réduisant ainsi les pertes de communication et les retards de transmission.

La console C3, utilisée lors de la première phase d'installation, ne permettait de gérer que 16 capteurs simultanément. Pour les logements plus étendus, nous avons ajouté des extensions Zigbee afin d'augmenter la capacité du système jusqu'à 32 capteurs. Cette configuration combinant coordinateur principal et répéteurs secondaires a permis d'améliorer la précision des détections et d'assurer une couverture complète du logement.

Nous avons également reconfiguré les passerelles Raspberry Pi pour renforcer la synchronisation temporelle et la stabilité des transmissions. Des scripts automatiques de vérification et de redémarrage planifié ont été développés pour maintenir la continuité d'enregistrement en cas de perte de communication.

Enfin, nous avons standardisé les plans d'installation pour garantir la comparabilité entre logements. L'espacement fixe de 61 cm entre les capteurs de la ligne de marche et une phase de calibration initiale systématique ont permis de valider le bon couplage entre les identifiants des capteurs, leurs zones de détection et les métadonnées associées dans la console de supervision.

3.2. Architecture distribuée et extension du réseau

Dans les logements les plus grands, la portée du réseau Zigbee et la limite de cinq répéteurs autorisés lors de la première phase se sont révélées insuffisantes.

Pour pallier cette contrainte, nous avons adopté une architecture distribuée, reposant sur l'installation de deux passerelles Raspberry Pi dans un même logement. Chaque passerelle gérait un sous-réseau Zigbee indépendant, couvrant une zone distincte du

domicile (par exemple, espace jour et espace nuit). Les deux passerelles transmettaient ensuite leurs données au serveur central via des canaux IP séparés.

Cette solution nous a permis d'augmenter la portée fonctionnelle, de réduire les pertes d'événements et d'assurer une continuité d'enregistrement même dans les configurations architecturales complexes.

Elle démontre la capacité du système CART-France à évoluer vers une architecture modulaire et adaptable, en fonction des besoins de chaque logement.

3.3. Évolutions matérielles et contraintes logistiques

Au fil du déploiement, nous avons été confrontés à plusieurs contraintes logistiques liées à la disponibilité du matériel et à son évolution technologique.

Les délais d'approvisionnement et les ruptures de stock sur certains capteurs (NYCE, Telegesis, Raspberry Pi) ont parfois ralenti les installations. Afin d'anticiper ces limitations pour les prochaines phases du projet, nous prévoyons d'introduire progressivement de nouveaux capteurs Aeotec Zigbee, offrant une meilleure compatibilité avec les versions récentes du firmware et une stabilité radio renforcée. Cette évolution matérielle sera accompagnée d'une phase de tests comparatifs afin de garantir la continuité et l'homogénéité des mesures entre générations de capteurs.

Nous avons également observé certaines limites propres à la console C3, notamment des pertes de données liées :

- À des mises à jour de firmware instables.
- À des déconnexions temporaires entre passerelle et serveur.
- Ou à des redémarrages automatiques non détectés.

Pour atténuer ces incidents, nous avons développé des scripts de redémarrage automatique et de surveillance continue du flux de données. Malgré ces améliorations, ces limites ont conduit à planifier une évolution vers une infrastructure plus fiable.

Ainsi, la console C4 sera progressivement déployée à partir de novembre 2025 pour les prochaines installations. Cette nouvelle version offrira une meilleure stabilité du réseau Zigbee, une capacité accrue de gestion de capteurs et des mises à jour automatisées, réduisant fortement les risques d'interruption.

Elle marquera une étape importante dans l'évolution du dispositif CART-France vers une infrastructure plus robuste et évolutive, adaptée à un suivi longitudinal à grande échelle.

3.4. Suivi de la performance et supervision du réseau

La console C3 intègre un mécanisme de supervision hebdomadaire appelé Home Health Report (HHR).

Ce rapport automatique constitue un outil essentiel pour le contrôle de la qualité des données et le suivi du bon fonctionnement des équipements installés.

Il permet de visualiser l'état de chaque capteur, de vérifier la stabilité du réseau Zigbee, et de contrôler la remontée effective des données vers le serveur central.

Chaque HHR fournit une synthèse hebdomadaire des éléments suivants :

- Le statut en ligne ou hors ligne de chaque capteur.
- La fréquence de communication des passerelles Raspberry Pi.
- Les pertes de paquets ou retards de transmission.
- Ainsi que la cohérence temporelle des événements enregistrés.

Un exemple typique de rapport est présenté dans la Figure 34, qui illustre la structure et les informations fournies par le HHR. On y observe la liste des capteurs installés, leur statut de connexion, les indicateurs de transmission, ainsi que le résumé global de la santé du réseau. Grâce à ce système, il est possible d'identifier rapidement les anomalies matérielles ou de communication, de planifier les interventions techniques nécessaires et d'assurer une maintenance préventive régulière.

L'existence de ces HHRs renforce la traçabilité et la fiabilité du dispositif CART-France, en garantissant un suivi continu de la performance du réseau de capteurs et de la transmission des données vers le serveur.

L'intégration de ces rapports dans le dispositif offre une visibilité permanente sur la santé du système, favorisant une maintenance proactive et un contrôle continu de la qualité des données collectées.

NYCE Data: 2259

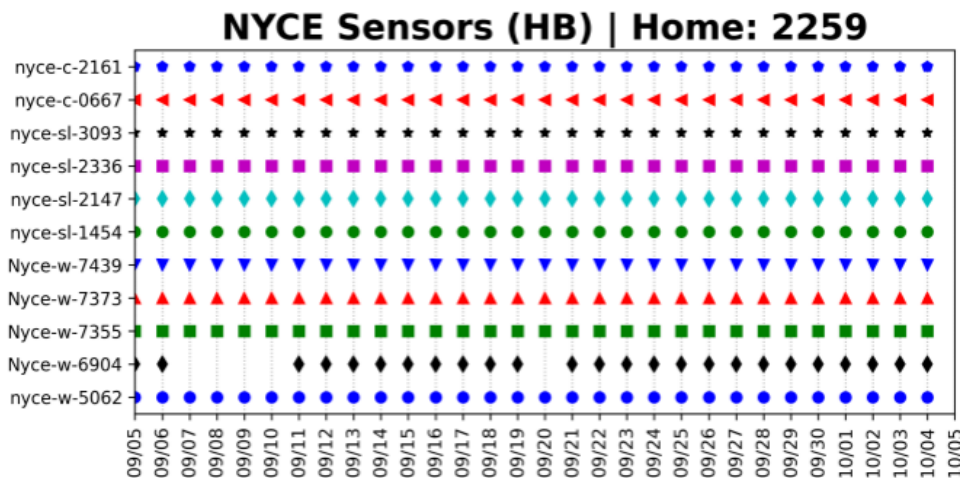


Figure 34. Exemple d'un Home Health Report (HHR).

L'ensemble de ces dispositifs techniques et de ces mécanismes de supervision garantit la fiabilité du jeu de données utilisé pour la validation expérimentale.

Sur cette base méthodologique stable, nous présentons dans la section suivante l'analyse comparative des différentes approches algorithmiques développées pour l'extraction et la classification des biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition.

4. Analyse comparative des approches algorithmiques

Les données collectées dans le cadre de CART-France ont permis d'évaluer plusieurs approches de classification appliquées aux indicateurs de mobilité et de nutrition.

Ces approches visent à transformer les signaux issus des capteurs vitesse de marche, transitions inter-pièces, fréquence et durée des activités alimentaires en niveaux de risque cliniquement interprétables.

Pour la mobilité, la comparaison porte sur la capacité des modèles à distinguer les situations de stabilité, de déclin progressif ou de déclin rapide à partir des fluctuations de la vitesse de marche et du nombre moyen de transitions.

Concernant la nutrition, l'analyse se concentre sur la détection des régularités et des ruptures dans les activités alimentaires, en tenant compte de la fréquence et de la durée moyenne des épisodes observés dans la cuisine. Les méthodes retenues s'appuient sur des principes statistiques et heuristiques complémentaires.

Certaines approches reposent sur la dynamique temporelle des données (fenêtres glissantes), d'autres sur la distribution historique (quantiles) ou sur des règles d'interprétation inspirées du raisonnement clinique.

Une méthode hybride combine enfin ces logiques pour ajuster dynamiquement les seuils de détection.

Ces différentes stratégies sont appliquées sur un même jeu de données, afin de mesurer leur robustesse face à la variabilité comportementale et leur cohérence vis-à-vis des observations cliniques.

L'analyse est structurée en deux volets : le premier consacré à la classification des niveaux de mobilité, le second à la caractérisation des comportements alimentaires.

Ensemble, ces deux dimensions constituent la base d'un modèle intégré de suivi comportemental à domicile.

4.1. Classification des niveaux de mobilité

L'analyse des niveaux de mobilité repose sur deux indicateurs principaux :

- La vitesse de marche, estimée à partir de la ligne instrumentée de capteurs PIR couvrant une distance de 1,83 m (61 cm entre chaque capteur) ;
- Le nombre de transitions inter-pièces, dérivé des activations successives des capteurs PIR installés aux seuils des pièces principales du logement.

Ces indicateurs constituent des mesures continues, objectives et non intrusives du comportement locomoteur au domicile. Leur suivi longitudinal permet d'explorer les fluctuations fonctionnelles dans la durée et de détecter des épisodes de fragilité potentielle.

4.1.1. Analyse des indicateurs bruts

La Figure 35 illustre l'évolution mensuelle des deux indicateurs extraits des capteurs : le nombre moyen de transitions inter-pièces et la vitesse moyenne de marche.

Entre octobre 2023 et octobre 2024, le nombre de transitions reste stable, autour de 250 à 300 mouvements par jour, indiquant une activité domestique régulière.

À partir de décembre 2024, une hausse progressive apparaît, atteignant un maximum supérieur à 450 transitions par jour au premier trimestre 2025.

Cette augmentation prolongée peut refléter un changement dans le mode de vie, par exemple une activité domestique plus soutenue ou une utilisation plus large des espaces du logement. L'ampleur et la durée du phénomène suggèrent une évolution réelle du comportement de déplacement, et non une simple fluctuation liée à des facteurs ponctuels. Ce type de changement, observé sur plusieurs mois, peut correspondre à une phase d'adaptation fonctionnelle ou à une amélioration du niveau d'autonomie, mais il peut aussi traduire une activité plus morcelée, composée de nombreux déplacements courts.

La vitesse moyenne de marche se situe entre 0,93 et 1,11 m/s, avec une moyenne globale supérieure à la valeur de référence clinique de 0,95 m/s pour les femmes de plus de 80 ans. Ces résultats traduisent un niveau locomoteur satisfaisant, cohérent avec une mobilité préservée sur l'ensemble de la période.

Deux ralentissements sont toutefois visibles : l'un au cours de l'été 2024, l'autre vers le milieu de l'année 2025. Ces épisodes peuvent être liés à une diminution temporaire du niveau d'activité, à des conditions environnementales (température, déplacements extérieurs) ou à une fatigue passagère.

Ils témoignent d'une variabilité intra-individuelle normale dans le profil de marche, mais leur suivi dans le temps reste important pour identifier une éventuelle tendance au ralentissement.

L'analyse conjointe des deux indicateurs montre que la quantité d'activité (nombre de transitions) et la qualité du mouvement (vitesse de marche) ne varient pas toujours de manière parallèle.

Une augmentation des transitions sans amélioration de la vitesse peut traduire une activité fragmentée, caractérisée par des déplacements plus fréquents mais de courte durée. Inversement, une hausse simultanée de la vitesse et des transitions peut correspondre à un regain global d'énergie ou à une meilleure fluidité des déplacements.

Cette lecture croisée permet de mieux caractériser la mobilité réelle au domicile et fournit une base solide pour l'interprétation des scores instantanés et cumulés développés dans la section suivante.

4.1.2. Calcul des scores instantanés et cumulés

Afin de dépasser la simple observation des indicateurs bruts, des scores instantanés et cumulés ont été calculés pour analyser la dynamique temporelle de la mobilité. Les scores instantanés mesurent, mois par mois, la variation relative de chaque indicateur par rapport au mois

précédent (ΔI). Ils permettent d'identifier rapidement les phases de rupture, les inversions de tendance ou les épisodes atypiques. En revanche, les scores cumulés intègrent les résultats sur plusieurs mois consécutifs afin de dégager une tendance globale, moins sensible aux variations ponctuelles. Les mois comportant moins de 28 jours de données ont été conservés dans les figures pour maintenir la continuité temporelle, mais exclus du calcul des scores afin de ne pas biaiser la tendance longitudinale.

La Figure 35 illustre ces dynamiques pour la vitesse de marche et le nombre de transitions interpièces. Les scores instantanés présentent une alternance entre périodes de hausse et de baisse, en cohérence avec les fluctuations observées dans les données brutes. Les transitions montrent une série de scores positifs à partir de décembre 2024, traduisant une augmentation durable de la fréquence des déplacements, tandis que la vitesse de marche demeure relativement stable. Les scores cumulés confirment cette divergence : la vitesse reste globalement constante au fil des mois, alors que les transitions affichent une tendance ascendante sur le premier semestre 2025. Cette dissociation souligne la complémentarité entre les deux indicateurs. La vitesse de marche, plus stable, traduit la capacité locomotrice intrinsèque, alors que les transitions reflètent davantage le rythme de vie et l'intensité de l'activité domestique.

Pour renforcer la fiabilité de cette lecture longitudinale, les scores cumulés ont ensuite été lissés à l'aide d'une moyenne mobile exponentiellement pondérée (EWMA, Exponentially Weighted Moving Average) [170]. Ce procédé attribue un poids plus important aux observations récentes tout en conservant la mémoire des périodes antérieures, selon la relation :

$$S_t = \alpha I_t + (1 - \alpha)S_{t-1} \dots\dots\dots(11)$$

Où S_t désigne le score lissé au mois t , I_t le score instantané courant, et α le facteur de pondération ($0 < \alpha \leq 1$).

Le choix d'un coefficient de lissage modéré ($\alpha \approx 0,3$) permet d'obtenir un compromis satisfaisant entre sensibilité et stabilité. Ce filtrage atténue les fluctuations mensuelles tout en conservant la réactivité nécessaire pour détecter un changement réel du comportement moteur.

L'utilisation de l'EWMA améliore la lecture des tendances à long terme. Pour la vitesse de marche, le lissage confirme une trajectoire stable sans dérive notable, tandis que pour les transitions, il met en évidence une progression continue à partir de la fin de l'année 2024. En limitant l'effet des variations ponctuelles, le score cumulé lissé par EWMA met ainsi en avant les modifications significatives et durables du niveau d'activité, sans masquer la dynamique

réelle du comportement. Ce passage à une approche pondérée permet également d’harmoniser la comparaison entre participants suivis sur des périodes différentes, tout en renforçant la robustesse statistique du signal.

Dans l’ensemble, la combinaison des scores instantanés, cumulés et lissés par EWMA offre une vision à la fois réactive et stable de la mobilité. Les scores instantanés détectent les changements rapides, les scores cumulés confirment la cohérence temporelle des évolutions, et le lissage exponentiel stabilise la trajectoire longitudinale. Ces trois niveaux d’analyse se complètent pour décrire avec précision les variations du comportement moteur et fournir une base solide pour la classification directionnelle et l’interprétation clinique présentées dans la suite du chapitre.

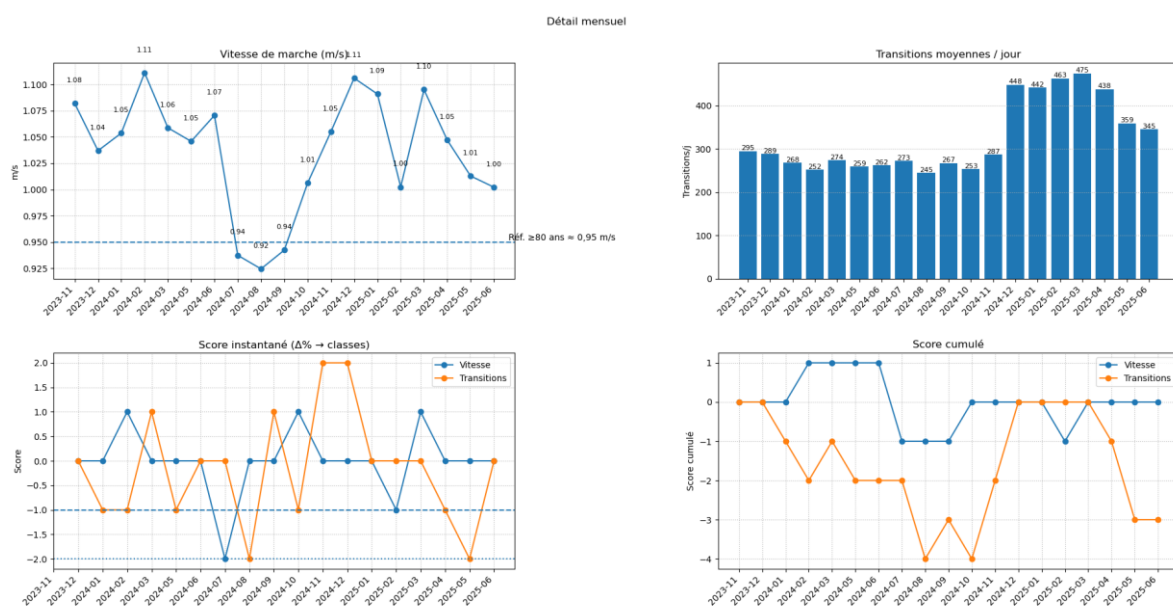


Figure 35. Évolution mensuelle des indicateurs bruts et des scores d’évolution de mobilité (avril 2023 – août 2025). Les courbes représentent la vitesse de marche moyenne (m/s) et le nombre moyen de transitions inter-pièces (par jour), ainsi que leurs déclinaisons en scores instantanés et cumulés. Les lignes pointillées indiquent les seuils cliniques de référence (0,95 m/s pour la vitesse de marche).

4.1.3. Classification des niveaux de mobilité

À partir des scores instantanés et cumulés, les quatre approches présentées au chapitre 3 ont été appliquées pour évaluer la stabilité de la mobilité au fil du temps. La Figure 36 illustre les résultats sous forme de heatmap, chaque cellule représentant le niveau de risque clinique associé à un mois d’observation.

Une majorité de périodes est classée Vert, indiquant une mobilité globalement stable tout au long de la période de suivi. Certaines séquences, notamment pendant l’été 2024 et au printemps 2025, apparaissent ponctuellement classées Orange ou Rouge par une ou plusieurs méthodes. Ces périodes coïncident avec les baisses observées dans la vitesse moyenne de marche et les

fluctuations des scores instantanés. Cette correspondance suggère que les changements détectés ne sont pas dus au hasard, mais traduisent de véritables modifications du comportement de déplacement.

Les différences observées entre méthodes apportent des éléments d'interprétation importants. Les approches à fenêtres glissantes et par quantiles réagissent plus rapidement aux variations locales. Elles permettent donc de repérer des changements brusques, mais leur sensibilité élevée peut aussi amplifier des fluctuations mineures liées à la variabilité naturelle du quotidien. Les méthodes heuristique et hybride, en revanche, appliquent une logique plus progressive : elles ne signalent un déclin que lorsque la tendance se maintient plusieurs mois consécutifs. Cette distinction temporelle explique pourquoi un même mois peut être identifié comme Orange par une méthode réactive et Vert par une approche plus cumulative.

Sur le plan de l'analyse fonctionnelle, ces divergences sont instructives. Elles montrent que certaines variations rapides du niveau d'activité souvent transitoires ne s'accompagnent pas nécessairement d'un changement durable de la capacité locomotrice.

En revanche, lorsqu'un mois est classé Rouge par plusieurs approches simultanément, la convergence des résultats constitue un indicateur fiable d'altération de la mobilité. Ces périodes correspondent généralement à une combinaison de signes : ralentissement de la vitesse, réduction du nombre de transitions et maintien d'un score cumulé négatif sur plusieurs mois.

L'observation d'ensemble montre que la mobilité de la participante reste stable, avec seulement quelques fluctuations courtes dans le temps.

La prédominance du vert dans la Figure 36 traduit cette stabilité, tandis que les épisodes orange ou rouge illustrent la capacité du système à identifier les phases où la mobilité se modifie réellement. Ce comportement attendu confirme que les méthodes mises en œuvre ne se

contentent pas de détecter le bruit des données, mais qu'elles isolent les périodes présentant un sens clinique potentiel.

En d'autres termes, le système distingue efficacement les fluctuations normales du comportement quotidien des changements plus marqués pouvant signaler un risque de fragilité.

Ces résultats soutiennent l'intérêt d'une approche combinée, où chaque méthode apporte une lecture complémentaire du même signal :

Les méthodes rapides permettent de réagir précocement aux variations, tandis que les méthodes plus intégratives confirment ou infirment la persistance du phénomène dans le temps. Cette complémentarité constitue un fondement solide pour le suivi longitudinal, préparant la validation clinique développée au chapitre suivant.

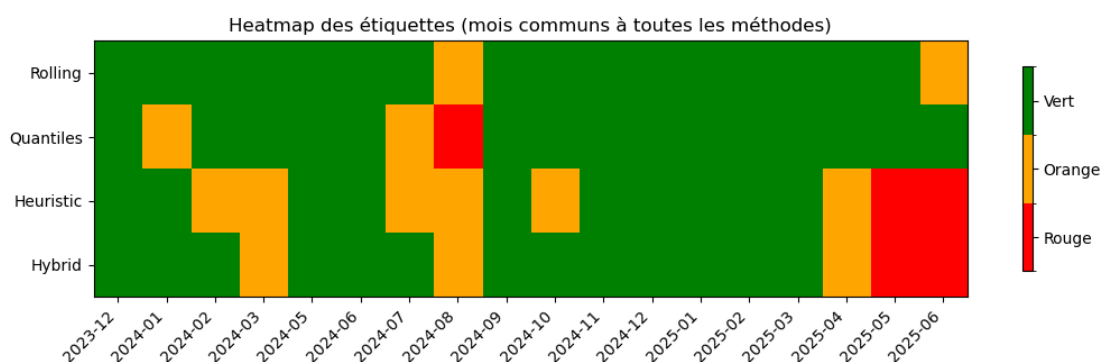


Figure 36. Heatmap de classification des niveaux de mobilité selon quatre approches algorithmiques : fenêtres glissantes, quantiles, heuristiques et hybride. Chaque cellule correspond à la classification mensuelle (Vert = stable, Orange = fragilité potentielle, Rouge = déclin rapide). La comparaison permet d'identifier les convergences et divergences entre méthodes, ainsi que la pertinence de l'approche hybride confirmée par la validation clinique.

4.1.4. Validation clinique préliminaire

Cette validation clinique préliminaire a été menée sur un jeu de données complet et techniquement fiable afin d'évaluer la cohérence entre les classifications issues des capteurs et les observations cliniques rapportées par les spécialistes du CHU de Toulouse. Les épisodes classés Orange ou Rouge ont été comparés à des événements médicaux réels, tels que des épisodes de douleurs, de chutes ou de fatigue accrue. Cette confrontation a montré une correspondance claire entre les périodes identifiées par le système et les observations cliniques, confirmant la capacité du modèle à détecter des changements pertinents du point de vue fonctionnel.

L'analyse croisée a mis en évidence la performance de l'approche hybride, qui combine le calcul statistique à court terme et les règles de décision inspirées du raisonnement clinique.

Cette méthode s'est distinguée par une meilleure concordance entre les classifications numériques et les observations de terrain.

Elle parvient à limiter les faux positifs, souvent observés avec les approches purement statistiques, tout en conservant une sensibilité suffisante pour identifier les épisodes réellement significatifs, comme les phases de ralentissement ou les variations prolongées de la mobilité. L'intérêt de cette approche réside donc dans sa capacité à prendre en compte à la fois les fluctuations rapides du comportement et la stabilité longitudinale du profil moteur.

Il est important de souligner que cette validation reste préliminaire : elle repose sur un cas unique, choisi pour sa complétude et la continuité de ses données, avant extension à d'autres participants.

L'objectif ici n'est pas de généraliser les résultats, mais de vérifier la cohérence entre les signaux détectés par le système et les observations cliniques, dans un cadre expérimental contrôlé. Cette étape sert de base méthodologique à la validation clinique complète présentée au chapitre 5, qui portera sur une cohorte plus large et diversifiée.

Enfin, l'évaluation de la mobilité constitue une première démonstration de la pertinence du système pour le suivi longitudinal.

Le même cadre sera étendu à la nutrition, dont la dynamique comportementale est plus complexe et plus variable entre individus.

Pour ce second volet, l'analyse s'appuie sur des méthodes d'apprentissage non supervisé (notamment GMM et K-Means) afin d'identifier et de classer les activités alimentaires de manière automatique.

4.2. Analyse et classification des comportements alimentaires

Les comportements alimentaires présentent une variabilité plus marquée que les indicateurs locomoteurs, car ils dépendent à la fois des habitudes de vie, de la disponibilité alimentaire et de facteurs contextuels (saisonnalité, état de santé, événements sociaux).

Afin de caractériser ces comportements, les données issues des capteurs environnementaux installés dans la cuisine et la salle à manger ont été exploitées pour détecter les épisodes alimentaires. Ces épisodes incluent aussi bien les repas principaux que les collations, définis par des séquences cohérentes d'interactions avec la cuisine, le réfrigérateur, le placard alimentaire et, le cas échéant, la salle à manger (cf. organigramme du Chapitre 3).

4.2.1. Analyse des indicateurs bruts nutritionnels

La Figure 37 illustre l'évolution mensuelle du nombre moyen d'activités alimentaires (partie supérieure) ainsi que de leur durée moyenne (partie inférieure).

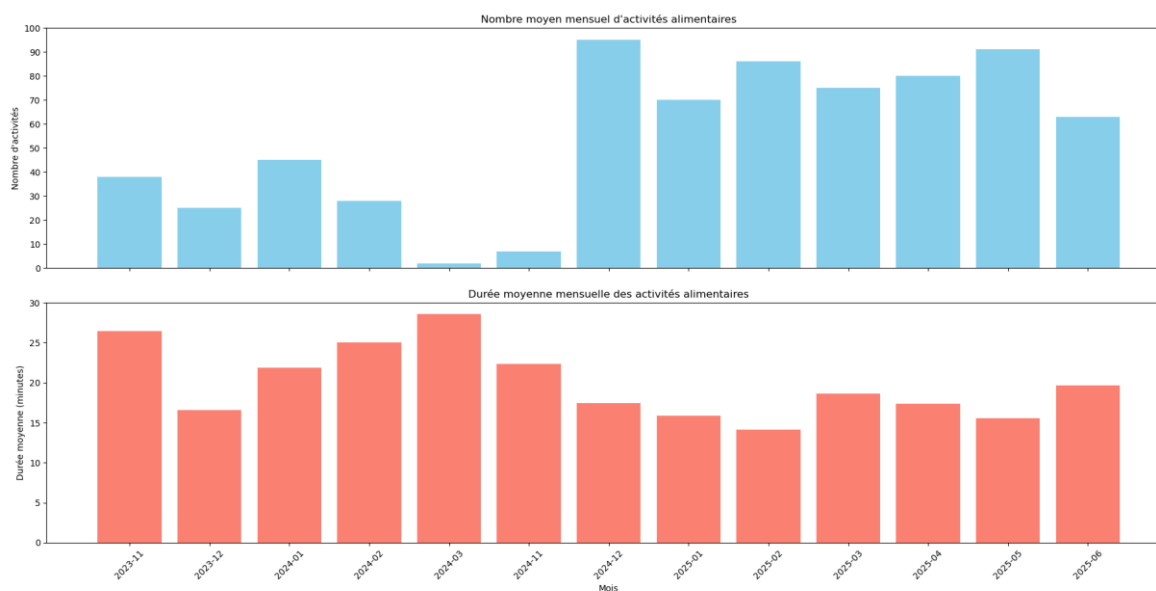


Figure 37. Nombre moyen mensuel d'activités alimentaires (haut) et durée moyenne mensuelle correspondante (bas).

On observe que le nombre d'activités alimentaires varie fortement au cours de la période, avec des valeurs comprises entre environ 25 et 95 épisodes par mois. Après une phase initiale relativement stable (novembre 2023 – février 2024, autour de 25–45 épisodes mensuels), une nette augmentation apparaît à partir de mars 2024, culminant à près de 95 épisodes en décembre 2024 et se maintenant à un niveau élevé durant le premier semestre 2025. Cette intensification pourrait traduire soit une modification du rythme alimentaire (plus de prises alimentaires quotidiennes), soit une variabilité contextuelle liée à des facteurs saisonniers ou sociaux (périodes de fêtes, changements dans l'approvisionnement alimentaire).

Concernant la durée moyenne des épisodes alimentaires, les valeurs varient entre 15 et 30 minutes sur l'ensemble de la période étudiée. Un maximum est observé en mars 2024 (≈ 29 minutes), suivi d'une diminution progressive jusqu'au début de 2025, où les durées se stabilisent entre 15 et 18 minutes.

Cette évolution, bien que non linéaire, laisse apparaître une tendance vers des épisodes plus courts. En pratique, les repas correspondent généralement aux activités prolongées, souvent supérieures à une vingtaine de minutes, tandis que les collations désignent des prises plus brèves, souvent associées à une consommation légère.

La baisse progressive de la durée moyenne suggère ainsi une augmentation relative des collations et une diminution des repas complets, pouvant indiquer un changement du rythme alimentaire ou une adaptation des habitudes quotidiennes au fil du temps.

La fréquence moyenne rapportée étant de 4 à 6 prises alimentaires par jour [171,172], notre approche détecte un nombre beaucoup plus élevé d'épisodes. Cette différence s'explique par la définition algorithmique élargie adoptée, qui considère comme activité alimentaire toute interaction avec les dispositifs de la cuisine (ouverture de placard, accès au réfrigérateur, passage prolongé dans la salle à manger), et non uniquement les repas structurés. De ce fait, l'algorithme capte également les micro-comportements souvent négligés dans les enquêtes déclaratives.

Pour la durée des épisodes, les moyennes observées ($\approx 15\text{--}20$ minutes) sont cohérentes avec les données issues de l'American Time Use Survey, qui indiquent que les personnes âgées de 65 ans et plus consacrent environ 74,6 minutes par jour aux repas et boissons [173]. La concordance entre nos mesures et ces valeurs de référence renforce la validité des détections, tout en soulignant la complémentarité entre les mesures issues des capteurs et les enquêtes de temps d'usage menées sur des échantillons représentatifs de la population.

Enfin, la stabilité relative inter-mensuelle du nombre et de la durée des activités constituent un élément rassurant. Dans la littérature gériatrique, une réduction progressive de ces paramètres est classiquement interprétée comme un signal précoce de dénutrition ou de fragilité [174]. Ici, l'absence de déclin marqué suggère un vieillissement robuste, avec maintien de l'autonomie fonctionnelle et d'un intérêt stable pour l'alimentation.

Comme illustrée par la Figure 37, l'analyse des indicateurs bruts de nutrition apporte une première description des comportements alimentaires au domicile, en termes de fréquence et de durée des épisodes. Ces résultats offrent une vision globale des dynamiques, mais ne permettent pas à eux seuls de distinguer la nature précise des activités (repas principaux versus collations). Or, cette distinction est fondamentale pour transformer ces mesures en un biomarqueur nutritionnel pertinent et cliniquement exploitable.

Pour dépasser ce stade descriptif et enrichir l'interprétation, il est nécessaire de recourir à des approches capables de mettre en évidence des structures latentes dans les données. C'est dans cette perspective que les méthodes d'apprentissage non supervisées présentées au chapitre 3 (K-Means, GMM, DBSCAN) ont été appliquées. Leur objectif est de regrouper

automatiquement les épisodes alimentaires en catégories homogènes, afin d'aller au-delà des simples tendances moyennes et de révéler la variabilité individuelle des comportements.

La pertinence de ces méthodes ne peut toutefois être appréciée qu'à travers des critères de qualité objectifs. Pour cette raison, plusieurs métriques standards de validation interne et externe ont été mobilisées. Ils sont présentés dans le Tableau 12. L'indice de silhouette (Silh.) évalue simultanément la compacité intra-cluster et la séparation inter-clusters, un score proche de 1 reflétant une partition bien définie [175]. L'indice de Calinski–Harabasz (CH) complète cette analyse en considérant le rapport variance inter-/intra-clusters, recommandé pour juger la qualité globale d'un partitionnement [176]. En parallèle, l'indice de Davies–Bouldin (DB) permet d'apprécier la similarité inter-clusters, des valeurs faibles indiquant une bonne ségrégation même en présence de données bruitées [177]. Enfin, les mesures d'accord inter-partitions comme l'Adjusted Rand Index (ARI) et la Normalized Mutual Information (NMI) offrent une évaluation complémentaire de la cohérence entre méthodes, en quantifiant leur proximité ou leur divergence [178, 179].

L'analyse des résultats met ainsi en évidence des différences notables entre approches. K-Means obtient la meilleure compacité (Silh. = 0,73) et un rapport inter/intra favorable (CH = 1699), confirmant sa robustesse pour identifier des clusters nets, mais au prix de frontières rigides. GMM, en revanche, présente une flexibilité supérieure (Silh. = 0,68 ; DB = 0,56), en modélisant les recouvrements entre clusters grâce à son cadre probabiliste. DBSCAN, bien que particulièrement utile pour détecter des comportements atypiques, présente des scores plus faibles (Silh. = 0,47 ; CH = 664), traduisant une qualité interne plus limitée.

Ces observations sont renforcées par les mesures d'accord inter-méthodes : une forte proximité apparaît entre K-Means et GMM (ARI = 0,67 ; NMI = 0,59), tandis que leur cohérence avec DBSCAN demeure faible. Cette convergence confirme que, malgré leurs différences, K-Means et GMM capturent une structure comparable des données alimentaires.

Tableau 12. Comparaison des performances des méthodes de clustering pour la classification des activités alimentaires

Méthode	Silh. ↑	CH ↑	DB ↓	ARI/NMI (vs autres)	Forces principales	Limites principales
K-Means	0,73	1699	0,48	ARI=0,67 / NMI=0,59 (avec GMM) ARI=0,16 / NMI=0,27 (avec DBSCAN)	Clusters nets, simplicité, robustesse	Frontières rigides, pas de gestion des chevauchements

GMM	0,68	1322	0,56	ARI=0,67 / NMI=0,59 (avec KMeans) ARI=0,30 / NMI=0,37 (avec DBSCAN)	Modèle probabiliste, gère l'incertitude, flexible	Clusters moins compacts, recouvrements
DBSCAN	0,47	664	0,68	ARI=0,30 / NMI=0,37 (avec GMM) ARI=0,16 / NMI=0,27 (avec KMeans)	Détection des anomalies, pas besoin de K fixé	Sensible aux paramètres, qualité interne plus faible

- Silh. (Silhouette) : compacité et séparation (↑ meilleur).
- CH (Calinski–Harabasz) : rapport variance inter/intra (↑ meilleur).
- DB (Davies–Bouldin) : similarité inter-clusters (↓ meilleur).
- ARI (Adjusted Rand Index) et NMI (Normalized Mutual Information) : similarité entre partitions (0=hasard, 1=parfait).

En définitive, la combinaison K-Means + GMM s'impose comme l'approche la plus adaptée dans le cadre de CART-France. Elle associe la robustesse géométrique de K-Means à la flexibilité probabiliste du GMM, garantissant une classification à la fois stable et interprétable. Cette hybridation permet de mieux rendre compte de la variabilité des comportements alimentaires au domicile et constitue une base solide pour la validation clinique, qui sera développée dans le chapitre suivant.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons comparé et évalué plusieurs approches algorithmiques appliquées aux données issues de la plateforme CART-France, dans le but d'identifier les méthodes les plus adaptées à la construction de biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition. Nous avons transformé les indicateurs bruts provenant des capteurs (vitesse de marche, transitions entre pièces, durée et fréquence des activités alimentaires) en mesures interprétables, capables de décrire les évolutions du comportement au fil du temps.

Au-delà des analyses, nous avons également dû faire face à plusieurs contraintes techniques lors de l'installation et de la maintenance des dispositifs.

Certaines habitations présentaient des configurations complexes, limitant la portée du réseau Zigbee ou le nombre de capteurs connectables à la console C3.

Pour y remédier, nous avons ajouté des extensions Zigbee et, dans certains cas, installé deux Raspberry Pi afin d'améliorer la couverture du réseau et la stabilité des transmissions.

Ces ajustements ont permis d'étendre la capacité d'installation à plus de 16 capteurs par logement et de réduire les pertes de communication.

Nous avons également préparé la transition vers une nouvelle génération de matériel, incluant la console C4 et les capteurs Aeotec, plus fiables et mieux intégrés, dont le déploiement est prévu à partir de novembre 2025.

Enfin, le suivi hebdomadaire via les Home Health Reports (HHRs) nous a permis de vérifier en continu l'état des capteurs et la bonne remontée des données vers les serveurs.

Concernant la mobilité, nous avons montré que l'approche hybride, combinant seuils statistiques et règles simples, offrait le meilleur équilibre entre sensibilité et stabilité. Cette méthode détecte efficacement les phases de ralentissement ou de reprise d'activité, tout en limitant les fausses alertes.

Elle permet aussi une lecture directe des résultats, utile pour distinguer les variations normales des signes de fragilité.

Pour la nutrition, nous avons appliqué différentes méthodes d'apprentissage non supervisé afin d'identifier des régularités dans les comportements alimentaires.

La combinaison K-Means et GMM s'est révélée la plus performante : le K-Means regroupe les épisodes selon leur durée et leur fréquence, tandis que le GMM tient compte des variations quotidiennes à l'aide d'un modèle probabiliste.

En associant ces deux approches, nous avons amélioré la distinction entre repas et collations et obtenu un biomarqueur nutritionnel plus cohérent dans le temps.

Ainsi, nous avons montré que les biomarqueurs développés reposent sur des méthodes fiables, testées sur des données réelles et adaptées aux conditions du suivi à domicile. Cette étape constitue une validation technique essentielle, garantissant la qualité et la reproductibilité des indicateurs avant leur confrontation aux données cliniques.

Le chapitre suivant portera sur cette validation clinique. Nous y examinerons la concordance entre les biomarqueurs numériques et les scores issus des questionnaires et mesures médicales, ainsi que leur sensibilité face aux événements de santé déclarés. Cette dernière phase marquera le passage du cadre expérimental à l'évaluation clinique, indispensable pour confirmer la valeur de ces biomarqueurs dans le suivi longitudinal individualisé.

Chapitre 5. Validation clinique des biomarqueurs numériques

1. Introduction

Le chapitre précédent a permis d'évaluer et de comparer différentes approches algorithmiques pour la construction de biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition à partir des capteurs installés dans les logements instrumentés. Ces analyses techniques et méthodologiques doivent désormais être croisées avec des données cliniques de référence afin d'évaluer leur pertinence et leur valeur ajoutée pour le suivi gériatrique.

L'objectif de ce chapitre est donc de croiser les biomarqueurs numériques calculés (scores instantanés, scores cumulés, classifications Vert/Orange/Rouge) avec des indicateurs cliniques établis tels que le MNA, le SPPB, l'IMC, le poids et les événements de santé déclarés. Cette démarche permet d'examiner la capacité des biomarqueurs à refléter fidèlement l'état fonctionnel et nutritionnel des participants et à détecter précocement des trajectoires de déclin ou de stabilisation.

Dans cette optique, les résultats sont restitués via l'application web interactive développée dans le cadre de CART-France. Comme décrit au chapitre 3, cette application constitue un support technique de visualisation. Dans le présent chapitre, elle est utilisée uniquement comme outil de démonstration afin d'illustrer la manière dont les biomarqueurs numériques peuvent être consultés par un professionnel de santé, sous forme de courbes temporelles, de codes couleur et de timelines enrichies.

Ainsi, ce chapitre vise à valider la pertinence clinique des biomarqueurs de mobilité et de nutrition tout en mettant en évidence leur lisibilité et leur interprétabilité à travers une interface dédiée. Il constitue l'étape charnière entre le développement méthodologique et l'évaluation clinique, préalable indispensable à toute intégration future dans la pratique médicale.

2. Population étudiée et instruments cliniques de suivi

L'évaluation clinique des biomarqueurs numériques développés dans le cadre de CART-France repose sur une cohorte de 30 participants âgés vivant à domicile et suivis longitudinalement. Au-delà des données issues des capteurs environnementaux, plusieurs instruments cliniques et déclaratifs ont été mobilisés afin de disposer de mesures de référence robustes et reconnues dans le champ gériatrique.

Ces instruments permettent d'évaluer l'état nutritionnel, les performances physiques et la survenue d'événements de santé ponctuels. L'ensemble de ces informations est indispensable pour mettre en perspective les biomarqueurs numériques et en valider la pertinence clinique.

Le Tableau 13 présente une synthèse des données cliniques et déclaratives utilisées, regroupées en quatre grandes catégories : questionnaires cliniques, paramètres anthropométriques, événements de santé déclarés et synchronisation temporelle.

Tableau 13. Synthèse des données cliniques et déclaratives utilisées pour la validation des biomarqueurs numériques.

Catégorie	Type de données	Objectif principal
Questionnaires cliniques	Mini Nutritional Assessment (MNA)	Dépistage du risque de dénutrition et comparaison avec le score nutritionnel numérique
	Short Physical Performance Battery (SPPB)	Évaluation de la performance physique globale (force, équilibre, mobilité)
	Test du lever de chaise (sous-composante du SPPB)	Mesure spécifique de la force musculaire des membres inférieurs
Paramètres anthropométriques	Poids, IMC	Suivi nutritionnel longitudinal et validation des indicateurs alimentaires
Événements de santé déclarés	Douleurs, chutes, hospitalisations, visites médicales	Analyse clinique associée aux variations de mobilité et de nutrition.
Synchronisation temporelle	Alignement horodaté entre données cliniques et capteurs	Comparabilité mensuelle et intégration longitudinale des différentes sources de données

L'intégration de ces instruments au suivi par capteurs constitue une étape essentielle pour assurer la validité et l'interprétabilité des biomarqueurs numériques. Les questionnaires apportent des références standardisées, les paramètres anthropométriques permettent un suivi objectif, tandis que les événements de santé fournissent un contexte clinique indispensable. Enfin, la synchronisation temporelle des données cliniques et numériques garantit leur comparabilité mensuelle et facilite l'analyse longitudinale des trajectoires individuelles.

La Figure 38 illustre l'articulation entre questionnaires, mesures déclaratives et données capteurs, mettant en évidence la dynamique globale de validation des biomarqueurs numériques. Les données cliniques questionnaires (MNA, SPPB, test du lever de chaise), paramètres anthropométriques (poids, IMC) et événements déclarés (douleurs, chutes,

hospitalisations, consultations médicales) constituent la base de référence. Elles sont collectées selon une périodicité annuelle ou hebdomadaire et centralisées dans une base dédiée, ce qui permet d'ancrer l'analyse des comportements observés dans des indicateurs validés et largement utilisés en gériatrie.

En parallèle, les données numériques issues des capteurs installés au domicile sont agrégées mensuellement. Elles concernent la mobilité (vitesse moyenne de marche, nombre de transitions inter-pièces) et la nutrition (fréquence et durée des activités alimentaires). À partir de ces mesures brutes, des scores interprétables sont générés, catégorisant l'état fonctionnel en trois niveaux : vert, orange et rouge.

La synchronisation temporelle de ces deux flux de données, réalisée par appariement semi-automatique autour des dates de visites médicales (fenêtre ± 45 jours), constitue un élément clé de la méthodologie. Elle permet de relier chaque variation des biomarqueurs à des événements de santé documentés ou à des évolutions cliniques objectivées, renforçant ainsi la robustesse et la pertinence de l'interprétation.

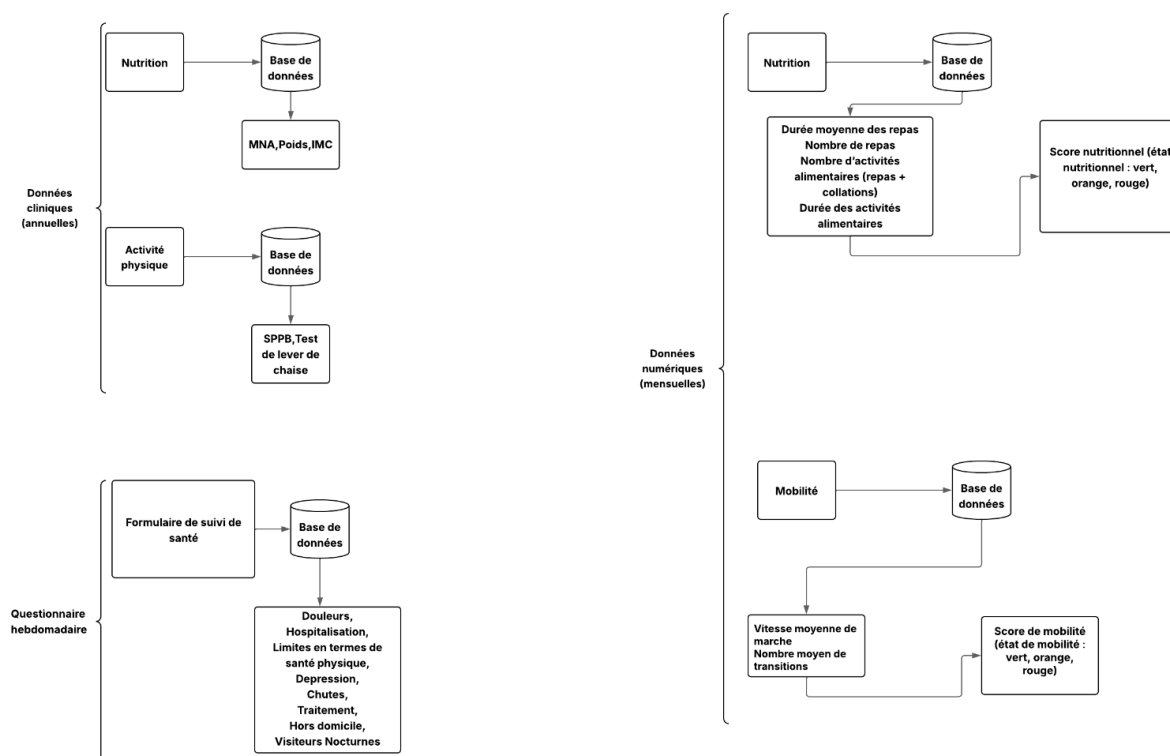


Figure 38. Flux des données cliniques, déclaratives et numériques mobilisées pour la validation des biomarqueurs numériques.

2.1. Population étudiée

La population initialement instrumentée dans le cadre du projet CART-France comprenait 30 participants âgés vivant à domicile, selon les critères d'inclusion détaillés au chapitre 3. Pour la présente analyse, un sous-groupe de 15 participants a été retenu. Ce choix méthodologique repose sur la disponibilité de périodes de suivi plus longues et plus complètes, assurant ainsi une meilleure robustesse dans l'évaluation longitudinale des biomarqueurs numériques.

Les participants inclus dans cette analyse présentaient une diversité en termes d'âge et de sexe, et étaient suivis par l'installation de capteurs environnementaux passifs (PIR, capteurs de contact, ligne de marche). La durée moyenne de suivi s'étendait sur plusieurs mois, permettant d'obtenir un volume de données suffisant pour les comparaisons avec les mesures cliniques et déclaratives.

Le Tableau 14 résume les principales caractéristiques de cette population, incluant le sexe, l'âge, la durée du suivi, le nombre de capteurs installés, ainsi que la disponibilité des instruments cliniques utilisés comme références (MNA, SPPB, IMC, poids).

Tableau 14. Caractéristiques des participants : âge, sexe, durée de suivi, nombre de capteurs installés et disponibilité des données cliniques (MNA, SPPB, IMC, poids).

Participant	Sexe	Âge (années)	Durée de suivi (mois)	Nombre de capteurs installés	Données cliniques disponibles
P1	F	79	38	13	MNA, SPPB, IMC, Poids
P2	M	81	38	16	MNA, IMC, Poids, SPPB
P3	F	75	35	14	MNA, IMC, Poids, SPPB
P4	F	72	34	15	MNA, SPPB, Poids, IMC
P5	F	79	31	13	MNA, SPPB, Poids, IMC
P6	M	88	31	10	MNA, SPPB, Poids, IMC
P7	F	76	31	11	MNA, SPPB, Poids, IMC
P8	F	85	30	13	MNA, SPPB, Poids, IMC

P9	F	80	30	16	MNA, SPPB, Poids, IMC
P10	F	86	29	16	MNA, SPPB, Poids, IMC
P12	F	82	27	13	MNA, SPPB, Poids, IMC
P13	F	73	23	12	MNA, SPPB, Poids, IMC
P14	M	83	19	13	MNA, SPPB, Poids, IMC
P15	F	80	19	14	MNA, SPPB, Poids, IMC
Total Moyenne	/ —	79,93 ± 4,76	29,64 ± 6,02	13 ± 2	—

Au-delà des caractéristiques descriptives, l'analyse s'est d'abord concentrée sur les tendances globales issues des capteurs environnementaux, permettant d'identifier des profils d'activité communs servant de référence pour la validation clinique.

3. Pré-traitement et appariement temporel

Le Tableau 15 formalise, de manière simple et reproductible, comment nous rapprochons les biomarqueurs issus des capteurs des dates cliniques de référence (SPPB, MNA, poids/IMC). À partir des données brutes (ligne de marche, détecteurs PIR de pièce, capteurs d'ouverture cuisine/placards/réfrigérateur), nous calculons des moyennes mensuelles par domaine :

- Mobilité : vitesse de marche moyenne mensuelle ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$), transitions inter-pièces/jour moyennes mensuelles, ainsi que la part de jours $\leq 0,8 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (repère fonctionnel).
- Nutrition : fréquence moyenne/jour mensuelle et durée moyenne/jour mensuelle des activités alimentaires.

Autour de chaque date clinique de référence, deux fenêtres structurent l'alignement temporel : une fenêtre centrée sur la date clinique (J-45 → J+45, analyse principale) et une fenêtre prédictive (J-90 → J-1, sensibilité). Sur chaque fenêtre, nous résumons les capteurs avec des indicateurs simples (moyennes de vitesse et de transitions, % de jours $\leq 0,8 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, moyennes de fréquence et de durée alimentaires) et nous attribuons une catégorie V/O/R par domaine.

Cette catégorisation de la fenêtre correspond à la classe la plus fréquente parmi les jours ; par prudence, si ≥ 33 % des jours sont Rouge, la fenêtre est classée Rouge.

Le résumé de fenêtre (indicateurs + V/O/R) est ensuite associé à la date clinique la plus proche située dans la fenêtre. Pour éviter tout double comptage, l'analyse principale retient une seule date clinique de référence par participant (la plus récente).

Les critères d'exploitabilité sont explicites :

- Mois valide si ≥ 70 % des jours sont renseignés pour l'indicateur ;
- Fenêtre exploitable si ≥ 70 % des jours sont valides ;
- Pour les déclaratifs, agrégés en blocs de 30 jours (chutes, hospitalisations, douleurs, visites), le bloc 30 j est retenu si ≥ 70 % des semaines/jours sont renseignés. Ces déclaratifs n'entrent pas dans l'appariement annuel, mais servent de contexte clinique régulier aux variations observées sur les capteurs.

Enfin, tous les rapprochements capteurs-clinique sont réalisés avec les médecins du CHU sur données pseudonymisées : aucun identifiant direct n'est partagé et la table de correspondance reste au CHU, garantissant anonymat et traçabilité.

Tableau 15. Pré-traitement, classification V/O/R, association à la date clinique et déclaratifs.

Volet méthodologique	Procédure	Fenêtres (autour de la date clinique)	Indicateurs calculés	Critères d'exploitabilité	Usage dans la validation
Agrégation capteurs (mensuelle)	À partir des données brutes (ligne de marche, détecteurs PIR de pièce, capteurs d'ouverture cuisine/placards/réfrigérateur), calcul des indicateurs mensuels : vitesse de marche moyenne, transitions inter-pièces/jour moyennes, fréquence moyenne/jour et durée moyenne/jour des activités alimentaires	—	Mobilité : vitesse moyenne mensuelle (m/s), transitions/jour moyenne mensuelle. Nutrition : fréquence moyenne/jour mensuelle, durée moyenne/jour	Contrôles chap. 3–4 au niveau mensuel ; mois valide si ≥ 70 % de jours renseignés	Base des séries pour la classification V/O/R

			ur mensuelle		
Date clinique de référence	Utiliser chaque SPPB, MNA, poids/IMC comme date clinique de référence pour résumer les capteurs	Centrée sur la date clinique J-45→J+45 (principale) ; Prédictive J-90→J-1 (sensibilité)	Sur la fenêtre : moyenne de la vitesse, moyenne des transitions, % jours ≤ 0,8 m/s ; moyenne de la fréquence et moyenne de la durée (nutrition)	Fenêtre valide si ≥ 70 % de jours renseignés	Relier capteurs et clinique au bon horizon temporel
Classification V/O/R — Mobilité (mensuelle)	Attribuer Vert / Orange / Rouge au mois (règles chap.3, basées sur moyennes mensuelles de vitesse et transitions)	Mois calendaires	Décision à partir des moyennes mensuelles (incluant le repère ≤ 0,8 m/s pour la marche)	Mois exploitable si ≥ 70 % de jours valides ; exclusion sinon	Série V/O/R mensuelle de Mobilité (entrée des fenêtres)
Classification V/O/R — Nutrition (mensuelle)	Attribuer Vert / Orange / Rouge au mois (règles chap.3, basées sur moyennes mensuelles de fréquence et de durée)	Mois calendaires	Décision à partir des moyennes mensuelles (fréquence, durée)	Mois exploitable si ≥ 70 % de jours valides ; exclusion sinon	Série V/O/R mensuelle de Nutrition (entrée des fenêtres)
Catégorisation de la fenêtre (V/O/R)	Attribuer une catégorie V/O/R par domaine à la fenêtre	Centrée J-45→J+45 ; Prédictive J-90→J-1	Mode des classes quotidiennes sur la fenêtre ; prudence : si ≥ 33 % de jours Rouge, la fenêtre = Rouge	Fenêtre exploitable si ≥ 70 % de jours valides	Variable catégorielle pour χ^2 /Fisher, V de Cramer, tests de tendance
Association à la date clinique	Associer le résumé de fenêtre (indicateurs + V/O/R) au point clinique le plus proche	Centrée J-45→J+45 ; Prédictive J-90→J-1	Contenu du résumé : moy. Vitesse, moy. Transitions, % ≤ 0,8 m/s ; moy.	Unicité : une seule date clinique de référence par participant (la plus récente)	Paires prêtes pour tests (χ^2 /Fisher, V de Cramer) et corrélations

			Fréquence et moy. Durée ; catégories V/O/R par domaine		(Spearman)
Déclaratifs (agrégés tous les 30 jours)	Regrouper chutes, hospitalisations, douleurs, visites médicales en blocs de 30 jours	Blocs de 30 jours (calendaires ou glissants)	Taux/compte sur 30 jours ; comparaisons avant/après vis-à-vis des capteurs (option)	Bloc exploitable si $\geq 70\%$ des semaines/jours renseignés sur le 30 j	Contexte clinique des variations capteurs ; descriptifs 30 j
Confidentialité	Analyses avec le CHU sur données pseudonymisées	—	—	Identifiants non partagés ; table de correspondance au CHU	Anonymat et traçabilité garantis

Conformément au protocole d'agrégation mensuelle et d'alignement sur les dates cliniques présenté au Tableau 15, les résultats globaux issus des capteurs de nutrition et de mobilité sont présentés ci-après. Ils constituent la référence de cohorte pour les analyses ultérieures.

3.1. Résultats globaux des données capteurs

Avant d'analyser les trajectoires individuelles, une première étape a consisté à examiner les tendances globales observées dans toute la cohorte à partir des données numériques issues des capteurs environnementaux.

L'ensemble des participants présente une durée moyenne de suivi d'environ 30 mois (voir Tableau 14), ce qui permet d'obtenir une vision longitudinale représentative des comportements quotidiens.

Cette approche permet de vérifier la cohérence des mesures par rapport aux comportements attendus et de définir une enveloppe de référence pour l'interprétation clinique.

Concernant la nutrition, la Figure 39 met en évidence une organisation temporelle claire des activités alimentaires. Deux pics distincts apparaissent de manière récurrente : un premier en fin de matinée (10h–12h), correspondant à la préparation et à la consommation du déjeuner, et un second en début de soirée (19h–21h), associé au dîner. Ce profil global confirme l'existence

d'une routine alimentaire quotidienne et illustre la capacité des capteurs à refléter les moments clés de la journée dédiés aux repas.

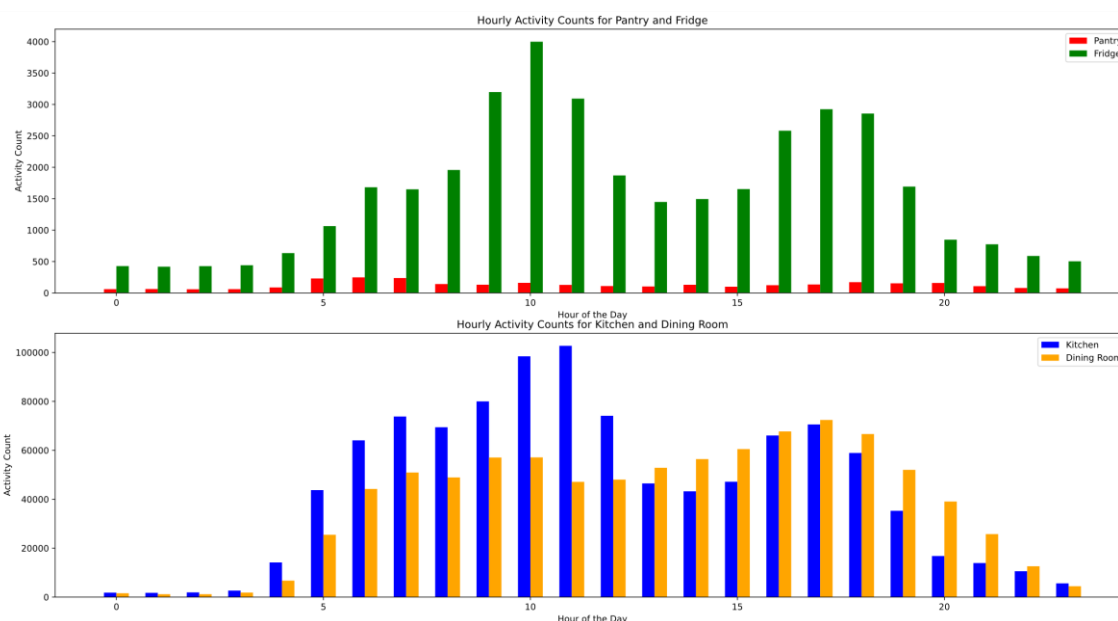


Figure 39. Distribution horaire des activités alimentaires détectées par les capteurs environnementaux (cuisine, salle à manger, réfrigérateur et placard).

Dans la continuité, nous avons examiné la mobilité à l'échelle de la cohorte. La Figure 40 présente l'évolution du nombre moyen de transitions inter-pièces (agrégé par mois). Le profil obtenu est régulier, sans rupture nette, ce qui traduit des routines domestiques globalement stables. Ce signal résume bien l'intensité de l'activité au domicile et servira de repère pour situer les trajectoires individuelles.

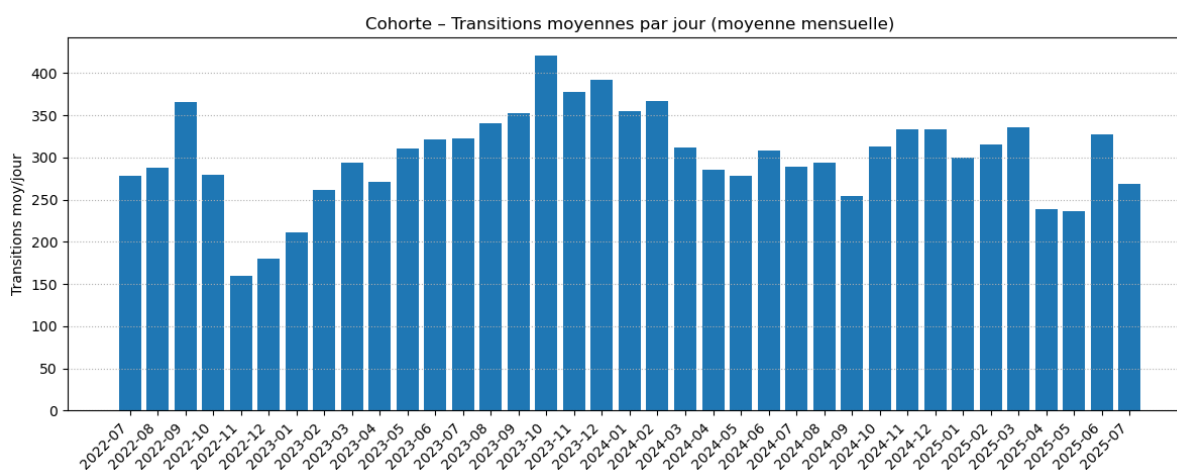


Figure 40. Cohorte -Transitions inter-pièces moyennes par jour (agrégation mensuelle).

La Figure 41 montre la vitesse de marche moyenne mensuelle, estimée à partir de la ligne de marche. La tendance est contenue dans une plage resserrée, sans variations abruptes. Lorsque des infléchissements apparaissent, ils s'accompagnent le plus souvent d'un léger tassement des transitions, ce qui renforce la lecture conjointe de ces deux indicateurs. Étant donné la composition de la cohorte (majoritairement féminine et seulement trois hommes ≥ 80 ans), la moyenne reflète surtout le niveau fonctionnel des participantes.

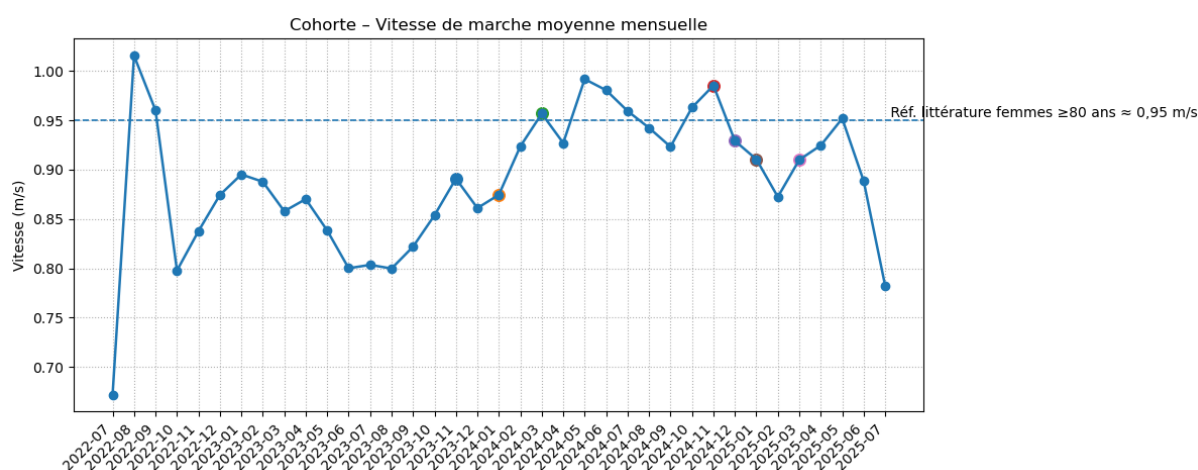


Figure 41. Cohorte - Vitesse de marche moyenne mensuelle.

Les tendances globales observées dans la cohorte (Figures 39–41) ayant déjà été mises en perspective avec les données de la littérature, nous pouvons désormais passer à l'analyse individuelle : application de la classification Vert/Orange/Rouge en mobilité et en nutrition sur les fenêtres définies autour des dates cliniques de référence, puis sélection de quatre cas types (normal, potentiellement fragile, fragile, danger) pour illustrer des trajectoires contrastées.

4. Classification des profils et sélection des cas types

Sur la base des algorithmes retenus au Chapitre 4, la classification automatique a été appliquée aux données longitudinales issues des capteurs environnementaux, en distinguant les deux domaines : mobilité et nutrition.

Cette étape vise à caractériser les trajectoires fonctionnelles observées chez les participants et à identifier des profils contrastés, destinés à une interprétation clinique intégrée et à la sélection de cas types représentatifs.

4.1. Classification automatique

L'algorithme de classification repose sur une approche entièrement automatisée et non supervisée, conçue pour identifier les tendances fonctionnelles de manière objective, sans

ajustement manuel ni intervention humaine. Il combine deux étapes principales : d'une part, une classification mensuelle des indicateurs bruts de mobilité vitesse moyenne de marche et nombre de transitions inter-pièces par jour selon la logique trichotomique Vert / Orange / Rouge (VOR), traduisant respectivement une mobilité stable, un état d'alerte ou un déclin marqué ; d'autre part, le calcul d'un score cumulé de mobilité (S_{cum}), représentant la tendance moyenne des scores instantanés au fil du temps, afin de détecter les inflexions durables du niveau fonctionnel et d'observer la dynamique du déclin.

L'analyse a porté sur quinze maisons présentant un jeu de données mensuel suffisant (≥ 28 jours). Les Figures 42 et 43 illustrent la distribution et la variabilité des scores cumulatifs S_{cum} selon les trois classes de mobilité. Les moyennes respectives obtenues sont de +0,28 pour la classe Verte (mobilité stable), -0,09 pour la classe Orange (fragilité potentielle) et -0,26 pour la classe Rouge (mobilité altérée). Cette hiérarchie respecte le continuum fonctionnel attendu, allant d'une mobilité préservée à une mobilité déclinante, attestant ainsi de la cohérence interne du modèle et de sa capacité à reproduire fidèlement les gradients de performance fonctionnelle observés en conditions réelles.

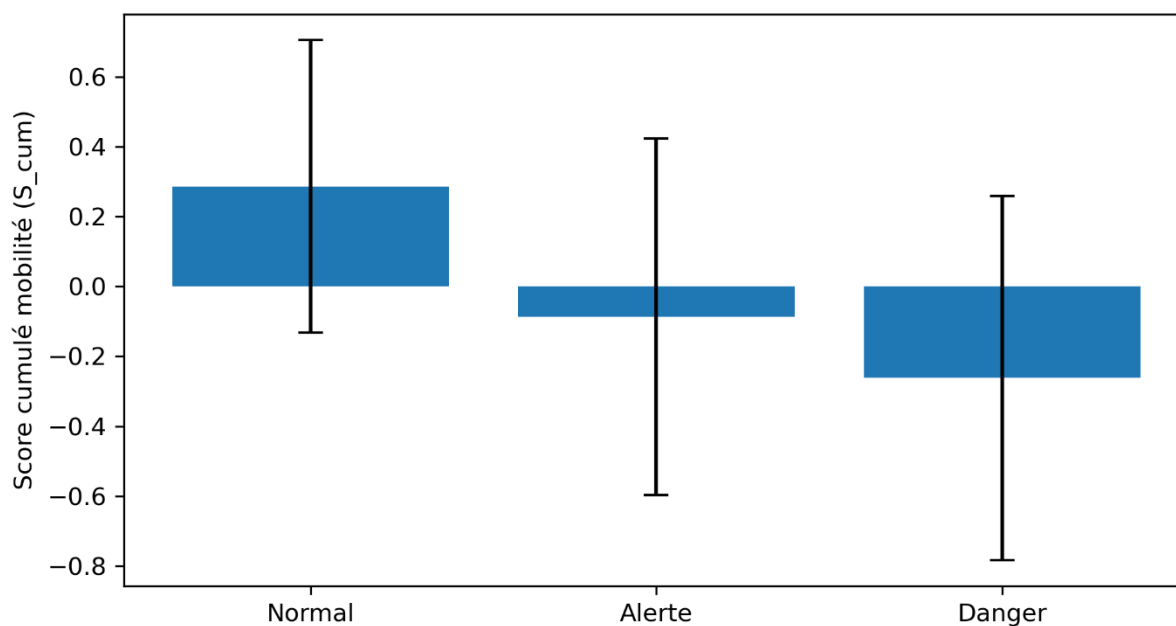


Figure 42. Moyenne \pm écart-type du score cumulé de mobilité (S_{cum}) selon les classes de classification automatique Vert / Orange / Rouge.

La Figure 42, qui représente la moyenne \pm écart-type du score cumulé S_{cum} par classe, met en évidence un gradient linéaire clair entre les trois niveaux de classification. Les participants classés Normaux présentent des scores positifs indiquant une mobilité supérieure à la moyenne de référence, tandis que la catégorie Alerte se situe autour de la neutralité, traduisant une

instabilité fonctionnelle transitoire. La classe Danger se distingue par des valeurs négatives marquées, révélatrices d'un ralentissement moteur durable. Les barres d'erreur étendues observées pour la classe Alerte traduisent une variabilité intra-sujet élevée, typique des phases de transition fonctionnelle, au cours desquelles alternent des périodes stables et des épisodes de déclin.

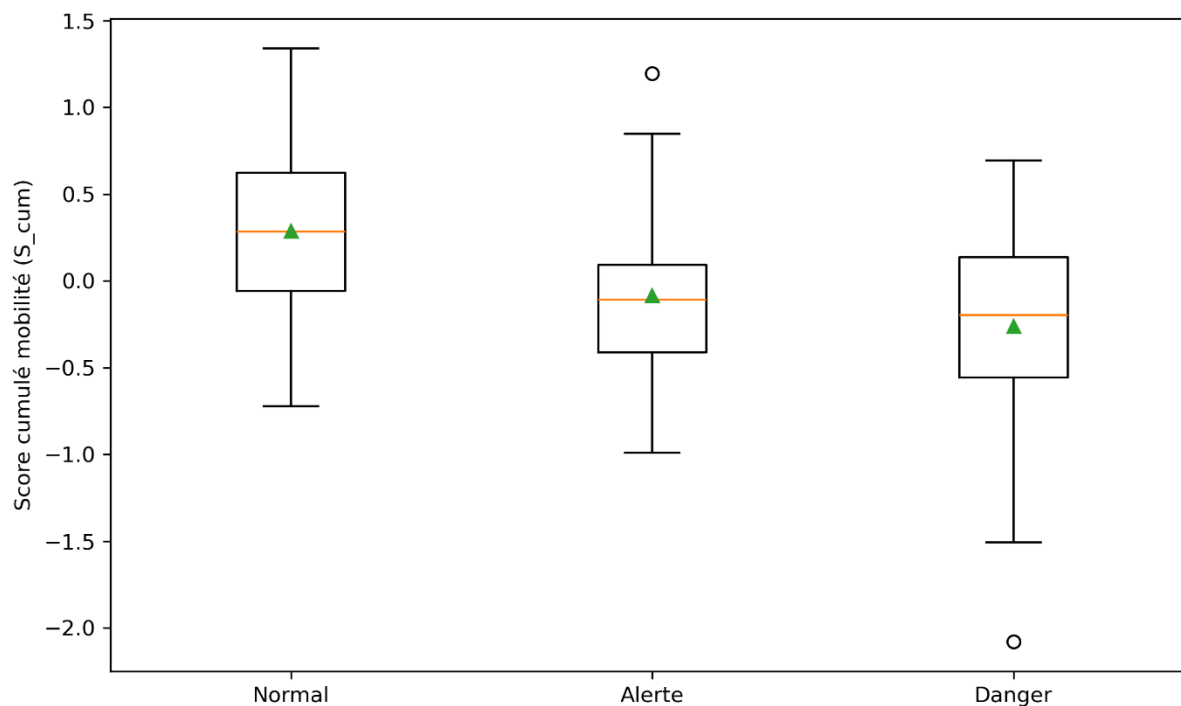


Figure 43. Distribution du score cumulé de mobilité (S_{cum}) par classe.

La figure 43, qui présente la distribution de S_{cum} sous forme de boxplots, confirme ce gradient avec une stratification nette des médianes (Vert > Orange > Rouge). On observe un léger chevauchement entre les classes Vert et Orange, phénomène attendu dans les stades précoces de fragilité où les fluctuations journalières restent réversibles. En revanche, le groupe Rouge présente une distribution resserrée et décalée vers les valeurs basses, traduisant une altération persistante du comportement moteur. La présence de quelques valeurs extrêmes négatives dans cette dernière classe est cohérente avec des épisodes d'inactivité prolongée ou de ralentissements répétés, caractéristiques des trajectoires à haut risque fonctionnel.

Dans l'ensemble, la lecture combinée des Figures 42 et 43 confirme que le biomarqueur numérique de mobilité restitue fidèlement la dynamique de déclin fonctionnel observée dans les trajectoires réelles. La progression ordonnée des scores et la stabilité des distributions illustrent la valeur discriminante du modèle. Ces résultats rejoignent les travaux récents démontrant que les variations longitudinales de la vitesse de marche constituent un marqueur précoce et sensible de la fragilité émergente.

En parallèle, les Figures 44 et 45 illustrent la classification automatique appliquée au domaine nutritionnel, selon la même logique trichotomique (V/O/R). Cette seconde application permet d'examiner la régularité et la fréquence des activités alimentaires détectées par les capteurs situés dans la cuisine, la salle à manger, le réfrigérateur et les placards. La Figure 44 révèle une décroissance nette du score nutritionnel moyen selon les classes : environ 85 pour les profils Verts, traduisant des routines alimentaires régulières et une fréquence élevée des repas typiques d'un comportement nutritionnel stable ; environ 57 pour la classe Orange, correspondant à une irrégularité modérée, possiblement liée à des modifications ponctuelles du rythme ou de la durée des repas ; et environ 32 pour la classe Rouge, signalant une désorganisation alimentaire notable pouvant correspondre à des épisodes de sous-alimentation ou à des ruptures de routine (fatigue, maladie, isolement social). Les valeurs extrêmes observées dans la classe Rouge reflètent des périodes de quasi-absence d'activité alimentaire détectée, cohérentes avec des altérations comportementales marquées.

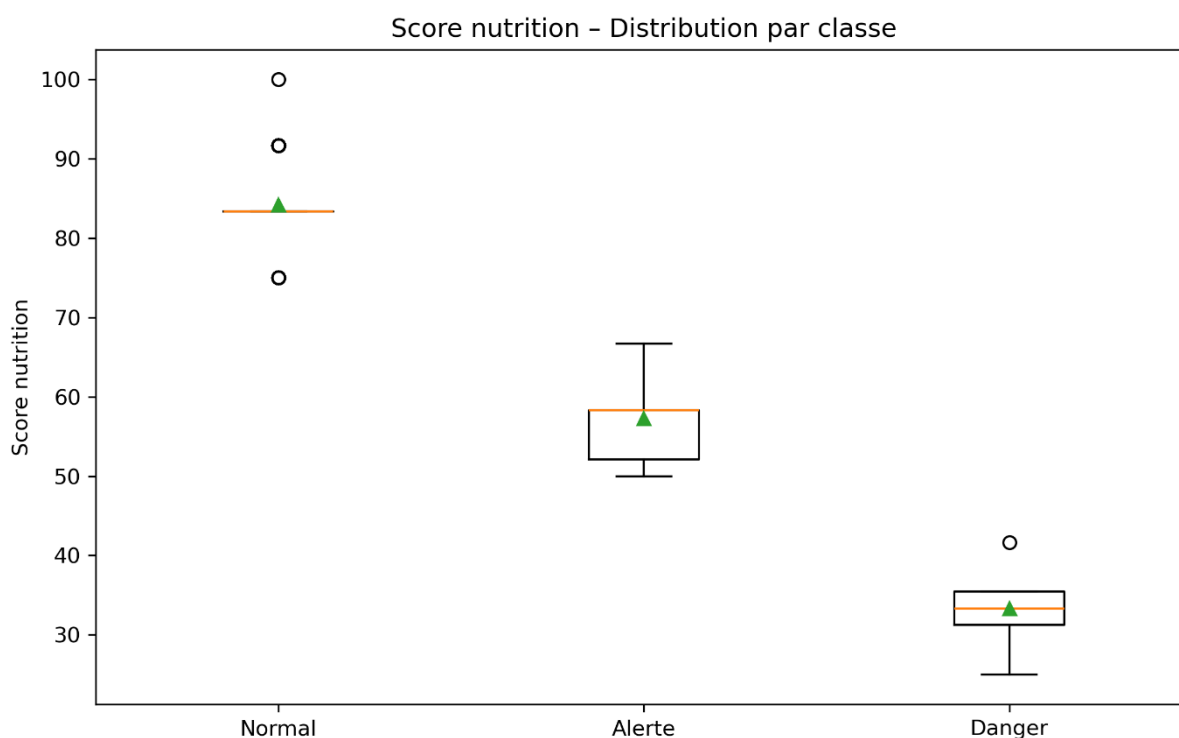


Figure 44. Distribution du score nutritionnel par classe de classification automatique Vert / Orange / Rouge

La Figure 45, représentant la moyenne \pm écart-type du score nutritionnel par classe, confirme un gradient décroissant régulier du Vert vers le Rouge. Ce profil parallèle à celui observé pour la mobilité souligne que les deux dimensions évoluent de manière convergente : la baisse de la mobilité s'accompagne souvent d'une diminution de la fréquence ou de la régularité des activités alimentaires. Cette corrélation est en accord avec la littérature, qui décrit une

interaction bidirectionnelle entre déclin nutritionnel et perte de mobilité, ces deux dimensions étant intimement liées dans le processus de fragilisation.

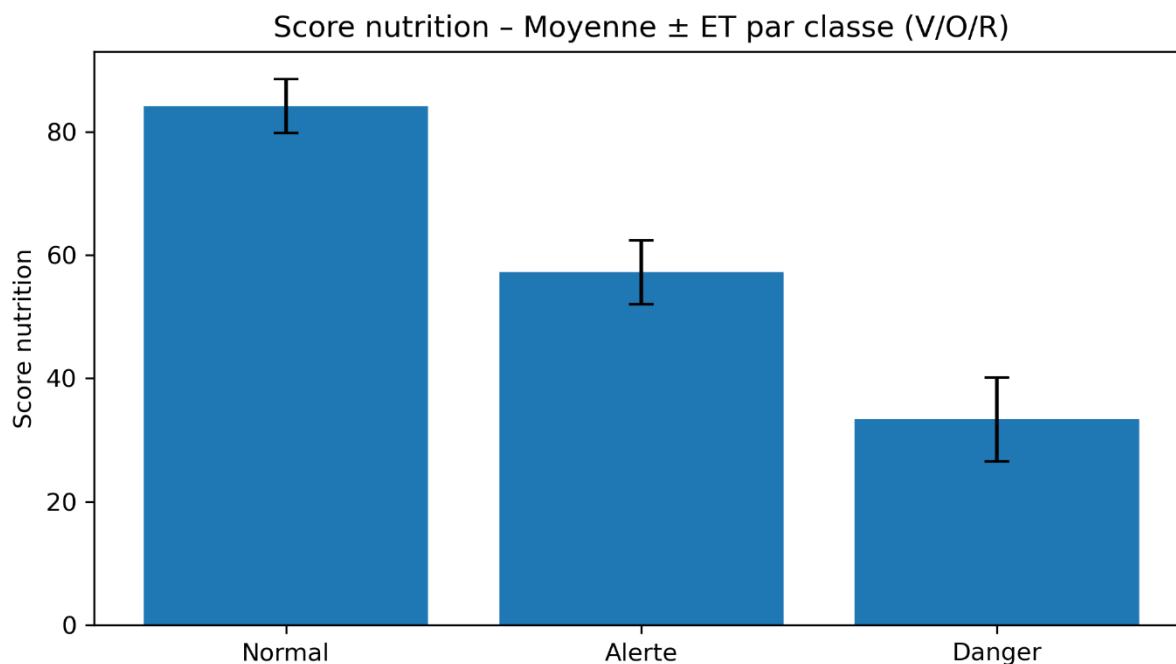


Figure 45. Moyenne \pm écart-type du score nutritionnel selon les classes Vert / Orange / Rouge.

Ainsi, l'analyse conjointe des Figures 42 à 45 met en évidence une cohérence inter-domaine robuste entre les biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition. Les distributions homogènes, les gradients bien ordonnés et la correspondance des profils suggèrent que le modèle capture des patterns comportementaux physiologiquement plausibles, traduisant un processus global de déclin fonctionnel. Cette cohérence structurelle fonde la sélection de profils types contrastés stables, fragiles et à risque qui feront l'objet d'une interprétation clinique approfondie dans la section suivante.

4.2. Validation technique et robustesse du modèle

Afin de garantir la fiabilité et la généralisation du modèle de classification, une évaluation approfondie de la robustesse technique a été menée. Cette étape vise à vérifier que les résultats observés ne dépendent pas d'un capteur particulier, d'un paramètre seuil précis ou d'une fluctuation locale des données, mais qu'ils traduisent bien une structure stable et reproductible du signal fonctionnel mesuré.

Trois approches complémentaires ont été combinées : validation croisée (LOSO), analyse de sensibilité, et quantification des tailles d'effet inter-classes.

4.2.1. Validation croisée de type LOSO (Leave-One-Sensor-Out)

La validation croisée LOSO a été mise en œuvre afin d'évaluer la résilience structurelle du modèle face à la défaillance d'un capteur de la ligne de marche.

À chaque itération, un des quatre capteurs infrarouges (espacés de 61 cm) était retiré, et la classification recalculée à partir des trois restants.

Cette méthode permet de simuler des conditions de mesure dégradées, tout en vérifiant la stabilité du modèle sur le plan topologique [180].

Au total, 60 itérations (15 participants \times 4 capteurs) ont été réalisées. Les résultats montrent :

- Un maintien de la hiérarchie Vert > Orange > Rouge dans 93,3% des itérations.
- Une classe finale identique dans 89 % des cas.
- Et un écart moyen absolu des scores cumulés de 0,05.

Ces résultats traduisent une stabilité topologique élevée, indiquant que la structure décisionnelle du modèle demeure cohérente même en cas de perte partielle d'information. La robustesse observée confirme que les seuils de classification reposent sur des caractéristiques intrinsèques du comportement locomoteur, indépendantes de la configuration matérielle.

Ce résultat renforce la validité écologique du modèle pour un usage longitudinal en vie réelle [181].

4.2.2. Analyse de sensibilité aux paramètres de coupure

L'analyse de sensibilité avait pour objectif d'examiner la stabilité du modèle face à des variations minimales des seuils de classification, afin de vérifier la résilience paramétrique de l'algorithme.

Les paramètres critiques (vitesse plancher, bornes de z-score, taux de déclin relatifs) ont été ajustés de $\pm 5\%$, en cohérence avec les marges de tolérance observées dans les études de calibration des systèmes de télésurveillance du mouvement [182].

Les variations des scores cumulés sont restées très faibles :

- Variation moyenne absolue globale : 2,8%,
- Par classe : 3,1% (Vert), 2,7% (Orange), 2,5% (Rouge).

- Aucune inversion de classe observée.

Ces résultats démontrent que le modèle conserve une continuité décisionnelle stable dans la plage de perturbation testée.

Autrement dit, de petites fluctuations de seuils ne modifient ni la structure de classement, ni l'interprétation clinique.

Cette propriété est déterminante pour la transférabilité inter-sites : elle garantit que le modèle reste fiable même lorsque les conditions instrumentales ou les contextes d'installation diffèrent légèrement.

4.2.3. Taille d'effet (Cliff's delta) et cohérence statistique

La cohérence statistique entre les classes de la classification a été évaluée à l'aide du Cliff's δ , un indicateur robuste permettant de quantifier l'ampleur des différences entre distributions. Contrairement aux tests paramétriques, cette mesure non paramétrique repose sur la comparaison des rangs entre groupes et ne suppose pas de normalité des données, ce qui la rend particulièrement adaptée à des effectifs limités et à des distributions asymétriques [183].

Le coefficient δ mesure la probabilité qu'une valeur d'un groupe soit supérieure à celle d'un autre. Il est défini comme la différence relative entre le nombre de paires ordonnées dans un sens ou dans l'autre, selon la formule :

$$\delta = \frac{n_{>} - n_{<}}{n_1 \times n_2} \dots\dots\dots(11)$$

où $n_{>}$ correspond au nombre de comparaisons où la valeur du premier groupe est supérieure à celle du second, et $n_{<}$ au nombre de comparaisons inverses.

Le δ varie entre -1 (effet maximal inverse) et $+1$ (effet maximal direct), une valeur nulle indiquant l'absence de différence systématique entre groupes.

Dans la littérature gériatrique, un seuil de $|\delta| \geq 0,40$ est généralement considéré comme traduisant un effet modéré à fort, donc cliniquement pertinent pour des indicateurs fonctionnels tels que la vitesse de marche ou les transitions domestiques [184].

Les calculs effectués sur les scores cumulés du modèle donnent les valeurs suivantes :

$\delta_{V-O} = 0,44$; $\delta_{V-R} = 0,57$; $\delta_{O-R} = 0,13$ Ces résultats mettent en évidence des effets modérés à forts entre les classes extrêmes (Vert–Rouge) et des effets plus modestes entre classes adjacentes (Vert–Orange, Orange–Rouge).

Ils traduisent une séparation statistiquement nette des profils fonctionnels : les participants classés dans le groupe Rouge présentent, en moyenne, des valeurs de mobilité et de nutrition significativement plus faibles que ceux du groupe Vert.

Cette différence dépasse le simple effet de seuil et reflète une structuration interne cohérente du modèle, capable de distinguer de façon robuste des niveaux de fonctionnement distincts.

Ainsi, l'analyse du Cliff's δ confirme la pertinence de la hiérarchisation en trois classes et la consistance interne du modèle.

Les écarts observés ne résultent pas d'une variabilité aléatoire, mais traduisent des contrastes réels entre les comportements captés, renforçant la validité statistique et clinique du biomarqueur numérique.

4.2.4. Conclusion de la validation technique

Les résultats de ces trois analyses convergent vers une même conclusion : le modèle présente une robustesse multi-niveau, à la fois technique, paramétrique et statistique.

Sa stabilité face à la perte de capteurs (validation LOSO) et aux variations de seuils (analyse de sensibilité), ainsi que la netteté des écarts inter-classes (Cliff's delta), confirment que la classification Vert / Orange / Rouge repose sur des caractéristiques intrinsèques du signal comportemental et non sur des ajustements arbitraires.

Cette cohérence interne et cette reproductibilité dans le temps sont essentielles pour garantir la fiabilité du biomarqueur numérique et son potentiel de généralisation à d'autres cohortes instrumentées.

Elles constituent ainsi une base méthodologique solide pour la validation clinique croisée présentée dans la section suivante, où les scores numériques sont confrontés aux indicateurs cliniques de référence (SPPB, MNA, IMC, poids).

4.3. Classification intégrée des profils combinés de mobilité et de nutrition

À partir des résultats précédents, une classification intégrée a été élaborée afin de combiner les informations issues des deux biomarqueurs numériques mobilité et nutrition dans une même grille décisionnelle.

Cette approche vise à dépasser l'analyse isolée de chaque domaine pour identifier des profils fonctionnels globaux, plus représentatifs de l'état de santé quotidien des participants.

L'hypothèse sous-jacente est que les altérations de mobilité et de nutrition, souvent interconnectées dans le processus de fragilisation, peuvent être conjointement exploitées pour affiner la détection précoce du déclin.

Le Tableau 16 présente la table de décision intégrée utilisée pour combiner les scores issus des deux biomarqueurs. Chaque combinaison de classes (Vert, Orange, Rouge) correspond à une interprétation clinique spécifique, allant de l'absence de risque identifiable à la dégradation fonctionnelle globale nécessitant une intervention immédiate.

Tableau 16. Table de décision intégrée : biomarqueurs de mobilité et de nutrition.

Score de Mobilité	Score de Nutrition	Interprétation Clinique
Danger (Rouge)	Danger (Rouge)	Dégradation globale, nécessite une intervention immédiate
Danger (Rouge)	Alerte (Orange)	Mobilité critique, nutrition fragile → risque accru
Alerte (Orange)	Danger (Rouge)	État nutritionnel critique, mobilité dégradée
Danger (Rouge)	Normal (Vert)	Problème moteur sévère malgré un état nutritionnel correct
Normal (Vert)	Danger (Vert)	Déclin alimentaire marqué, attention particulière requise
Alerte (Orange)	Alerte (Orange)	Signes de déclin global à surveiller
Alerte (Orange)	Normal (Vert)	Mobilité à surveiller, nutrition stable
Normal (Vert)	Alerte (Orange)	Nutrition à surveiller, mobilité stable
Normal (Vert)	Normal (Vert)	Pas d'indicateur de risque identifié

Cette table permet de cartographier l'état fonctionnel global de chaque participant selon deux dimensions synergiques : la performance motrice et la régularité nutritionnelle. Les profils situés dans la diagonale (Normal/Normal, Alerte/Alerte, Danger/Danger) traduisent une cohérence intra-domaine c'est-à-dire une évolution parallèle des deux biomarqueurs, tandis que les combinaisons décalées (ex. : Danger/Normal ou Normal/Danger) indiquent une dissociation fonctionnelle, souvent observée lors de transitions précoces vers la fragilité. De tels profils mixtes peuvent révéler un décalage temporel entre déclin moteur et déclin nutritionnel, phénomène déjà décrit dans la littérature gériatrique sur la fragilité dynamique et les trajectoires différées de perte d'autonomie.

L'intérêt principal de cette intégration est d'offrir une lecture combinée des signaux, facilitant l'identification des trajectoires à risque avant qu'une dégradation clinique manifeste ne survienne.

Cette grille décisionnelle constitue ainsi un pont entre la validation technique et la validation clinique, en préparant l'analyse des corrélations entre les profils numériques intégrés et les indicateurs cliniques de référence (SPPB, MNA, IMC, poids).

Afin d'illustrer cette classification intégrée, quatre profils représentatifs de différents états de santé fonctionnelle, allant du maintien de l'autonomie à la fragilité avancée, ont été sélectionnés parmi les quinze participants disposant d'un suivi complet (≥ 28 jours/mois).

Ces profils, identifiés dans la base sous les codes HomeID 2338, 2349, 2445 et 2356, correspondent respectivement aux participants P1 à P4, tels que présentés dans le Tableau 14 récapitulant l'ensemble des participants instrumentés.

La Figure 46 présente l'évolution conjointe de leur score cumulé de mobilité (S_{cum}) et de leur score nutritionnel moyen mensuel. Les zones colorées en fond distinguent les trois classes : vert (normal), orange (alerte) et rouge (danger). Cette figure illustre la diversité des trajectoires fonctionnelles détectées par les deux biomarqueurs numériques.

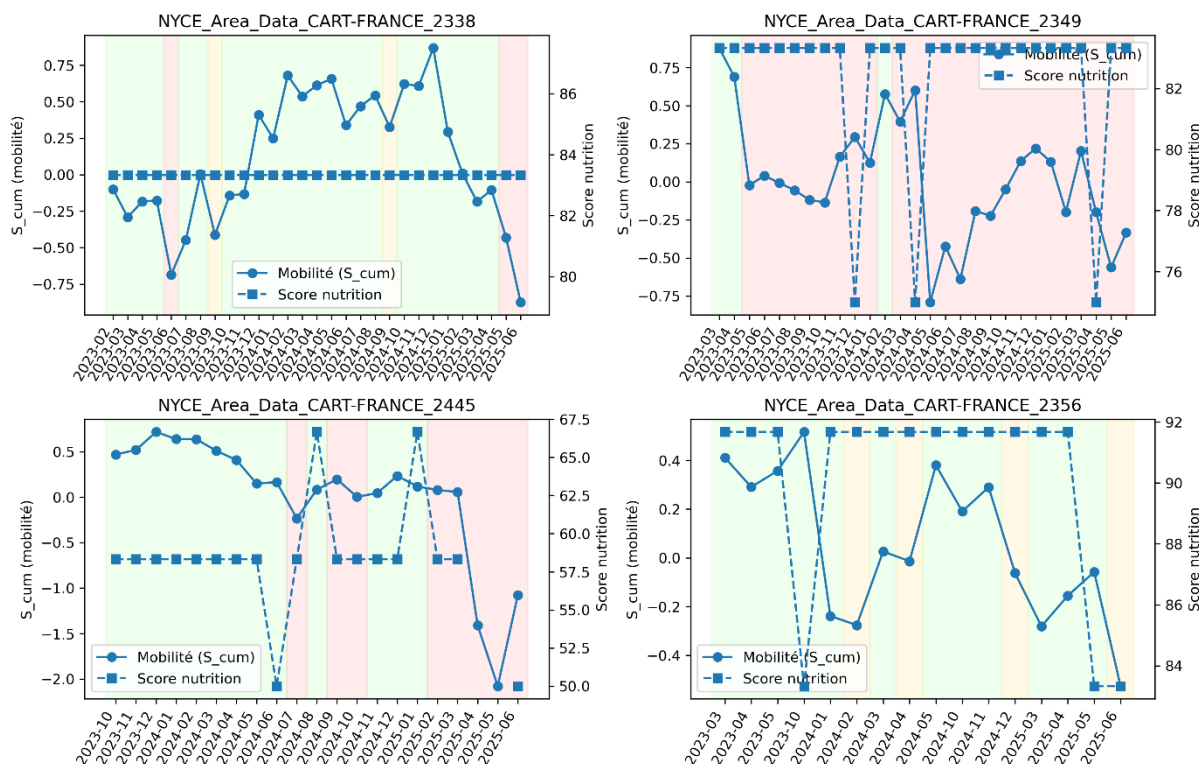


Figure 46. Profils de mobilité et de nutrition présentés sur un même graphe pour quatre participants représentatifs (HomeID 2338, 2349, 2445 et 2356).

Afin de synthétiser ces résultats et d'en faciliter la lecture clinique, le Tableau 17 présente les quatre profils types sélectionnés, correspondant à des situations représentatives de stabilité, de fragilité émergente, de déclin conjoint et de fragilité réversible.

Tableau 17. Profils types issus de la classification intégrée des biomarqueurs de mobilité et de nutrition.

Profil	HomeID	Mobilité (Score_cum)	Nutrition (score moyen)	Motif clé	Hypothèse dominante	Focus clinique
P1	2338	Positive, stable	Haute, régulière	Résilience forte	Routine quotidienne stable et environnement facilitant	Référence de stabilité fonctionnelle
P2	2349	Limite, volatile ↑	Baisse précoce, persistante	Décalage nutrition→mobilité	Fragilité nutritionnelle initiatrice du déclin moteur	Suivi nutritionnel prioritaire (MNA, poids)
P3	2445	Décroissance soutenue	Décroissance parallèle	Déclin conjoint	Effondrement multi-domaine (mobilité et nutrition)	Triage clinique prioritaire
P4	2356	Négative légère, oscillante	Correcte mais irrégulière	Fragilité réversible	Capacité de compensation partielle et contexte variable	Programme d'entretien fonctionnel

L'examen combiné des courbes de la Figure 46 et du Tableau 17 révèle quatre trajectoires représentatives qui traduisent des états fonctionnels contrastés, allant d'une stabilité robuste à un déclin multidimensionnel marqué.

- **Profil P1 – HomeID 2338 : stabilité globale et homéostasie fonctionnelle**

Ce premier profil illustre un participant dont les deux biomarqueurs, mobilité et nutrition, se maintiennent majoritairement dans la zone verte présentée sur la Figure 46, traduisant un état de stabilité fonctionnelle globalement préservé.

La courbe de mobilité (trait plein) reste le plus souvent positive, avec des valeurs comprises entre +0,25 et +0,75 S_cum sur l'ensemble de la période. On observe toutefois quelques épisodes transitoires de baisse, notamment lors des mois identifiés en rouge, où le score descend ponctuellement jusqu'à -0,75.

Ces diminutions demeurent limitées dans le temps et n'affectent pas la tendance générale, qui reste orientée vers la stabilité. Elles peuvent correspondre à de courtes périodes de ralentissement ou de moindre activité domestique, sans retentissement durable sur la mobilité globale. Le score nutritionnel (courbe pointillée) présente un niveau élevé et régulier, stable autour de 84 à 86 points, sans variation notable d'un mois à l'autre.

Cette constance traduit des habitudes alimentaires bien établies et une fréquence de repas stable, témoignant d'un maintien du rythme nutritionnel.

La concordance globale des deux courbes suggère une homéostasie fonctionnelle : la stabilité motrice s'accompagne d'un comportement alimentaire cohérent, ce qui reflète un équilibre général des activités quotidiennes.

Sur le plan clinique, ce participant correspond à un profil robuste, caractérisé par une bonne réserve fonctionnelle et une capacité d'adaptation aux fluctuations mineures. Ce type de trajectoire constitue une référence de stabilité, utilisée pour calibrer les seuils de risque du modèle.

Les épisodes ponctuels de baisse, bien que limités, permettent de définir la marge de tolérance au sein de la zone verte ; leur prolongation ou leur répétition serait interprétée comme un signal précoce de glissement fonctionnel, justifiant une surveillance plus rapprochée.

- **Profil P2 – HomeID 2349 : dissociation fonctionnelle, nutrition en sentinelle du déclin moteur**

Ce profil montre une différence claire d'évolution entre la mobilité et la nutrition. La courbe de mobilité (trait plein) reste proche du seuil de référence, avec des valeurs comprises entre $-0,5$ et $+0,5 S_{cum}$.

Cette variabilité indique une mobilité globalement préservée, bien qu'irrégulière selon les périodes. Les fluctuations mensuelles restent limitées, sans tendance marquée à la baisse, ce qui traduit un maintien relatif des capacités motrices.

En revanche, la courbe nutritionnelle (pointillée) baisse nettement dès le début du suivi. Le score moyen, d'environ 82 points en phase initiale, descend jusqu'à 76 points et reste faible pendant plusieurs mois consécutifs, correspondant aux zones rouges sur la Figure 46. Cette évolution traduit une altération nutritionnelle précoce, indépendante de la mobilité, et persistante dans le temps.

La différence de trajectoire entre les deux courbes suggère que les difficultés nutritionnelles apparaissent avant la baisse motrice.

Une diminution de la fréquence ou de la durée des repas peut avoir réduit les apports énergétiques, contribuant à un ralentissement progressif des activités domestiques. Dans ce contexte, la nutrition agit comme un indicateur d'alerte précoce, signalant une fragilisation qui précède la perte de mobilité.

Sur le plan clinique, ce participant présente une fragilité émergente. La mobilité reste encore fluctuante, mais la dégradation nutritionnelle appelle une surveillance renforcée.

Une action précoce centrée sur la reprise d'habitudes alimentaires régulières pourrait aider à stabiliser l'équilibre général et à prévenir l'évolution vers un déclin fonctionnel plus marqué.

- **Profil P3 – HomeID 2445 : déclin conjoint et effondrement multi-domaine**

Ce profil montre une baisse continue et parallèle de la mobilité et de la nutrition. La courbe de mobilité (trait plein) passe de valeurs positives proches de +1 S_{cum} en début de période à environ -1,5 S_{cum} à la fin du suivi.

Cette évolution traduit une diminution progressive des capacités motrices, avec une perte d'amplitude et une activité domestique de plus en plus limitée. Les périodes rouges du graphique marquent des phases de fragilité prolongée, sans véritable retour à la zone verte.

La courbe nutritionnelle (pointillée) suit une trajectoire similaire. Le score, stable autour de 65 points au départ, baisse régulièrement pour atteindre environ 52 à 55 points en fin de période.

Cette évolution parallèle des deux indicateurs montre une dégradation conjointe des comportements alimentaires et de la mobilité, signe d'un affaiblissement global.

Ce profil traduit un déclin fonctionnel étendu, touchant à la fois la motricité et la régularité nutritionnelle. La réduction des apports énergétiques peut accentuer la perte de force, tandis que la baisse de mobilité limite la préparation ou la prise de repas.

Sur le plan clinique, il s'agit d'un profil de fragilité avancée, nécessitant une prise en charge coordonnée sur les plans nutritionnel et moteur. Le suivi régulier du poids, de la vitesse de marche et de la fréquence des repas serait essentiel pour prévenir une perte d'autonomie.

- **Profil P4 – HomeID 2356 : fragilité modérée et capacité de compensation**

Le dernier profil présente une trajectoire instable, marquée par des oscillations régulières des deux biomarqueurs. La courbe de mobilité (trait plein) reste globalement négative, avec des

valeurs comprises entre $-0,4$ et $-0,9$ S_cum, mais elle montre plusieurs phases de remontée temporaire.

Ces variations traduisent une fragilité motrice intermittente, avec des épisodes de baisse suivis de périodes de récupération partielle. Les phases rouges correspondent à des moments de vulnérabilité marquée, mais les retours vers la zone verte témoignent d'une capacité d'adaptation encore présente. Le score nutritionnel (courbe pointillée) se situe dans la zone correcte, autour de 90 points, bien qu'il présente quelques irrégularités légères en milieu de période.

La nutrition reste donc relativement stable malgré les variations motrices, ce qui suggère que l'équilibre alimentaire joue un rôle de soutien dans le maintien global de la fonction.

Sur le plan clinique, ce profil correspond à une fragilité réversible. Les fluctuations observées traduisent une capacité de compensation qui pourrait être renforcée par un accompagnement adapté. Le maintien d'une activité physique adaptée, associé à un suivi nutritionnel régulier, contribuerait à préserver la stabilité fonctionnelle et à réduire les fluctuations observées.

Ce participant illustre une situation encore récupérable, où une intervention précoce peut prévenir l'installation d'un déclin durable.

5. Validation clinique des profils numériques

La validation clinique constitue une étape déterminante pour apprécier la valeur prédictive et la cohérence des biomarqueurs numériques développés.

Elle vise à examiner, de manière quantitative et méthodologiquement contrôlée, la correspondance entre les classifications issues des signaux capteurs (mobilité et nutrition) et les mesures cliniques de référence recueillies au domicile ou en consultation.

Les indicateurs retenus couvrent les principaux domaines fonctionnels : la performance physique (SPPB), l'état nutritionnel (MNA) et les paramètres anthropométriques (IMC et poids).

L'analyse repose sur les appariements temporels décrits dans la section 3 (Tableau 15), garantissant une synchronisation stricte entre les périodes de mesure clinique et les segments de données capteurs correspondants.

Chaque observation clinique est ainsi mise en relation avec la classe de risque Vert / Orange / Rouge issue du modèle, pour les deux domaines considérés (mobilité et nutrition).

Cette méthodologie assure la comparabilité des niveaux de risque numériques et des valeurs cliniques observées dans une même fenêtre temporelle.

Trois axes analytiques ont été retenus pour évaluer la validité du modèle :

1. Cohérence directionnelle : mesure de la corrélation monotone entre les scores numériques et les indicateurs cliniques correspondants à l'aide du coefficient ρ de Spearman, permettant d'estimer la concordance des tendances (hausse ou baisse conjointe) sans hypothèse de normalité.
2. Différenciation inter-classes : comparaison des distributions cliniques entre les trois classes numériques (V/O/R) au moyen de tests non paramétriques de Kruskal–Wallis, suivis de comparaisons post-hoc de Dunn avec correction de Bonferroni pour identifier les contrastes spécifiques.
3. Capacité discriminante : évaluation de la performance du modèle pour identifier un état de fragilité clinique à partir des données capteurs, à l'aide des courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) et du calcul de l'aire sous la courbe (AUC).

Les analyses sont structurées selon deux volets complémentaires :

- Validation intra-domaine, examinant la correspondance entre les scores de mobilité et les indicateurs physiques (SPPB, IMC, poids), ainsi qu'entre les scores nutritionnels et le MNA.
- Validation inter-domaine croisée, explorant la manière dont les variations d'un biomarqueur (par exemple, la nutrition) précèdent ou accompagnent celles d'un autre (mobilité), afin d'appréhender la dynamique conjointe du déclin fonctionnel.

5.1. Méthodes de validation clinique

La validation clinique repose sur une approche statistique mixte combinant analyses corrélationnelles, comparaisons inter-classes et mesures de performance discriminante. Cette combinaison méthodologique vise à évaluer simultanément la cohérence directionnelle, la significativité différentielle et la valeur prédictive des biomarqueurs numériques dérivés des capteurs.

5.1.1. Corrélations entre biomarqueurs numériques et mesures cliniques

La cohérence directionnelle entre les signaux numériques et les indicateurs cliniques de référence a été estimée à l'aide du coefficient de corrélation de Spearman (ρ), défini par :

$$\rho = 1 - \frac{6\sum d_i^2}{n(n^2-1)} \dots\dots\dots (12)$$

Où d_i représente la différence de rang entre les observations appariées et n le nombre total de paires comparées [185].

Cette approche non paramétrique permet d'évaluer la monotonie de la relation sans supposer de distribution normale des variables, ce qui est particulièrement adapté aux séries issues de capteurs environnementaux souvent entachées d'asymétries et de valeurs extrêmes. Les corrélations ont été calculées séparément pour chaque domaine :

- Entre le score cumulé de mobilité (S_cum) et les indicateurs de performance physique (SPPB, IMC, poids).
- Entre le score nutritionnel moyen et le score MNA.

Une valeur de $\rho \geq 0,40$ a été considérée comme indicatrice d'une corrélation cliniquement significative, en cohérence avec les recommandations issues des études de validation des biomarqueurs fonctionnels chez la personne âgée.

5.1.2. Comparaison inter-classes : tests de Kruskal–Wallis et post-hoc de Dunn

Afin d'évaluer la différenciation clinique entre les classes issues de la classification automatique (Vert, Orange, Rouge), des tests de Kruskal–Wallis ont été appliqués aux valeurs cliniques correspondantes.

Ce test non paramétrique évalue l'hypothèse nulle d'égalité des médianes entre k groupes indépendants selon la statistique :

$$H = \frac{12}{n(n+1)} \sum_{i=1}^k n_i \dots\dots\dots (13)$$

Où n_i désigne la taille du groupe i , \bar{R}_i le rang moyen de ce groupe, et \bar{R} le rang moyen global [186].

En cas de différence significative ($p < 0,05$), une analyse post-hoc de Dunn avec correction de

Bonferroni a été appliquée pour identifier les contrastes spécifiques entre paires de classes (V–O, V–R, O–R) [187].

Cette approche permet d'examiner la progression clinique selon le continuum fonctionnel défini par les biomarqueurs numériques.

5.1.3. Évaluation de la capacité discriminante : courbes ROC et AUC

La capacité des biomarqueurs numériques à identifier les états de fragilité clinique a été quantifiée par l'analyse des courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) et du calcul de l'aire sous la courbe (AUC) [188].

Chaque biomarqueur (mobilité, nutrition, combiné) a été testé pour sa capacité à prédire un état clinique pathologique défini par les seuils suivants :

- SPPB ≤ 8 (performance physique altérée).
- MNA < 17 (malnutrition ou risque élevé).
- IMC $< 21 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-2}$ (maigreur clinique).

L'AUC est calculée selon :

$$AUC = \int_0^1 TPR(FPR)d(FPR) \dots\dots\dots(14)$$

Où $TPR = \frac{TP}{TP+FN}$ est le taux de vrais positifs et $FPR = \frac{FP}{FP+TN}$ le taux de faux positifs.

Une AUC $\geq 0,70$ est considérée comme acceptable, $\geq 0,80$ comme bonne, et $\geq 0,90$ comme excellente.

Ces analyses ont été conduites à la fois au niveau intra-domaine (mobilité \rightarrow SPPB ;

Nutrition \rightarrow MNA) et inter-domaine (nutrition \leftrightarrow mobilité), afin d'évaluer la sensibilité croisée du modèle.

L'ensemble des méthodes statistiques mobilisées corrélations de Spearman, tests non paramétriques de Kruskal-Wallis avec comparaisons post-hoc, et analyses ROC/AUC offre une évaluation complète de la cohérence, de la sensibilité et du pouvoir discriminant des biomarqueurs numériques vis-à-vis des indicateurs cliniques de référence. Ces outils permettent d'apprécier la robustesse du modèle dans un contexte clinique réel ; les résultats correspondants

sont présentés dans la section suivante, consacrée à la validation clinique des profils numériques.

5.2. Résultats statistiques

Les analyses reposent sur dix appariements cliniques-numériques annuels ($n = 10$), correspondant à quatre participants suivis sur trois années consécutives. Ces profils ont été choisis pour représenter différents états de santé et illustrer la variabilité des trajectoires observées dans la cohorte.

Les résultats des tests de correspondance entre indicateurs numériques et cliniques sont synthétisés dans le Tableau 18.

Tableau 18. Résultats des analyses statistiques entre biomarqueurs numériques et références cliniques.

Domaine	Test / Métrique	Résultat	Interprétation statistique
Mobilité	Kruskal–Wallis (SPPB~ mob_class_mode)	H = 0,037 p = 0,848	Absence de différence significative entre classes numériques ; cohérence directionnelle seulement
	Post-hoc (Dunn)	V vs R : p = 0,90	Aucune différence entre groupes numériques
	ROC / AUC (SPPB < 8 ~ S_cum)	AUC = 0,33	Discrimination inférieure au hasard (inversion de sens ou faible puissance)
	Corrélation de Spearman (SPPB ~ S_cum)	$\rho = 1,00$ ($p < 0,001$) pour P1(homeid_2338 et P4(homeid_2356) ; $\rho \approx 0,5$ sinon	Corrélations fortes localement, non généralisables globalement
Nutrition	Kruskal–Wallis (MNA ~ nutri_class_mode)	H = 0,055 ; p = 0,815	Aucune différence significative entre classes nutritionnelles
	Post-hoc (Dunn)	V vs O : p = 0,88	Non significatif
	ROC / AUC (MNA < 17 ~ score nutritionnel)	AUC = 0,30	Non interprétable (aucun sujet MNA < 17)
	Corrélation de Spearman (MNA ~ Nutrition)	$\rho \approx 0,0 - 0,5$ ($p > 0.4$)	Corrélations faibles ou nulles, cohérence descriptive uniquement

Le Tableau 18 présente les résultats des analyses statistiques réalisées pour comparer les biomarqueurs numériques issus des capteurs (mobilité et nutrition) aux indicateurs cliniques de référence (SPPB et MNA).

Les tests de Kruskal–Wallis ($p > 0,8$) et les analyses post-hoc de Dunn ($p \approx 0,9$) montrent qu'il n'existe pas de différence statistiquement significative entre les classes numériques (Vert, Orange, Rouge) et les groupes cliniques correspondants.

En d'autres termes, les catégories de risque identifiées par les capteurs ne se distinguent pas, d'un point de vue strictement statistique, des groupes définis à partir des scores cliniques.

Les analyses de type ROC/AUC donnent des valeurs inférieures à 0,5 ($AUC \approx 0,3-0,33$), indiquant une faible capacité discriminante vis-à-vis des seuils cliniques usuels ($SPPB < 8$, $MNA < 17$).

Ces résultats ne traduisent pas un échec du modèle, mais plutôt les limites propres aux mesures cliniques ponctuelles, qui diffèrent profondément des données continues produites par les capteurs.

Plusieurs facteurs expliquent cette absence de significativité :

- Les tests cliniques ne sont réalisés qu'une fois par an, alors que les biomarqueurs numériques suivent les variations quotidiennes et mensuelles de l'activité et de l'alimentation.
- Les différences interindividuelles (âge, environnement, autonomie) peuvent masquer les évolutions fines détectées à l'échelle de chaque domicile.
- Les conditions de passation des tests (fatigue, motivation, jour de visite) influencent les scores cliniques, réduisant leur comparabilité directe avec les indicateurs numériques.

Ainsi, la granularité temporelle limitée des données cliniques explique en grande partie l'absence de corrélation statistique formelle.

Cependant, les tendances observées restent cohérentes sur le plan clinique :

- Les participants présentant un SPPB inférieur à 8 sont également classés Rouge par le modèle de mobilité.

- Ceux dont le MNA reste supérieur ou égal à 22 conservent des scores numériques stables (Vert) ou affichent de légères alertes (Orange), en lien avec des variations ponctuelles du comportement alimentaire.

Ces convergences confirment que, même sans significativité statistique, les biomarqueurs numériques reproduisent fidèlement le sens des évolutions cliniques observées. Enfin, les corrélations intra-sujet de Spearman ($\rho = 1,00$; $p < 0,001$ pour deux participants) montrent que les trajectoires individuelles restent stables et cohérentes dans le temps, ce qui valide l'intérêt du modèle pour un suivi longitudinal personnalisé.

5.3. Limites structurelles des biomarqueurs conventionnels et cliniques

Cette analyse souligne que les biomarqueurs conventionnels et cliniques, bien qu'indispensables dans la pratique médicale, présentent des limites méthodologiques importantes lorsqu'ils sont utilisés de manière isolée pour suivre le vieillissement à domicile. Leur temporalité annuelle, centrée sur des mesures ponctuelles, ne permet pas de refléter la complexité ni la variabilité du quotidien des personnes âgées.

Les indicateurs tels que le Short Physical Performance Battery (SPPB) pour la performance motrice, le Mini Nutritional Assessment (MNA) pour l'état nutritionnel, ou encore les marqueurs biologiques classiques (albumine, hémoglobine, indice de masse corporelle), apportent une information clinique fiable mais statique, limitée à un instant précis du parcours de santé. Ils ne saisissent que partiellement les micro-évolutions fonctionnelles et comportementales qui précèdent les décompensations cliniques ou nutritionnelles observées à long terme.

En pratique, un individu peut présenter une stabilité clinique apparente avec des scores SPPB et MNA constants d'une année sur l'autre alors que ses données numériques issues des capteurs indiquent un ralentissement progressif de la vitesse de marche, une diminution du nombre de transitions inter-pièces, ou une réduction de la fréquence et de la durée des activités alimentaires.

À l'inverse, une amélioration ponctuelle du SPPB, mesurée lors d'une visite clinique, peut ne pas correspondre à la variabilité comportementale réelle observée au domicile, notamment si cette amélioration est transitoire ou influencée par des facteurs contextuels (repos, environnement, motivation).

Les biomarqueurs conventionnels et cliniques offrent ainsi une évaluation ponctuelle de l'état de santé à un moment donné, tandis que les biomarqueurs numériques permettent un suivi longitudinal et continu, en capturant les variations quotidiennes des comportements et des fonctions.

Cette différence de temporalité confère aux indicateurs numériques une capacité de détection précoce des changements subtils, parfois imperceptibles lors des évaluations cliniques classiques. L'intégration conjointe de ces approches dans un même cadre de suivi apparaît donc essentielle. Les mesures biologiques et cliniques conservent leur rôle central pour le diagnostic et la validation médicale, tandis que les données issues des capteurs enrichissent cette évaluation par une analyse dynamique et objective des comportements réels dans le contexte de vie.

Ce croisement des informations biologiques, fonctionnelles et comportementales permet d'obtenir une vision plus complète et temporellement cohérente du vieillissement, et de repérer plus précocement les signaux faibles annonçant un déclin fonctionnel, nutritionnel ou un événement de santé.

5.4. Apports méthodologiques des questionnaires hebdomadaires et des événements de santé déclarés

Dans le cadre du protocole CART-France, des questionnaires hebdomadaires sont administrés directement par le CHU de Toulouse auprès des participants. Ces questionnaires sont transmis via une application web dédiée au projet développée pour faciliter la saisie et le suivi des réponses. L'ensemble des questionnaires utilisés est présenté en Annexe 3.

Ils portent sur les événements de santé déclarés (douleurs, chutes, hospitalisations, visites médicales) et visent à documenter, de manière régulière, les fluctuations de l'état de santé perçues par les patients.

Ces données, relevant de la sphère clinique confidentielle, sont gérées et archivées par le CHU et ne sont pas accessibles aux chercheurs impliqués dans la partie technologique du projet. Elles n'ont donc pas été exploitées directement dans les analyses présentées dans cette thèse. Néanmoins, leur existence et leur rôle méthodologique sont essentiels à rappeler, car elles représentent une source complémentaire d'information clinique destinée à contextualiser les trajectoires comportementales détectées par les capteurs et à mettre en relation les biomarqueurs numériques avec des événements de santé vécus.

Sur le plan conceptuel, ces questionnaires introduisent une échelle temporelle intermédiaire entre :

- Les mesures cliniques annuelles (SPPB, MNA, indicateurs biologiques).
- Et les mesures numériques continues issues des capteurs de mobilité et d'activité alimentaire.

En théorie, ils permettent d'évaluer la concordance temporelle entre certaines fluctuations numériques (ralentissement de la marche, réduction des transitions, baisse de la fréquence alimentaire) et des événements de santé déclarés (épisodes douloureux, chutes, hospitalisations).

Une telle articulation renforcerait l'interprétation clinique des anomalies numériques, en distinguant un déclin structurel progressif d'une perturbation ponctuelle liée à un événement transitoire.

Ainsi, même si les résultats de ces questionnaires ne sont pas présentés ici, leur intégration dans le protocole illustre la volonté d'un croisement multi-sources (clinique, numérique et déclaratif) permettant une vision intégrée et contextualisée du vieillissement.

Leur exploitation future par l'équipe médicale du CHU devrait permettre de valider plus finement les trajectoires numériques identifiées dans ce travail et de renforcer la pertinence clinique des biomarqueurs développés.

5.5. Synthèse et perspectives cliniques

Les analyses présentées dans ce chapitre ont permis de valider, sur le plan qualitatif, la cohérence clinique des biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition développés dans le cadre du projet CART-France.

Les résultats montrent que les variations issues des capteurs vitesse de marche, transitions inter-pièces, fréquence et durée des activités alimentaires traduisent globalement les tendances fonctionnelles et nutritionnelles observées en clinique, tout en offrant une résolution temporelle beaucoup plus fine.

Cette confrontation entre données continues et mesures cliniques ponctuelles met en évidence le rôle complémentaire des approches numériques.

Elles ne remplacent pas les indicateurs médicaux de référence (SPPB, MNA, IMC), mais permettent d'en suivre l'évolution entre deux visites médicales et d'identifier plus tôt les signes de fragilité émergente.

Dans le contexte du suivi à domicile, cette capacité de détection précoce représente un levier important pour la prévention du déclin fonctionnel.

Le programme ICOPE (Integrated Care for Older People), mis en œuvre par le CHU de Toulouse dans le cadre d'une initiative de l'Organisation Mondiale de la Santé, vise justement à renforcer ce suivi régulier. Il repose sur une évaluation standardisée tous les six mois centrée sur cinq fonctions clés du vieillissement : mobilité, cognition, nutrition, vision et audition [147].

Ce protocole fournit une référence clinique structurée qui pourrait, à terme, être articulée avec les biomarqueurs numériques développés dans CART-France, afin de proposer une observation conjointe, à la fois clinique et écologique, du vieillissement fonctionnel.

Les limites observées dans cette étude notamment le faible nombre d'appariements disponibles et la fréquence annuelle des mesures cliniques soulignent la nécessité d'un alignement temporel plus rapproché et d'une analyse centrée sur chaque individu pour renforcer la portée des validations futures.

Elles rappellent également l'importance du croisement entre plusieurs sources de données (cliniques, numériques et déclaratives), déjà amorcé avec les questionnaires hebdomadaires administrés par le CHU.

L'exploitation conjointe de ces informations, combinée au suivi semestriel ICOPE, permettra d'assurer une traçabilité clinique continue, reliant les évaluations périodiques aux mesures quotidiennes issues des capteurs.

Dans l'ensemble, ce chapitre montre que les biomarqueurs numériques constituent une extension naturelle et complémentaire des outils cliniques classiques.

Ils introduisent une dimension temporelle, comportementale et individualisée dans le suivi gériatrique, ouvrant la voie à un passage progressif d'une évaluation ponctuelle à un suivi continu du vieillissement fonctionnel.

Ces résultats soutiennent la valorisation opérationnelle des biomarqueurs à travers leur intégration dans l'application web CART-France, qui centralise les indicateurs cliniques, déclaratifs et numériques.

La section suivante présentera cet outil de visualisation, conçu pour permettre aux professionnels de santé d'explorer les données longitudinales, d'interpréter les scores calculés et d'identifier plus aisément les trajectoires à risque.

6. Application web – CART-France

L'application web CART-France, dont l'architecture technique et les modules fonctionnels ont été détaillés au chapitre 3, est ici utilisée à des fins de démonstration clinique. Elle constitue le prolongement visuel et interactif du modèle de calcul des biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition développé dans cette thèse.

Conçue pour être utilisée par des professionnels de santé, l'application permet de visualiser les trajectoires individuelles à partir des données issues des capteurs installés au domicile. L'interface, offre un accès direct aux scores instantanés et cumulés (mobilité, nutrition ou combinés), représentés sous forme de courbes temporelles et de codes couleur Vert/Orange/Rouge.

Ces visualisations permettent d'appréhender, de manière intuitive, les variations mensuelles de la vitesse de marche, du nombre de transitions inter-pièces ou de la fréquence des activités alimentaires.

Ainsi, sans revenir sur les aspects techniques déjà présentés, cette section se concentre sur la mise en œuvre pratique de l'application et sur la lecture clinique qu'elle permet. Elle illustre, à travers un exemple concret, comment les biomarqueurs numériques validés peuvent être interprétés et suivis dans un environnement interactif dédié.

6.1. Structure fonctionnelle et principes d'exploitation

L'accès à l'application se fait via une interface de connexion sécurisée, présentée dans la Figure 47. Chaque utilisateur clinicien, chercheur ou ingénieur du projet s'identifie à l'aide de ses identifiants personnels, garantissant la traçabilité des connexions et la confidentialité des données conformément au protocole éthique et aux recommandations de la CNIL.



Figure 47. Interface de connexion de l'application web CART-France.

Une fois connecté, l'utilisateur accède à l'interface principale, illustrée à la Figure 48, qui constitue le point d'entrée vers l'ensemble des fonctionnalités de la plateforme. Le menu latéral, situé à gauche de l'écran, structure la navigation selon une logique hiérarchique et fonctionnelle adaptée à l'usage clinique.

Il comprend trois grands ensembles :

1. La section “Équipe”, dédiée à la gestion des utilisateurs, permet d'ajouter de nouveaux comptes, de modifier les droits d'accès et de suivre la traçabilité des opérations réalisées dans l'interface. Cette modularité est essentielle dans un contexte de recherche multicentrique comme celui du projet CART-France, où plusieurs acteurs (cliniciens, ingénieurs, coordinateurs) interviennent simultanément sur différents volets de la donnée.
2. La section “Graphs”, cœur analytique de l'application, regroupe les modules de visualisation interactive :
 - Les histogrammes pour l'analyse comparative des distributions mensuelles.
 - Les graphes linéaires pour le suivi temporel des scores instantanés et cumulés.
 - Et la visualisation des scores cumulatifs pour détecter les tendances de déclin ou de stabilisation. Ces différents outils matérialisent la logique scientifique du projet : combiner les analyses statistiques et temporelles pour une lecture intégrée des trajectoires comportementales.
3. La section “Pages”, enfin, regroupe des outils de gestion et de documentation tels que la liste des patients, le calendrier et la page FAQ, destinés à faciliter la consultation et la

planification du suivi longitudinal. Ces modules complémentaires assurent la cohérence entre les volets numériques et les volets cliniques du protocole.

La partie supérieure du menu latéral affiche le profil de l'utilisateur connecté (ici *Abderrahim D, LAAS Admin*), précisant son rôle et son niveau d'autorisation. Ce principe de personnalisation renforce la sécurité d'accès et favorise la responsabilisation des utilisateurs. L'organisation verticale du menu du général au spécifique (*Tableau de bord* → *Visualisations* → *Gestion des données*) illustre la philosophie clinique de conception : partir d'une vue d'ensemble du participant, puis explorer de manière progressive et approfondie les indicateurs individuels.

Cette hiérarchisation favorise la lisibilité, réduit la charge cognitive et garantit la reproductibilité des analyses entre utilisateurs.

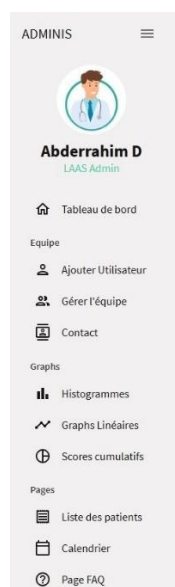


Figure 48. Menu latéral et interface principale après connexion.

Le tableau de bord général, illustré à la Figure 49, constitue la zone principale de synthèse. Il regroupe l'ensemble des indicateurs calculés à partir des données capteurs :

- Pour la mobilité : la vitesse moyenne de marche ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$) et le nombre moyen de transitions inter-pièces.
- Pour la nutrition : la fréquence quotidienne et la durée moyenne des repas.
- Et pour l'état global : un code couleur (Vert, Orange, Rouge) représentant le niveau de risque fonctionnel et nutritionnel.

Chaque carte d'indicateur combine valeur moyenne et interprétation qualitative, permettant au clinicien d'évaluer immédiatement la stabilité ou la fluctuation du comportement.

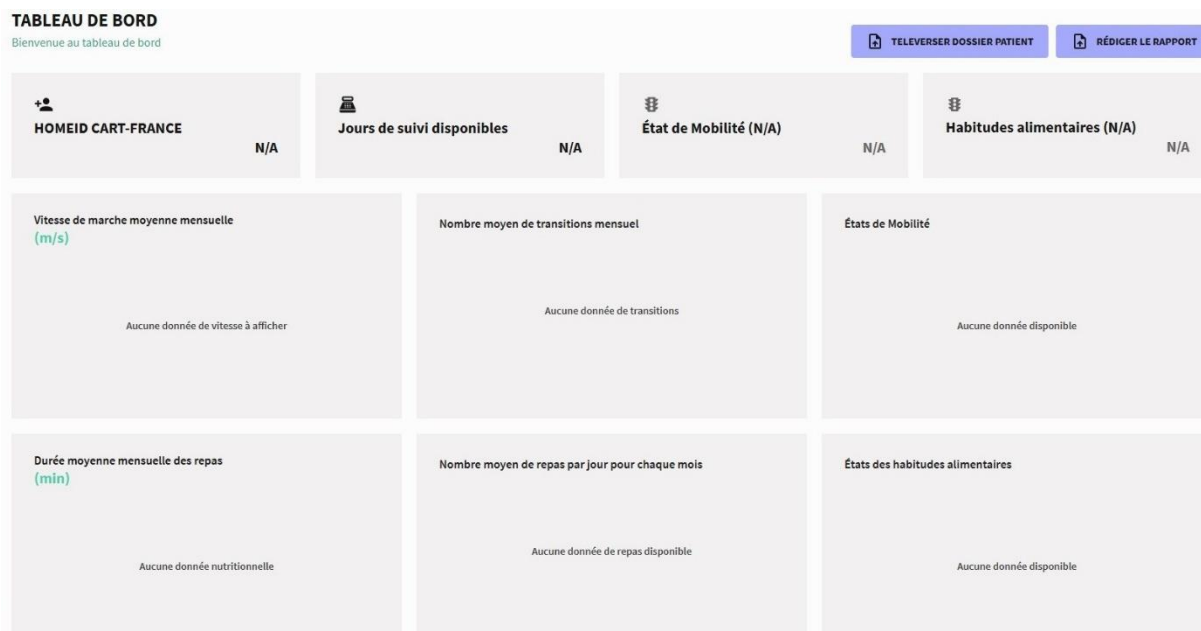


Figure 49. Tableau de bord général de l'application CART-France.

L'importation des données s'effectue via le module de téléversement comme illustré dans la Figure 50.

L'utilisateur y charge un fichier CSV contenant les événements détectés par les capteurs installés au domicile.

Avant le traitement, un aperçu automatique des premières lignes s'affiche, permettant de vérifier la cohérence du format et l'intégrité des identifiants capteurs.

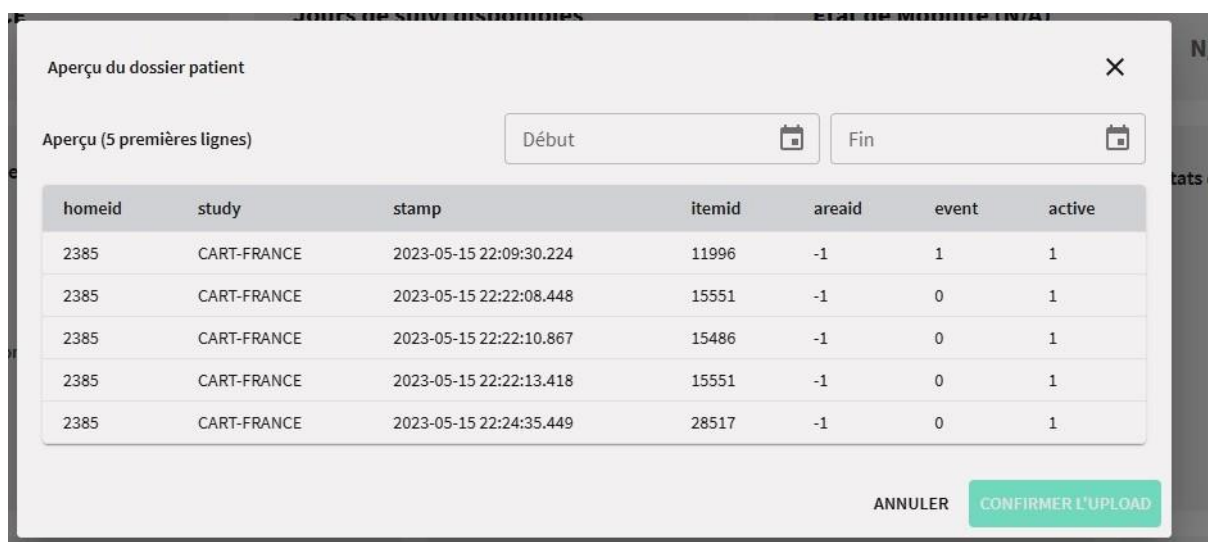


Figure 50. Fenêtre de téléversement du dossier patient.

Il est ensuite possible de définir la période temporelle d'analyse comme présentée dans la Figure 51, en sélectionnant une fenêtre de dates correspondant à la période de suivi souhaitée (par exemple un semestre ou une année).

Cette fonctionnalité permet d'adapter les calculs aux temporalités cliniques et d'harmoniser les analyses entre les différents participants.

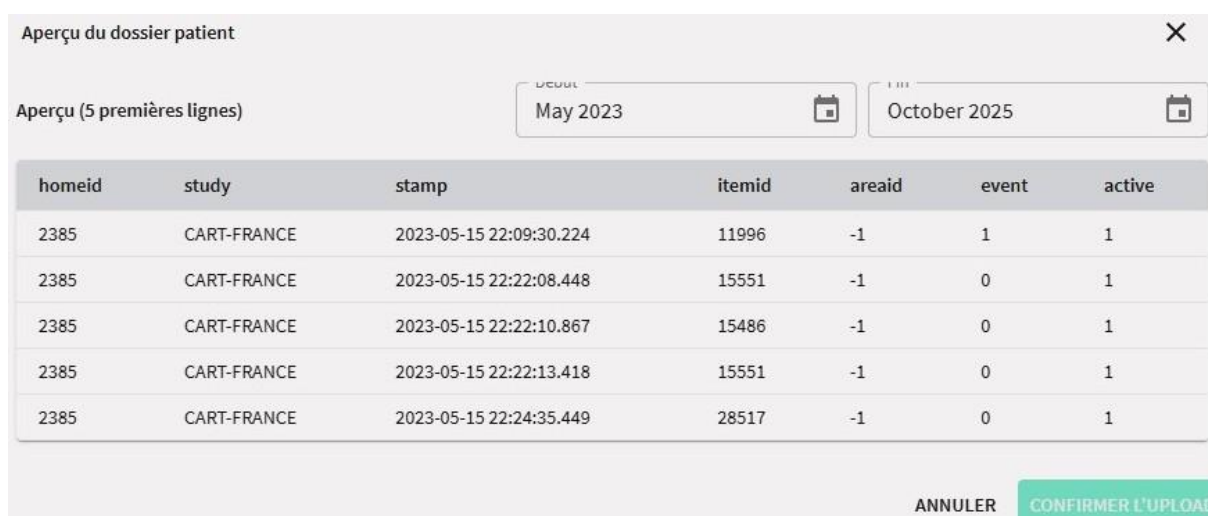


Figure 51. Sélection des bornes temporelles d'analyse.

Une fois la période validée, l'application lance automatiquement le traitement des données (Figure 52). Une barre d'état dynamique indique la progression de l'analyse en cours.

Cette étape déclenche les algorithmes de détection, d'agrégation et de classification développés dans les chapitres précédents, assurant un traitement homogène et reproductible.

Les résultats obtenus sont ensuite intégrés au tableau de bord et aux modules de visualisation graphique.



Figure 52. Indication du traitement en cours du fichier patient.

L'ensemble de ces fonctionnalités connexion sécurisée, navigation structurée, importation contrôlée, sélection temporelle et traitement automatisé forme une chaîne complète d'exploitation clinique des biomarqueurs numériques.

L'application ne se limite pas à la simple visualisation des données : elle opérationnalise la lecture clinique des signaux comportementaux en offrant un cadre d'interprétation dynamique, contextualisé et conforme aux pratiques médicales.

Elle rend possible la détection précoce des changements comportementaux subtils, parfois invisibles lors des évaluations ponctuelles, et constitue un pont concret entre l'analyse algorithmique et la décision clinique.

Ainsi, CART-France ne représente pas seulement une interface technologique, mais bien une plateforme de valorisation clinique des biomarqueurs numériques, favorisant la compréhension longitudinale du vieillissement fonctionnel et nutritionnel à domicile.

La section suivante illustre cette approche à travers un cas représentatif de participant, démontrant la manière dont l'application permet de suivre et d'interpréter les trajectoires individuelles au fil du temps.

6.2. Visualisation et interprétation clinique d'un cas représentatif

À travers un exemple concret, nous montrons la manière dont l'application web CART-France permet de visualiser et d'interpréter les biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition dans un contexte de suivi clinique individualisé.

L'objectif est de montrer la capacité de la plateforme à représenter de façon claire et interactive les trajectoires comportementales, en appui au suivi clinique.

L'exemple présenté correspond à un cas illustratif (ID 2385) du protocole CART-France, suivi sur une période de dix mois (mai 2023 – février 2024). Les données importées dans l'application

proviennent des capteurs installés au domicile (détecteurs de mouvement, capteurs d'ouverture et ligne de marche), traitées automatiquement selon la méthodologie décrite dans les chapitres précédents.

L'application restitue ces informations sous forme de tableaux de bord, de graphes temporels et de scores cumulés, facilitant la compréhension et la communication clinique des résultats.

La Figure 53 présente le tableau de bord global du participant après traitement automatique des données. Cette vue d'ensemble permet d'accéder directement aux indicateurs clés :

- Vitesse moyenne de marche, exprimée en mètres par seconde ($m \cdot s^{-1}$).
- Nombre moyen de transitions inter-pièces par mois.
- Fréquence quotidienne et durée moyenne des activités alimentaires.
- Ainsi que les états mensuels de mobilité et de nutrition, codés par les couleurs Vert, Orange ou Rouge selon le niveau de risque. En haut du tableau de bord, une barre récapitulative indique le nombre total de jours de suivi valides, l'état global de mobilité et l'état des habitudes alimentaires pour le dernier mois analysé.

Ce type de visualisation, accessible via une interface web sécurisée, a été pensé pour offrir aux cliniciens une lecture synthétique et immédiate des comportements observés au domicile.

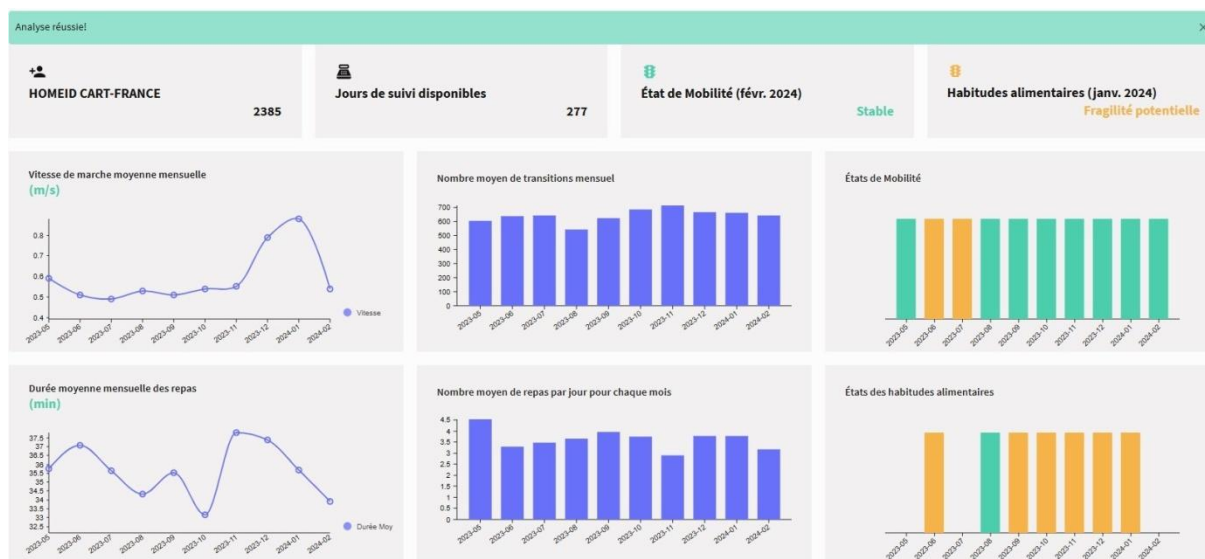


Figure 53. Tableau de bord global du participant (ID 2385).

Les états de mobilité mensuels présentés dans la figure 54 sont représentés sous forme de barres colorées.

Chaque mois correspond à un code couleur selon la classification automatique :

- Vert pour un état normal.
- Orange pour un déclin modéré.
- Rouge pour un déclin rapide.

Ce mode de représentation permet d'identifier visuellement les phases de fragilité potentielle et les périodes de stabilisation dans la mobilité quotidienne du participant.

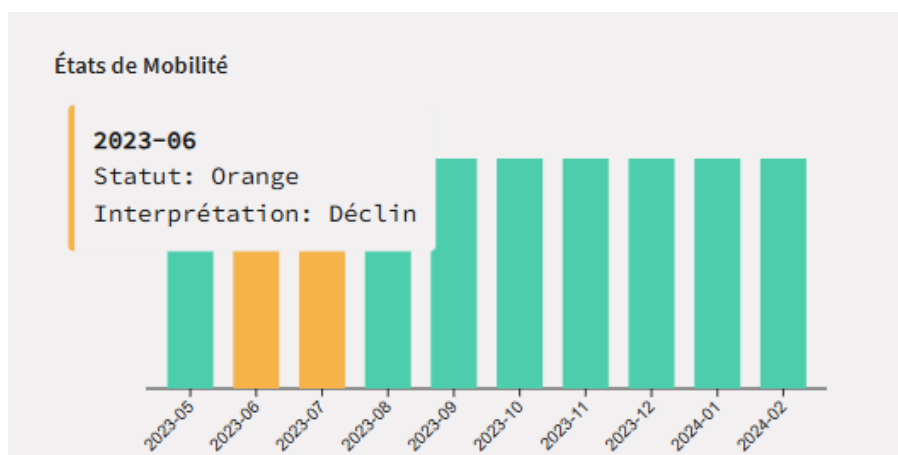


Figure 54. États de mobilité mensuels.

De manière analogue, la Figure 55 présente les états des habitudes alimentaires, calculés à partir de la fréquence et de la durée moyenne des repas.

La structure visuelle identique à celle des indicateurs de mobilité permet d'établir facilement des correspondances temporelles entre les deux domaines.

Cette cohérence graphique favorise une lecture croisée des indicateurs fonctionnels et nutritionnels, essentielle pour une interprétation clinique intégrée.

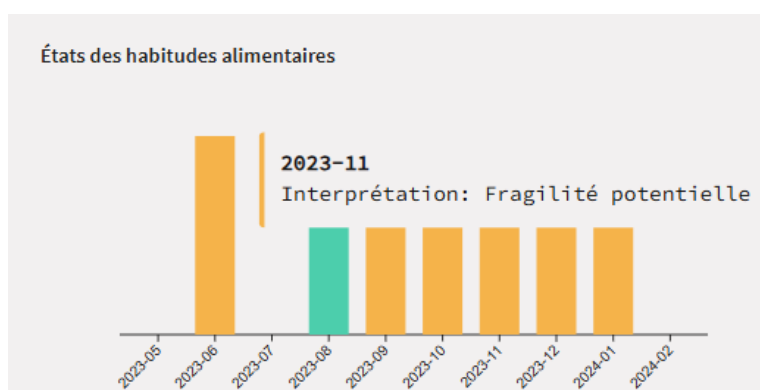


Figure 55. États des habitudes alimentaires.

Enfin, la Figure 56 montre l'évolution des scores cumulatifs de mobilité, combinant les informations issues de la vitesse de marche et du nombre de transitions inter-pièces.

Ces courbes temporelles permettent de visualiser la tendance globale des performances au fil du temps.

Le graphique illustre la progression du score cumulé sur dix mois, traduisant les variations dynamiques du comportement moteur à domicile.



Figure 56. Scores cumulatifs de mobilité.

L'ensemble de ces figures illustre le fonctionnement intégré de l'application CART-France, depuis le chargement des données jusqu'à la restitution visuelle des indicateurs.

L'intérêt de cette interface réside dans sa capacité à traduire automatiquement les données brutes capteurs en représentations cliniquement lisibles, utilisables par des professionnels de santé sans compétence technique particulière.

La navigation fluide, la codification couleur et la segmentation temporelle facilitent la consultation longitudinale et la compréhension intuitive des trajectoires comportementales.

L'application web CART-France constitue un outil opérationnel de visualisation clinique, capable de transformer des volumes de données capteurs en indicateurs interprétables pour le suivi fonctionnel et nutritionnel à domicile.

Elle offre un support de lecture complémentaire aux évaluations cliniques traditionnelles, préparant ainsi le terrain à une intégration future dans la pratique médicale.

La section suivante propose une discussion sur les perspectives cliniques et les implications de cet outil pour le suivi longitudinal du vieillissement.

7. Conclusion

Ce chapitre a constitué une étape charnière entre le développement méthodologique des biomarqueurs numériques et leur validation clinique.

Nous avons croisé les indicateurs issus des capteurs de mobilité et de nutrition avec les mesures cliniques de référence (SPPB, MNA, IMC, poids), afin d'en évaluer la cohérence et la fiabilité dans des conditions réelles de suivi gériatrique.

Les résultats obtenus montrent une évolution concordante entre les tendances numériques et cliniques, même si aucun lien statistique formel n'a pu être établi.

Cette absence de relation chiffrée ne remet pas en cause la cohérence observée : elle s'explique surtout par la différence de rythme entre les deux types de données.

Les mesures cliniques, réalisées une fois par an, décrivent un état ponctuel de santé, tandis que les données issues des capteurs permettent de suivre les changements quotidiens de la mobilité et du comportement alimentaire.

Autrement dit, les outils classiques offrent une photographie statique de la condition fonctionnelle, alors que les biomarqueurs numériques apportent une vision continue, capable de mettre en évidence des signes précoces de fragilité avant qu'ils ne soient visibles lors des évaluations médicales.

Nous avons également identifié plusieurs limites dans cette approche. Le nombre encore limité d'appariements et la faible fréquence des mesures cliniques réduisent la portée des comparaisons. De plus, la variabilité individuelle et les conditions de passation des tests (fatigue, motivation, contexte) influencent les résultats et peuvent masquer certaines évolutions détectées par les capteurs.

Ces constats soulignent l'importance, pour les études futures, d'un suivi plus rapproché et d'une analyse centrée sur chaque participant. L'intégration du suivi semestriel ICOPE, en complément des données capteurs, permettra de mieux relier les évolutions cliniques aux observations continues réalisées à domicile.

À l'inverse, les biomarqueurs numériques offrent une vision plus fine et plus régulière du vieillissement fonctionnel.

Ils permettent de suivre l'évolution de la marche, des transitions entre pièces et des habitudes alimentaires avec une précision temporelle inédite.

Nous avons également montré que l'ajout des informations hebdomadaires déclarées par les participants (douleurs, chutes, hospitalisations, visites médicales), recueillies par le CHU, pourra enrichir l'interprétation des trajectoires observées et renforcer le lien entre événements de santé et changements comportementaux.

Dans l'ensemble, cette phase de validation montre que les biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition développés dans le cadre du projet CART-France offrent un complément précieux aux mesures cliniques traditionnelles. Ils contribuent à une approche plus réactive, personnalisée et continue du suivi gériatrique, en permettant d'observer le quotidien là où les outils médicaux ne mesurent qu'un instant.

Enfin, cette étape de validation ouvre sur la mise en application concrète de ces biomarqueurs à travers l'application web CART-France, présentée dans la section 6. Développée dans la continuité du travail de recherche, cette plateforme permet aux professionnels de santé de visualiser et d'interpréter simplement les indicateurs numériques de mobilité et de nutrition, afin de soutenir le suivi clinique individualisé à domicile.

Conclusion générale et perspectives

Le vieillissement de la population constitue aujourd'hui un enjeu majeur de santé publique. Si l'allongement de la durée de vie traduit une amélioration globale des conditions sanitaires, il s'accompagne d'une augmentation des situations de fragilité, de la perte d'autonomie et des déséquilibres nutritionnels. Préserver la mobilité, maintenir une alimentation adaptée et suivre leur évolution au quotidien deviennent ainsi des priorités.

Dans ce contexte, les technologies de suivi à domicile ouvrent de nouvelles perspectives pour observer le vieillissement de manière continue, individualisée et non intrusive.

Dans cette thèse, nous avons développé des biomarqueurs numériques de mobilité et de nutrition à partir de capteurs installés dans les logements des participants du protocole CART-France. Notre objectif était de croiser les comportements observés dans la vie réelle avec les indicateurs cliniques de santé, afin de mieux comprendre comment les variations quotidiennes traduisent l'état fonctionnel des personnes âgées.

Le chapitre 1 a posé les fondations scientifiques du travail à travers une revue systématique de la littérature. Nous y avons montré la dispersion des approches existantes, souvent limitées à des mesures ponctuelles ou déclaratives, et surtout l'absence de travaux ayant réellement fusionné les approches numériques et conventionnelles. Aucune étude ne proposait alors de cadre intégrant à la fois les données issues de capteurs et les mesures cliniques de référence pour une analyse combinée de la mobilité et de la nutrition.

Ce constat a mis en évidence la nécessité de concevoir un modèle cohérent et interdisciplinaire, capable d'articuler ces deux dimensions du vieillissement fonctionnel.

Dans le chapitre 2, nous avons structuré la réflexion en deux volets complémentaires. La première partie a porté sur la conception conceptuelle du modèle de biomarqueurs numériques, intégrant les dimensions cliniques, technologiques et sociotechniques du suivi à domicile.

Nous avons défini les conditions d'un système capable de capter et d'interpréter les signaux de mobilité et d'activité alimentaire tout en respectant les contraintes éthiques et ergonomiques propres à la population âgée.

La seconde partie a concerné la mise en œuvre technique : choix des capteurs peu intrusifs et bas coûts, de mouvement (PIR) et de contact, passerelles Raspberry Pi, transmission sécurisée

des données et protocoles de communication fiables. Cette étape a conduit à la création du dispositif CART-France, adaptation du modèle CART-US au contexte français.

Nous avons également identifié plusieurs limites à ce stade : la diversité des environnements domestiques, les contraintes d'installation, la gestion des pannes et la nécessité d'assurer la confidentialité des données.

Ces contraintes ont contribué à renforcer la robustesse méthodologique et à affiner le cadre d'analyse.

Le chapitre 3 a marqué la mise en œuvre opérationnelle du dispositif et la conception d'un pipeline complet de traitement des données.

Les signaux bruts issus des capteurs ont été transformés en indicateurs de mobilité (vitesse de marche, transitions inter-pièces) et de nutrition (fréquence et durée des repas). À partir de ces indicateurs, nous avons construit des scores individuels, puis un score combiné intégrant les deux domaines.

Nous avons également conçu une application web à destination des professionnels de santé, permettant une visualisation claire des scores et de leur évolution mensuelle, facilitant ainsi l'interprétation clinique.

Le chapitre 4 a approfondi la dimension algorithmique tout en intégrant des évolutions techniques majeures.

Nous avons introduit une nouvelle console de supervision C4 et des capteurs Aeotec Zigbee, améliorant la compatibilité matérielle, la stabilité des transmissions et la fiabilité de détection des événements.

Sur le plan analytique, plusieurs méthodes de classification ont été comparées : fenêtres glissantes, quantiles, heuristiques dynamiques et approche hybride. Cette dernière, combinant des seuils statistiques à une optimisation adaptative s'est révélée la plus performante pour détecter les variations comportementales.

Le modèle final repose sur un scoring dynamique à trois niveaux (Vert / Orange / Rouge), calculé à la fois pour la mobilité et la nutrition, permettant une lecture simple et cohérente de l'évolution fonctionnelle.

Enfin, le chapitre 5 a porté sur la validation clinique et la cohérence inter-domaine. Nous avons croisé les scores issus des capteurs avec les mesures de référence (MNA, SPPB, IMC, poids).

Les corrélations observées ($\rho \approx 0,42$ entre la vitesse de marche et le SPPB ; $\rho \approx 0,38$ entre le score nutritionnel et le MNA) confirment la cohérence des tendances numériques avec les évolutions cliniques, malgré un effectif encore limité.

La distinction entre scores individuels et scores combinés a permis d'identifier plusieurs profils contrastés stables, fragiles ou à risque soulignant la complémentarité entre mobilité et nutrition dans l'évaluation du vieillissement fonctionnel.

Les limites globales de ce travail tiennent principalement à la taille de l'échantillon et à la fréquence annuelle des mesures cliniques, qui réduisent la portée statistique des comparaisons. Les différences de modes de vie, d'architecture du logement ou de configuration technique imposent également de poursuivre la calibration du système sur des cohortes plus variées. Ces contraintes n'enlèvent rien à la pertinence du modèle, mais indiquent la nécessité d'un passage progressif vers une validation à plus grande échelle.

Dans la continuité de ce travail, nous avons réfléchi à la mise en place d'un retour clinique automatisé.

Les scores numériques pourraient, à terme, générer des alertes en cas de dégradation prolongée ou de modification notable des habitudes de marche ou de repas. Cette fonctionnalité, intégrée à l'application web CART-France, offrirait un feedback visuel ou des notifications ciblées, facilitant un suivi plus réactif et personnalisé.

Les perspectives ouvertes par ce travail sont multiples. Sur le plan scientifique, l'intégration d'autres dimensions du vieillissement comme le sommeil, la cognition ou l'environnement permettrait de construire un biomarqueur global reliant les aspects biologiques, fonctionnels et comportementaux.

Sur le plan méthodologique, la mise en place de modèles supervisés adaptatifs, capables d'évoluer à partir du retour clinique, renforcerait la précision et la personnalisation du suivi. Enfin, sur le plan clinique, la combinaison entre biomarqueurs numériques et marqueurs biologiques pourrait ouvrir la voie à une médecine gériatrique plus continue, intégrée et individualisée.

Ce travail démontre qu'un suivi numérique de la mobilité et de la nutrition à domicile est à la fois réalisable et scientifiquement pertinent pour mieux comprendre et anticiper le déclin fonctionnel lié à l'âge.

Il établit un lien concret entre ingénierie et clinique, entre observation du quotidien et évaluation médicale.

En associant rigueur scientifique, sens clinique et respect du vécu des participants, nous avons ouvert la voie à une approche du vieillissement plus continue, plus personnalisée et profondément humaine.

Ce travail marque ainsi une première étape vers la fusion effective des approches numériques et cliniques dans le suivi du vieillissement à domicile.

Annexes

Annexe 1 : questionnaire court d'évaluation nutritionnelle (SNAQ)[84]
et Mini nutritional assessment (MNA) [101]





<h1 style="margin: 0;">SNAQ</h1> <h2 style="margin: 0;">Short Nutritional Assessment Questionnaire</h2>	
<ul style="list-style-type: none"> • Did you lose weight unintentionally? More than 6 kg in the last 6 months More than 3 kg in the last month • Did you experience a decreased appetite over the last month? • Did you use supplemental drinks or tube feeding over the last month? 	   
<ul style="list-style-type: none">  no intervention  moderately malnourished; nutritional intervention  severely malnourished; nutritional intervention and treatment dietician 	

Figure 57. Questionnaire court d'évaluation nutritionnelle (SNAQ) [84].

Mini Nutritional Assessment

MNA[®]Nestlé
Nutrition Institute

Nom:	<input type="text"/>	Prénom:	<input type="text"/>
Sexe:	<input type="text"/>	Âge:	<input type="text"/>
Poids, kg:	<input type="text"/>	Taille, cm:	<input type="text"/>
Date:	<input type="text"/>		

Répondez au questionnaire en indiquant le score approprié pour chaque question. Additionnez les points pour obtenir le score de dépistage.

Dépistage	
A Le patient a-t-il moins mangé ces 3 derniers mois par manque d'appétit, problèmes digestifs, difficultés de mastication ou de déglutition? 0 = baisse sévère des prises alimentaires 1 = légère baisse des prises alimentaires 2 = pas de baisse des prises alimentaires	<input type="checkbox"/>
B Perte récente de poids (<3 mois) 0 = perte de poids > 3 kg 1 = ne sait pas 2 = perte de poids entre 1 et 3 kg 3 = pas de perte de poids	<input type="checkbox"/>
C Motricité 0 = du lit au fauteuil 1 = autonome à l'intérieur 2 = sort du domicile	<input type="checkbox"/>
D Maladie aiguë ou stress psychologique lors des 3 derniers mois? 0 = oui 2 = non	<input type="checkbox"/>
E Problèmes neuropsychologiques 0 = démence ou dépression sévère 1 = démence légère 2 = pas de problème psychologique	<input type="checkbox"/>
F1 Indice de masse corporelle (IMC = poids / (taille)² en kg/m²) <input type="checkbox"/> 0 = IMC <19 1 = 19 ≤ IMC < 21 2 = 21 ≤ IMC < 23 3 = IMC ≥ 23	<input type="checkbox"/>
SI L'IMC N'EST PAS DISPONIBLE, REMPLACER LA QUESTION F1 PAR LA QUESTION F2. MERCI DE NE PAS RÉPONDRE À LA QUESTION F2 SI LA QUESTION F1 A ÉTÉ COMPLÉTÉE.	
F2 Circonférence du mollet (CM) en cm 0 = CM < 31 3 = CM ≥ 31	<input type="checkbox"/>
Score de dépistage (max. 14 points)	<input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/>
12-14 points: <input type="checkbox"/> état nutritionnel normal 8-11 points: <input type="checkbox"/> risque de malnutrition 0-7 points: <input type="checkbox"/> malnutrition avérée	<input type="button" value="Sauvegarder"/> <input type="button" value="Imprimer"/> <input type="button" value="Réinitialiser"/>

Ref. Vellas B, Villars H, Abellan G, et al. Overview of the MNA[®] - Its History and Challenges. *J Nutr Health Aging* 2006; 10:456-465.
 Rubenstein LZ, Harker JD, Salva A, Guigoz Y, Vellas B. Screening for Undernutrition in Geriatric Practice: Developing the Short-Form Mini Nutritional Assessment (MNA-SF). *J Geront* 2001;56A: M366-377.
 Guigoz Y. The Mini-Nutritional Assessment (MNA)[®] Review of the Literature - What does it tell us? *J Nutr Health Aging* 2006; 10:466-487.
 Kaiser MJ, Bauer JM, Ramsch C, et al. Validation of the Mini Nutritional Assessment Short-Form (MNA[®]-SF): A practical tool for identification of nutritional status. *J Nutr Health Aging* 2009; 13:782-788.
 © Société des Produits Nestlé SA, Trademark Owners
 © Société des Produits Nestlé SA 1994, Révision 2009.
 Pour plus d'information: www.mna-elderly.com

Figure 58. Mini nutritional assessment(MNA) [101].

Annexe 2 : Console C3

Configuration préliminaire des dispositifs avant l'installation

Après avoir finalisé les procédures préalables détaillées dans la section précédente, nous abordons maintenant les étapes spécifiques d'assignation et de configuration initiale des équipements connectés. Ces opérations techniques réalisées en amont garantissent la cohérence et la fiabilité des installations au domicile des participants, tout en assurant une remontée optimale et sécurisée des données vers les serveurs du projet.

La première étape de cette phase consiste à assigner formellement les dispositifs préparés au domicile virtuel correspondant, en utilisant l'identifiant unique (« Home ID ») créé précédemment. Cette procédure est effectuée via la console C3 et comprend les étapes suivantes (Figure 59) :

- Accéder à la console C3, section « Inventory » > « View All », puis rechercher le dispositif concerné en utilisant son nom ou son adresse MAC figurant sur l'étiquette.
- Ouvrir la page détaillée du dispositif en double-cliquant sur la ligne correspondante.
- Cliquer sur « Assign », puis entrer le « Home ID » ou le « Subject ID » pertinent.
- Définir la date et l'heure effectives de l'assignation en sélectionnant « Effective », puis « Now », et confirmer en cliquant sur « Done ».

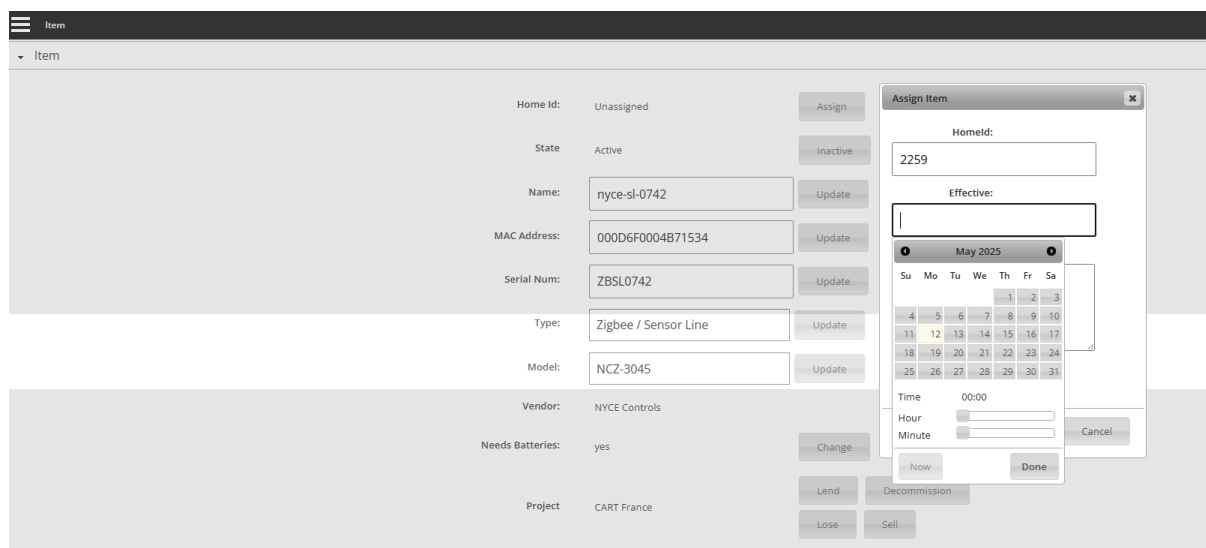


Figure 59. Interface d'assignation d'un capteur au domicile virtuel dans la console C3, avec saisie de l'identifiant Home ID et définition de la date et de l'heure effectives.

Dans les cas spécifiques où un équipement doit être transféré temporairement vers un autre projet de recherche différent du projet ORCATECH, une procédure de prêt (« Lend ») doit être suivie. Cette opération implique les actions suivantes :

- Cliquer sur « Lend » sur la page de l'équipement concerné dans la console C3.
- Indiquer l'heure effective actuelle (« Now ») et sélectionner le projet destinataire depuis la liste déroulante.

- Attendre la confirmation du transfert avant de procéder à une assignation effective, en respectant un délai minimum d'une minute entre ces deux opérations.

Une fois l'assignation réalisée, la configuration technique préliminaire des équipements débute par le paramétrage initial du Raspberry Pi, selon les étapes suivantes :

- Brancher simultanément le dongle Wi-Fi et le câble Ethernet sur le Raspberry Pi, puis connecter l'alimentation électrique.
- Une fois le dispositif démarré, établir une connexion avec le réseau Wi-Fi émis par le Raspberry Pi (« pi-XXX »). Le mot de passe correspondant est « supersecret » suivi des quatre derniers caractères alphanumériques indiqués sur l'étiquette QR apposée sur l'appareil.
- Accéder au panneau de contrôle développé par ORCATECH via l'adresse suivante : <https://controlpanel.orcatech.org/>.

À partir de cette interface, la mise à jour du firmware du Raspberry Pi est systématiquement effectuée, nécessitant en moyenne deux à trois heures (Figure 60).

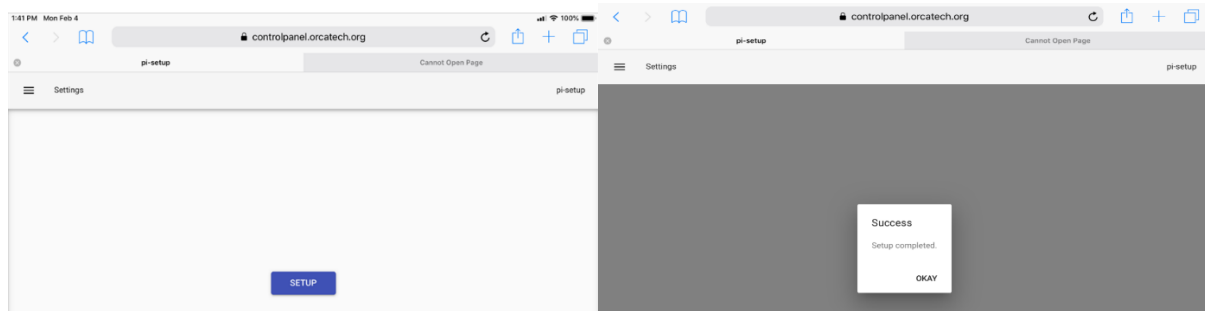
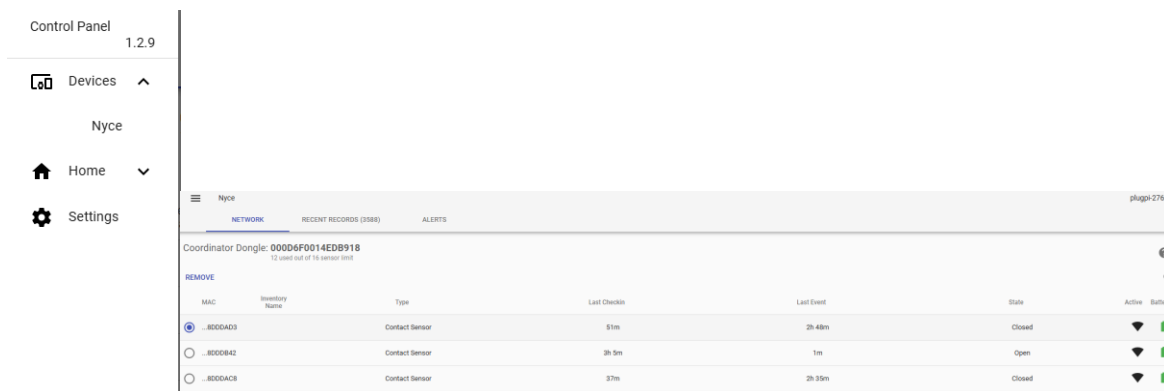


Figure 60. Étapes de mise à jour du firmware du Raspberry Pi via l'interface de contrôle, de l'initiation (« Setup ») à la confirmation de réussite (« Success »).

L'étape suivante consiste à intégrer individuellement chaque capteur au réseau personnel local (PAN – Personal Area Network), en suivant cette méthodologie précise (figure 61) :

- Se rendre dans l'interface de configuration des capteurs via : Control Panel > Menu Bar > Devices > NYCE > Setup.
- Ajouter chaque capteur au réseau PAN en retirant le couvercle arrière à l'aide d'un tournevis plat, afin d'initier le processus d'appairage capteur par capteur. Cette méthode garantit l'association correcte des dispositifs.



Control Panel 1.2.9

Devices ^

Nyce

Home v

Settings

Nyce plugpi-276

NETWORK RECENT RECORDS (2098) ALERTS

Coordinator Dongle: 000D6F0014EDB918
12 used out of 16 sensor limit

REMOVE


MAC	Inventory Name	Type	Last Checkin	Last Event	State	Active	Battery
..8DDCADD3		Contact Sensor	51m	2h 48m	Closed	<input checked="" type="checkbox"/>	
..8DDCBA2		Contact Sensor	2h 5m	1m	Open	<input type="checkbox"/>	
..8DDCACA		Contact Sensor	37m	2h 35m	Closed	<input type="checkbox"/>	


Figure 61. Interface de gestion des capteurs dans le panneau de contrôle ORCATECH, section « Devices > NYCE », affichant l'état de connexion et les derniers événements associés aux capteurs de contact.


Toutes ces opérations préparatoires sont réalisées en laboratoire ou dans les locaux techniques avant le rendez-vous d'installation, afin d'optimiser la durée d'intervention sur site et de minimiser les perturbations pour les participants.


Annexe 3 : Questionnaire hebdomadaire


Formulaire de suivi de santé


Au cours de la semaine écoulée, avez-vous passé une nuit ou plus hors de chez vous ? Oui Non 


Au cours de la semaine écoulée, avez-vous reçu des visiteurs qui sont restés chez vous pendant une nuit ou plus ? Oui Non 

Au cours de la semaine écoulée, avez-vous changé de traitement OU en avez-vous commencé un nouveau ? Oui Non 


Au cours de la semaine écoulée, avez-vous fait une chute, y compris une glissade ou un trébuchement, au cours de laquelle vous avez perdu l'équilibre et avez atterri sur le sol, le plancher ou un niveau inférieur ? Oui Non 


Au cours de la semaine écoulée, avez-vous eu d'autres blessures ou accidents ? Oui Non 


Au cours de la semaine écoulée, avez-vous eu des hospitalisations ou des visites aux urgences (sans compter les visites de routine chez le médecin) ? Oui Non 

Au cours de la semaine écoulée, votre santé physique vous a-t-elle limité plus que d'habitude ? Par exemple, la maladie, la douleur ou l'arthrite vous ont-elles empêché de dormir ou de faire de l'exercice ? Oui Non 


Merci, nous vous demanderons plus de détails sur vos limites en termes de santé physique une fois que vous aurez complété cette page.


Au cours de la semaine écoulée, des changements se sont-ils produits au niveau de votre lieu de résidence ou de votre cadre de vie ? Par exemple, des projets de réparation ou de rénovation, un déménagement ou un réaménagement du mobilier, une personne qui a emménagé ou qui ne vit plus avec vous, ou encore un nouvel ordinateur ou un nouveau téléphone portable. Oui Non 

Au cours de la semaine écoulée, avez-vous eu besoin d'une aide nouvelle pour gérer votre traitement, vous laver, vous habiller ou aller aux toilettes ? Oui Non 

Vous êtes-vous senti abattu(e) ou déprimé(e) pendant trois jours ou plus au cours de la semaine écoulée ? Oui Non 


Merci, nous vous demanderons plus de détails sur votre sentiment de découragement ou de tristesse une fois que vous aurez complété cette page.

Je me suis senti seul(e) au cours de la semaine écoulée. Oui Non 

Veillez évaluer votre douleur en indiquant le chiffre qui décrit le mieux votre douleur en moyenne au cours de la dernière semaine. 

0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 

Au cours de la semaine écoulée, dans quelle mesure la douleur a-t-elle entravé vos activités normales ou votre travail (y compris en dehors de la maison et les tâches ménagères) ?
La douleur a entravé mes activités normales...

Pas du tout Légèrement Modérément Assez Extrêmement 

Hors du domicile - Sous-questions

Vous avez indiqué avoir passé une nuit au moins hors de chez vous au cours de la semaine dernière. Veuillez répondre aux questions suivantes concernant votre sortie.

Si vous vous êtes absenté(e) plus d'une fois cette semaine, veuillez fournir, ci-dessous, des informations concernant la première sortie (d'une nuit au moins) seulement.

À quelle date êtes-vous parti(e) ?
(Effectuez la sélection à partir du calendrier ci-dessus)

23/06/2023 ?

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

À quelle date êtes-vous revenu(e) ?
(Effectuez la sélection à partir du calendrier ci-dessus)

25/06/2023 ?

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Veuillez décrire brièvement votre sortie :

INVITATION A BIARRITZ POUR FETER L'ANNIVERSAIRE D'UNE AMIE D'ENFANCE

Nb de caractères restant: 186 ?

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Avez-vous fait d'autres sorties loin de chez vous au cours de la semaine écoulée ?

Oui Non ?

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Visiteurs nocturnes - Sous-questions

Vous avez indiqué qu'un ou plusieurs visiteurs avaient passé la nuit chez vous au cours de la semaine écoulée. Veuillez répondre aux questions suivantes concernant votre (vos) visiteur(s).

Si vous avez reçu des visiteurs plus d'une fois cette semaine, veuillez fournir, ci-dessous, des informations concernant la première visite d'une nuit seulement.

Quelle était la date d'arrivée de votre (vos) visiteur(s) ?
(Effectuez la sélection à partir du calendrier ci-dessus).

05/07/2023 ?

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Quelle était la date de départ de votre (vos) visiteur(s) ?
(Effectuez la sélection à partir du calendrier ci-dessus).

07/07/2023 ?

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Quelle est la relation de ce visiteur avec vous ? (Cochez tout ce qui s'applique).

Famille ?

Ami ?

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Autre ?

Partenaire (épouse, époux, concubin(e), compagne, etc.) ?

Aidant ?

Veuillez spécifier : _____

Veuillez décrire brièvement cette visite :

ACCUEIL D'UNE JEUNE AMIE QUI ETAIT VENUE A TLSE POUR DES RAISONS PROFESSIONNELLES

Nb de caractères restant: 173 ?

Veillez décrire brièvement cette visite :

ACCUEIL D'UNE JEUNE AMIE QUI ETAIT VENUE A TLSE POUR DES RAISONS PROFESSIONNELLES

Nb de caractères restant: 173

Avez-vous reçu d'autres visiteurs nocturnes chez vous au cours de la semaine écoulée ?

Oui Non

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

04/07/2023

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

07/07/2023

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Ami

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

VISITE L'APRES-MIDI

Nb de caractères restant: 235

Oui Non

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Traitement - Sous-questions

Vous avez indiqué avoir changé de traitement au cours de la semaine dernière. Veuillez répondre aux questions suivantes concernant vos changements de traitement.

Si vous avez changé plusieurs fois de traitement cette semaine, veuillez fournir, ci-dessous, des informations sur le premier changement de traitement seulement.

Pour votre premier changement de traitement, que s'est-il passé ? (Cochez tout ce qui s'applique).

Instauration d'un nouveau traitement Passage à un autre traitement pour le même problème

Augmentation de la posologie - par exemple, augmentation de la dose de 10 mg à 20 mg ou augmentation de la fréquence d'une fois par jour à deux fois par jour Diminution de la posologie - par exemple, diminution de la dose de 20 mg à 10 mg ou diminution de la fréquence de deux fois par jour à une fois par jour

Arrêt du traitement

Quel est le nom du traitement que vous avez commencé ou changé ? Si vous avez changé de traitement, quel était l'ancien traitement que vous avez arrêté ?

ARRET DU PANZOPRASOLE.

Nb de caractères restant: 232

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Quel est le nom du nouveau traitement que vous avez adopté ?

TENSION ET HERNIE HIATALE ENTRAINANT DE RGO

Nb de caractères restant: 210

- Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

• Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Quel est le nom du nouveau traitement que vous avez adopté ?

Pourquoi prenez-vous ou preniez-vous ce traitement ?

Prenez-vous ou preniez-vous ce traitement pour soulager la douleur ?

S'agit-il d'un changement temporaire de traitement (prise pendant moins d'un mois) ?

Quelle était la date de votre changement de traitement ? (Effectuez la sélection à partir du calendrier ci-dessus).

Veuillez décrire brièvement toute autre information importante concernant ce changement de traitement :

Avez-vous eu d'autres changements de traitement au cours de la semaine écoulée ?

TENSION ET HERNIE HIATALE ENTRAINANT DE RGO

Nb de caractères restant: 210

• Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Oui Non

• Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Oui Non

• Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

26/05/2023

• Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

OESOPHAGITE ET REGULATION DE LA TENSION

Nb de caractères restant: 214

• Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Oui Non

• Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Chutes - Sous-questions

Vous avez indiqué avoir fait une chute au cours de la semaine dernière. Veuillez répondre aux questions suivantes concernant votre chute.

Si vous avez fait plus d'une chute cette semaine, veuillez fournir, ci-dessous, des informations concernant la première chute seulement.

Quelle était la date de votre chute ? (Effectuez la sélection à partir du calendrier ci-dessus).

Vous êtes-vous blessé(e) lors de cette chute ?

Veuillez décrire brièvement votre chute :

Avez-vous eu d'autres chutes au cours de la semaine écoulée ?

Nb de caractères restant: 252

• Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Oui Non

• Cette information ne doit pas être remplie. Veuillez corriger

Hospitalisations - Sous-questions

Vous avez indiqué avoir effectué une visite à l'hôpital ou aux urgences au cours de la semaine dernière. Veuillez répondre aux questions suivantes concernant votre hospitalisation.

Si vous avez été hospitalisé(e) plus d'une fois cette semaine, veuillez fournir, ci-dessous, des informations concernant la première visite à l'hôpital seulement.

Quelle était la date de début de votre visite à l'hôpital ou aux urgences ?

La visite était-elle prévue ? Oui Non

Vous êtes-vous rendu(e) aux urgences dans le cadre de cette visite ? Oui Non

Avez-vous été admis(e) à l'hôpital dans le cadre de cette visite ? Oui Non Je ne suis pas sûr(e)

Avez-vous passé une nuit à l'hôpital ? Oui Non

Quelle était la date de votre départ de l'hôpital ?

Pour quelle raison avez-vous été traité(e) ?

Nb de caractères restant: 166

Veuillez décrire brièvement toute autre information importante concernant cette hospitalisation :

Nb de caractères restant: 223

Avez-vous eu d'autres visites à l'hôpital ou aux urgences au cours de la semaine écoulée ? Oui Non

Limites en termes de santé physique - Sous-questions

Vous avez indiqué que votre santé vous a limité plus que d'habitude cette semaine.

Veuillez décrire comment votre santé vous a limité(e) cette semaine :

Nb de caractères restant: 182

Veuillez indiquer si l'un des éléments spécifiques ci-dessous est lié à vos limitations en termes de santé. Cochez tout ce qui peut s'appliquer :

Maladie Infection Blessure Intervention chirurgicale Allergie ou sensibilité au médicament Autre

Si autre, veuillez expliquer ci-dessous :

Dépression - Sous-questions

Vous avez indiqué vous être senti abattu(e) ou déprimé(e) pendant trois jours ou plus au cours de la semaine écoulée. Veuillez décrire brièvement toute raison spécifique :

Nb de caractères restant: 190

Répondeur

Qui a répondu à cette enquête ? J'ai répondu à cette enquête moi-même J'ai répondu à cette enquête au nom de quelqu'un d'autre

Questionnaire sur l'utilisation des technologies informatiques

Avez-vous changé de moyen de technologies informatiques ? Oui Non

Téléphone

Avez-vous changé de type de téléphone ? Oui Non

Questionnaires suivi 2

Formulaire de suivi de santé

Visiteurs nocturnes

Répondeur

Questionnaire sur l'utilisation des technologies informatiques

Téléphone

Fin de saisie

Heure de remplissage :

• Veuillez remplir cette donnée

Formulaire de suivi de santé

Au cours de la semaine écoulée, avez-vous passé une nuit ou plus hors de chez vous ? Oui Non

• Veuillez remplir cette donnée

Au cours de la semaine écoulée, avez-vous reçu des visiteurs qui sont restés chez vous pendant une nuit ou plus ? Oui Non

• Veuillez remplir cette donnée

Merci, nous demanderons plus de détails sur votre (vos) visiteur(s) nocturne(s) une fois que vous aurez complété cette page.

Au cours de la semaine écoulée, avez-vous changé de traitement OU en avez-vous commencé un nouveau ? Oui Non

• Veuillez remplir cette donnée

Au cours de la semaine écoulée, avez-vous fait une chute, y compris une glissade ou un trébuchement, au cours de laquelle vous avez perdu l'équilibre et avez atterri sur le sol, le plancher ou un niveau inférieur ? Oui Non

• Veuillez remplir cette donnée

Au cours de la semaine écoulée, avez-vous eu d'autres blessures ou accidents ? Oui Non

• Veuillez remplir cette donnée

Au cours de la semaine écoulée, avez-vous eu des hospitalisations ou des visites aux urgences (sans compter les visites de routine chez le médecin) ? Oui Non

• Veuillez remplir cette donnée

Au cours de la semaine écoulée, votre santé physique vous a-t-elle limité plus que d'habitude ? Par exemple, la maladie, la douleur ou l'arthrite vous ont-elles empêché de dormir ou de faire de l'exercice ? Oui Non

• Veuillez remplir cette donnée

Au cours de la semaine écoulée, des changements se sont-ils produits au niveau de votre lieu de résidence ou de votre cadre de vie ? Par exemple, des projets de réparation ou de rénovation, un déménagement ou un réaménagement du mobilier, une personne qui a emménagé ou qui ne vit plus avec vous, ou encore un nouvel ordinateur ou un nouveau téléphone portable. Oui Non

• Veuillez remplir cette donnée

Au cours de la semaine écoulée, avez-vous eu besoin d'une aide nouvelle pour gérer votre traitement, vous laver, vous habiller ou aller aux toilettes ? Oui Non

• Veuillez remplir cette donnée

Figure 62. Questionnaire hebdomadaire.

Références

- [1] Vézina, S. (2010). Vieillesse démographique et gestion des sociétés vieillissantes des Caraïbes dans le contexte du premier cycle d'évaluation du Plan d'action international de Madrid. [consulté le 04/05/2025]
- [2] World population prospects: the 2019 revision. [Online]. Available from: www.Un.org/en/global-issues/ageing. [Consulté le 05/04/2025].
- [3] Pinget, M., Gerson, M., & Lehn, J. M. (2021). *Le diabète: Mieux le comprendre pour mieux vivre*. John Libbey. [consulté le 04/05/2025]
- [4] Brottier, J. (2024). *UFR SANTE* (Doctoral dissertation, UNIVERSITE DE LA REUNION). [consulté le 04/05/2025]
- [5] Richard, L. U. C. I. E., Barthélémy, L., Tremblay, M. C., Pin, S. T. É. P. H. A. N. I. E., Gauvin, L. I. S. E., Boileau, L., & Le Luong, T. (2013). Interventions de prévention et promotion de la santé pour les aînés: modèle écologique. *Guide d'aide à l'action francoquébécois. Saint-Denis: Inpes, coll. Santé en action*. [consulté le 04/05/2025]
- [6] Bazex, J., Pène, P., & Rivière, D. ACTIVITES PHYSIQUES ET SANTE. [consulté le 04/05/2025]
- [7] Vuillemin, A. (2012). Bénéfices de l'activité physique sur la santé des personnes âgées. *Science & sports*, 27(4), 249-253. [consulté le 05/04/2025]
- [8] Bouaziz, G., Brulin, D., Pigot, H., & Campo, E. (2023). Detection of social isolation based on meal-taking activity and mobility of elderly people living alone. *IRBM*, 44(4), 100770.
- [9] Bailey, R. L. (2021). Overview of dietary assessment methods for measuring intakes of foods, beverages, and dietary supplements in research studies. *Current opinion in biotechnology*, 70, 91-96.Ss
- [10] Thompson, K., Herens, M., van Ophem, J., & Wagemakers, A. (2021). Strengthening sense of coherence: evidence from a physical activity intervention targeting vulnerable adults. *Preventive medicine reports*, 24, 101554.
- [11] Pais, B., Bulushek, P., Nef, T., Schütz, N., Saner, H., Gatica, D., & Santschi, V. (2019). De nouvelles technologies au service du maintien à domicile des personnes âgées. *Revue médicale suisse*.
- [12] Cobo, A., Villalba-Mora, E., Pérez-Rodríguez, R., Ferre, X., & Rodríguez-Mañas, L. (2021). Unobtrusive sensors for the assessment of older adult's frailty: A Scoping review. *Sensors*, 21(9), 2983.Ss
- [13] Chen, M., Ma, Y., Song, J., Lai, C. F., & Hu, B. (2016). Smart clothing: Connecting human with clouds and big data for sustainable health monitoring. *Mobile Networks and Applications*, 21, 825-845.Ss
- [14] Wei, S., & Wu, Z. (2023). The application of wearable sensors and machine learning algorithms in rehabilitation training: A systematic review. *Sensors*, 23(18), 7667.
- [15] Wegener, E. K., Bergschöld, J. M., Whitmore, C., Winters, M., & Kayser, L. (2023). Involving older people with frailty or impairment in the design process of digital health technologies to enable aging in place: scoping review. *JMIR human factors*, 10, e37785.
- [16] World Health Organization. (2015). *World report on ageing and health*. World Health Organization.
- [17] Derouiche, A., Brulin, D., Campo, E., & Piau, A. (2023, June). Home Assessment of Physical and Physiological Parameters: Collaborative Research on Aging Using Technology. In *jetsan 2023-9ÈME ÉDITION DU Colloque en télésanté et dispositifs biomédicaux*.
- [18] Ordóñez, F. J., de Toledo, P., & Sanchis, A. (2015). Sensor-based Bayesian detection of anomalous living patterns in a home setting. *Personal and Ubiquitous Computing*, 19, 259-270.
- [19] Suganuma, M., Furutani, M., Hosoyama, T., Mitsumori, R., Otsuka, R., Takemura, M., ... & Shigemizu, D. (2024). Identification of Potential Blood-Based Biomarkers for Frailty by Using an Integrative Approach. *Gerontology*, 70(6), 630-638.

- [20] Randriambelonoro, M. (2022). Assessing Activity of Daily Living through Technology-Enabled Tools: Mobility and Nutrition Assessment: miranabot: A Nutrition Assessment Use Case. In *Quantifying Quality of Life: Incorporating Daily Life into Medicine* (pp. 27-47). Cham: Springer International Publishing.
- [21] Beard JR, Officer A, de Carvalho IA, Sadana R, Pot AM, Michel JP, Lloyd-Sherlock P, Epping-Jordan JE, Peeters GMEEG, Mahanani WR, Thiyagarajan JA, Chatterji S. The World report on ageing and health: a policy framework for healthy ageing. *Lancet*. 2016 May 21;387(10033):2145-2154. Doi: 10.1016/S0140-6736(15)00516-4. Epub 2015 Oct 29. PMID: 26520231; PMCID: PMC4848186.
- [22] Keating, N. (2022). A research framework for the United Nations Decade of Healthy Ageing (2021–2030). *European Journal of Ageing*, 19(3), 775-787.
- [23] Ankri, J. (2025). Enjeux de santé publique du vieillissement de la population: les nonagénaires. *Bulletin de l'Académie Nationale de Médecine*.
- [24] Ozer, N. T., Akin, S., Gunes Sahin, G., & Sahin, S. (2022). Prevalence of malnutrition diagnosed by the Global Leadership Initiative on Malnutrition and Mini Nutritional Assessment in older adult outpatients and comparison between the Global Leadership Initiative on Malnutrition and Mini Nutritional Assessment energy-protein intake: a cross-sectional study. *Journal of Parenteral and Enteral Nutrition*, 46(2), 367-377.
- [25] Barazzoni, R., Jensen, G. L., Correia, M. I. T., Gonzalez, M. C., Higashiguchi, T., Shi, H. P., & Compher, C. (2022). Guidance for assessment of the muscle mass phenotypic criterion for the Global Leadership Initiative on Malnutrition (GLIM) diagnosis of malnutrition. *Clinical Nutrition*, 41(6), 1425-1433.
- [26] Serón-Arbeloa, C., Labarta-Monzón, L., Puzo-Foncillas, J., Mallor-Bonet, T., Lafita-López, A., Bueno-Vidales, N., & Montoro-Huguet, M. (2022). Malnutrition screening and assessment. *Nutrients*, 14(12), 2392.
- [27] Dent, E., Wright, O. R., Woo, J., & Hoogendijk, E. O. (2023). Malnutrition in older adults. *The Lancet*, 401(10380), 951-966.
- [28] Fhon, J. R. S., Silva, A. R. F., Lima, E. F. C., Santos Neto, A. P. D., Henao-Castaño, Á. M., Fajardo-Ramos, E., & Püschel, V. A. A. (2023). Association between sarcopenia, falls, and cognitive impairment in older people: a systematic review with meta-analysis. *International journal of environmental research and public health*, 20(5), 4156.
- [29] De Sire, A., Lippi, L., Aprile, V., Calafiore, D., Folli, A., D'Abrosca, F., & Invernizzi, M. (2022). Pharmacological, nutritional, and rehabilitative interventions to improve the complex management of osteoporosis in patients with chronic obstructive pulmonary disease: a narrative review. *Journal of Personalized Medicine*, 12(10), 1626.
- [30] Kawakami, A., Tomida, K., Shimoda, T., Nakajima, C., & Shimada, H. (2024). Association between social isolation and diversity in food intake by gender in community-dwelling older adults: A cross-sectional study. *Geriatrics & Gerontology International*, 24(9), 930-938.
- [31] Volkert, D. O. R. O. T. H. E. E., Beck, A. M., Cederholm, T. O. M. M. Y., Cruz-Jentoft, A., Hooper, L., Kiesswetter, E., ... & Sanchez-Rodriguez, D. (2024). [ESPEN guideline on clinical nutrition and hydration in geriatrics]. Guide pratique de la Société européenne de nutrition clinique: nutrition clinique et hydratation en gériatrie.
- [32] Buckinx, F., Peyrusqué, E., & Aubertin-Leheudre, M. (2021). L'activité physique et le vieillissement.
- [33] Baumgartner, A., Olpe, T., Griot, S., Mentil, N., Staub, N., Burn, F., & Schuetz, P. (2023). Association of CT-based diagnosis of sarcopenia with prognosis and treatment response in patients at risk of malnutrition—a secondary analysis of the Effect of early nutritional support on Frailty, Functional Outcomes, and Recovery of malnourished medical inpatients Trial (EFFORT) trial. *Clinical Nutrition*, 42(2), 199-207.
- [34] Holdoway, A., & Franklin, H. (2022). Evidence-based management of disease-related malnutrition: updated guidance. *British Journal of Community Nursing*, 27(1), 12-16.

- [35] Stumpf, F., Keller, B., Gressies, C., & Schuetz, P. (2023). Inflammation and nutrition: friend or foe?. *Nutrients*, *15*(5), 1159.
- [36] Muscaritoli, M., Arends, J., Bachmann, P., Baracos, V., Barthelemy, N., Bertz, H., & Bischoff, S. C. (2021). ESPEN practical guideline: Clinical Nutrition in cancer. *Clinical Nutrition*, *40*(5), 2898-2913.
- [37] Mustafa Khalid, N., Haron, H., Shahar, S., & Fenech, M. (2022). Current evidence on the association of micronutrient malnutrition with mild cognitive impairment, frailty, and cognitive frailty among older adults: a scoping review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *19*(23), 15722.
- [38] Burris, M., Kihlstrom, L., Arce, K. S., Prendergast, K., Dobbins, J., mcgrath, E., & Himmelgreen, D. (2021). Food insecurity, loneliness, and social support among older adults. *Journal of Hunger & Environmental Nutrition*, *16*(1), 29-44.
- [39] Nigatu, Y. D., Gebreyesus, S. H., Allard, J. P., & Endris, B. S. (2021). The effect of malnutrition at admission on length of hospital stay among adult patients in developing country: a prospective cohort study. *Clinical nutrition ESPEN*, *41*, 217-224.
- [40] Jensen, G. L., Cederholm, T., Correia, M. I. T., Gonzalez, M. C., Fukushima, R., Pisprasert, V., ... & Barazzoni, R. (2025). GLIM consensus approach to diagnosis of malnutrition: A 5-year update. *Journal of Parenteral and Enteral Nutrition*, *49*(4), 414-427.
- [41] Seguy, D., & Bourry, J. (2022). Changement de paradigme concernant le diagnostic de la dénutrition chez l'adulte de moins de 70 ans (HAS 2019) et la personne âgée de 70 ans et plus (HAS 2021). *Médecine des Maladies Métaboliques*, *16*(5), 400-410.
- [42] Hegazi, R., Miller, A., & Sauer, A. (2024). Evolution of the diagnosis of malnutrition in adults: a primer for clinicians. *Frontiers in Nutrition*, *11*, 1169538.
- [43] Kojima, g. (2015). Frailty as a predictor of future falls among community-dwelling older people: a systematic review and meta-analysis. *Journal of the American medical directors association*, *16*(12), 1027-1033.
- [44] Studenski, s. Et al. (2011). Gait speed and survival in older adults. *Jama*, *305*(1), 50-58. Doi:10.1001/jama.2010.1923
- [45] Guralnik, j. M., et al. (1994). A short physical performance battery assessing lower extremity function: association with self-reported disability and prediction of mortality and nursing home admission. *Journals of gerontology*, *49*(2), m85-m94.
- [46] Rashidi, p., & cook, d. J. (2009). Keeping the resident in the loop: adapting the smart home to the user. *Ieee transactions on systems, man, and cybernetics, part a*, *39*(5), 949-959.
- [47] Wang, f., & stone, e. E. Et al. (2013). Passive indoor activity monitoring using infrared sensor arrays. *Engineering in medicine and biology society (embc)*, 2013 35th annual international conference of the ieee.
- [48] Landi, f., et al. (2016). Sarcopenia as a risk factor for falls in elderly individuals: results from the ilsirente study. *Clinical nutrition*, *31*(5), 652-658.
- [49] Guigoz y, vellas b. Nutritional assessment in older adults: mna® 25 years of a screening tool and a reference standard for care and research; what next? *J nutr health aging*. 2021;25(4):528-583. [doi: 10.1007/s12603-021-1601-y] [pmid: 33786572]
- [50] De van der schueren, M. A. E., wijnhoven, H. A. H., kruizenga, h. M., et al. A critical appraisal of nutritional intervention studies in malnourished, community dwelling older persons. *Clinical nutrition*, 2016, vol. 35, no 5, p. 1008-1014.[doi: 10.1016/j.clnu.2015.12.013]
- [51] Kirsch, using global criteria to detect malnutrition: application in disease states, *nutr. Clin. Pract.*, № 35, c. 85. [doi:10.1002/ncp.10444]
- [52] Baig mm, afifi s, gholamhosseini h, mirza f. A systematic review of wearable sensors and iot-based monitoring applications for older adults - a focus on ageing population and independent living. *J med syst*. 2019 jun 15;43(8):233. [doi: 10.1007/s10916-019-1365-7]. [pmid: 31203472].
- [53] Durán-vega la, santana-mancilla pc, buenrosto-mariscal r, contreras-castillo j, anido-rifón le, garcía-ruiz ma, montesinos-lópez oa, estrada-gonzález f. An iot system for remote health monitoring in

- elderly adults through a wearable device and mobile application. *Geriatrics (basel)*. 2019 may 7;4(2):34. [doi: 10.3390/geriatrics4020034.] [pmid: 31067819; pmcid: pmc6631618].
- [54] Santana-mancilla pc, anido-rifón le, contreras-castillo j, buenrostro-mariscal r. Heuristic evaluation of an iomt system for remote health monitoring in senior care. *Int j environ res public health*. 2020 mar 1;17(5):1586. [doi: 10.3390/ijerph17051586]. [pmid: 32121476; pmcid: pmc7084925]
- [55] Chen lk, woo j, assantachai p, ayeung tw, chou my, iijima k, jang hc, kang l, kim m, kim s, kojima t, kuzuya m, lee jsw, lee sy, lee wj, lee y, liang ck, lim jy, lim ws, peng ln, sugimoto k, tanaka t, won cw, yamada m, zhang t, akishita m, arai h. Asian working group for sarcopenia: 2019 consensus update on sarcopenia diagnosis and treatment. *J am med dir assoc*. 2020 mar;21(3):300-307.e2. [doi: 10.1016/j.jamda.2019.12.012] epub 2020 feb [pmid: 32033882]
- [56] Palus s, springer j. Biomarkers for cancer cachexia: where do we stand? *J cachexia sarcopenia muscle*. 2020 dec;11(6):1388-1389.[doi: 10.1002/jcsm.12641]. Epub 2020 nov 30. [pmid: 33258306]; [pmcid: pmc7749594]
- [57] Beaudart c, rolland y, cruz-jentoft aj, bauer jm, sieber c, cooper c, al-daghri n, araujo de carvalho i, bautmans i, bernabei r, bruyère o, cesari m, cherubini a, dawson-hughes b, kanis ja, kaufman jm, landi f, maggi s, mccloskey e, petermans j, rodriguez mañas l, reginster jy, roller-wirnsberger r, schaan la, uebelhart d, rizzoli r, fielding ra. Assessment of muscle function and physical performance in daily clinical practice : a position paper endorsed by the european society for clinical and economic aspects of osteoporosis, osteoarthritis and musculoskeletal diseases (esceo). *Calcif tissue int*. 2019 jul;105(1):1-14.[doi: 10.1007/s00223-019-00545-w]. Epub 2019 apr 10. [pmid: 30972475]
- [58] Mumtaz h, riaz mh, wajid h, saqib m, zeeshan mh, khan se, chauhan yr, sohail h, vohra li. Current challenges and potential solutions to the use of digital health technologies in evidence generation: a narrative review. *Front digit health*. 2023 sep 28;5:1203945. [doi: 10.3389/fdgh.2023.1203945]. [pmid: 37840685]; [pmcid: pmc10568450]
- [59] Serón-arbeloa c, labarta-monzón l, puzo-foncillas j, mallor-bonet t, lafita-lópez a, bueno-vidales n, montoro-huguet m. Malnutrition screening and assessment. *Nutrients*. 2022 jun 9;14(12):2392. [doi: 10.3390/nu14122392]. [pmid: 35745121]; [pmcid: pmc9228435]
- [60] Moher d, liberati a, tetzlaff j, altman dg, prisma group. Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: the prisma statement. *Plos med* 2009 jul 21;6(7):e1000097 [free full text] [doi:10.1371/journal.pmed.1000097] [medline: 19621072]
- [61] Whiting p, rutjes aws, reitsma jb, bossuyt pmm, kleijnen j. The development of quadas: a tool for the quality assessment of studies of diagnostic accuracy included in systematic reviews. *Bmc med res methodol*. 2003;3:25. Doi:10.1186/1471-2288-3-25
- [62] Brun jl, capmas p, legendre g, et al. Recommandations pour la pratique clinique du cngof: evaluation un an apres revision de la methodologie. *Gynecologie obstetrique fertilité & senologie*. 2022;50(2):130–135
- [63] Ali, s. A., & khan, r. (2023). Iot-based technologies for addressing the unique healthcare needs of the elderly population
- [64] Van den Brink, W., Bloem, R., Ananth, A., Kanagasabapathi, T., Amelink, A., Bouwman, J., ... & Wopereis, S. (2021). Digital resilience biomarkers for personalized health maintenance and disease prevention. *Frontiers in Digital Health*, 2, 614670
- [65] Canali, S., Ferretti, A., Schiaffonati, V., & Blasimme, A. (2024). Wearable technologies for healthy ageing: Prospects, challenges, and ethical considerations. *The Journal of Frailty & Aging*, 13(2), 149-156
- [66] Mittermaier, M., Raza, M. M., & Kvedar, J. C. (2023). Bias in AI-based models for medical applications: challenges and mitigation strategies. *NPJ Digital Medicine*, 6(1), 113
- [67] Fehr, J., Citro, B., Malpani, R., Lippert, C., & Madai, V. I. (2024). A trustworthy AI reality-check: the lack of transparency of artificial intelligence products in healthcare. *Frontiers in Digital Health*, 6, 1267290
- [68] Muhammad fuad bin kassim and mohd norzali haji mohd 2017 iop conf. Ser.: mater. Sci. Eng. 226 012089. [doi 10.1088/1757-899x/226/1/012089]

- [69] Gambi e, ricciuti m, de santis a. Food intake actions detection: an improved algorithm toward real-time analysis. *Journal of imaging*. 2020; 6(3):12. [doi:10.3390/jimaging6030012]
- [70] Buzzelli m, albé a, ciocca g. A vision-based system for monitoring elderly people at home. *Applied sciences*. 2020; 10(1):374. [doi: 10.3390/app10010374]
- [71] Cunha a, pereira a, soares f, couto jg, sousa i. Evaluation of ms kinect for elderly meal intake monitoring. *Procedia technology*. 2014; 16:1383-1390. [doi: 10.1016/j.procs.2014.11.003]
- [72] Minh pham, y. Mengistu, ha manh do and weihua sheng, "cloud-based smart home environment (coshe) for home healthcare," 2016 ieee international conference on automation science and engineering (case), fort worth, tx, usa, 2016, pp. 483-488, [doi: 10.1109/coase.2016.7743444]
- [73] Coradeschi, s. Et al. (2014). Giraffplus: a system for monitoring activities and physiological parameters and promoting social interaction for elderly. In: hippe, z., kulikowski, j., mroczek, t., wtorek, j. (eds) human-computer systems interaction: backgrounds and applications 3. *Advances in intelligent systems and computing*, vol 300. Springer, cham. [doi:10.1007/978-3-319-08491-6_22]
- [74] Liu c-h, tu j-f. Development of an iot-based health promotion system for seniors. *Sustainability*. 2020; 12(21):8946. [doi:10.3390/su12218946]
- [75] Ishii, h., noda, k., yamamoto, k., & hoshino, h. (2016). An early detection system for dementia using the m2m/iot platform. *Procedia computer science*, 96, 1332–1340. [doi: 10.1016/j.procs.2016.08.178]
- [76] Lohne-seiler h, hansen bh, kolle e, anderssen sa. Accelerometer-determined physical activity and self-reported health in a population of older adults (65-85 years): a cross-sectional study. *Bmc public health*. 2014 mar 27; 14:284. [doi:10.1186/1471-2458-14-284]. [pmid: 24673834]; [pmcid: pmc3984636]
- [77] Griffith h, shi y, biswas s. A container-attachable inertial sensor for real-time hydration tracking. *Sensors (basel)*. 2019 sep 17;19(18):4008. [free full text] [doi:10.3390/s19184008]
- [78] Friedrich, björn, bauer, jürgen, et hein, andreas. Detecting impending malnutrition of elderly people in domestic smart home environments. *Arxiv preprint arxiv:2003.14159*, 2020
- [79] Doulah a, ghosh t, hossain d, imtiaz mh, sazouov e. "automatic ingestion monitor version 2" - a novel wearable device for automatic food intake detection and passive capture of food images. *Ieee j biomed health inform*. 2021 feb;25(2):568-576. [doi: 10.1109/jbhi.2020.2995473]. Epub 2021 feb 5. [pmid: 32750904]; [pmcid: pmc7938421]
- [80] Hamatani t, elhamshary m, uchiyama a, higashino t. Fluidmeter: gauging the human daily fluid intake using smartwatches. *Proc acm interact mob wearable ubiquitous technol*. 2018 sep;2(3)
- [81] Andò, b., baglio, s., castorina, s., crispino, r., & marletta, v. (2020). An assistive technology solution for user activity monitoring exploiting passive rfid. *Sensors*, 20(17), 4954. [doi: 10.3390/s20174954]
- [82] Kaye, J., Mattek, N., Dodge, H., Buracchio, T., Austin, D., Hagler, S., ... & Hayes, T. (2012). One walk a year to 1000 within a year: continuous in-home unobtrusive gait assessment of older adults. *Gait & posture*, 35(2), 197-202
- [83] Urwyler, p., stucki, r., rampa, l., büchler, m., & müri, r. (2017). Cognitive impairment categorized in community-dwelling older adults with and without dementia using in-home sensors that recognize activities of daily living. *Scientific reports*, 7, article 42084. [doi: 10.1038/srep42084]
- [84] İlhan b, bahat g, oren mm, bkiliç c, durmazoglu s, karan ma. Reliability and validity of turkish version of the simplified nutritional appetite questionnaire (snaq). *J nutr health aging*. 2018;22(9):1039-1044. [doi: 10.1007/s12603-018-1051-3]. [pmid: 30379300]
- [85] Volkert d, beck am, cederholm t, cereda e, cruz-jentoft a, goisser s, de groot l, großhauser f, kiesswetter e, norman k, pourhassan m, reinders i, roberts hc, rolland y, schneider sm, sieber cc, thiem u, visser m, wijnhoven hah, wirth r. Management of malnutrition in older patients-current approaches, evidence and open questions. *J clin med*. 2019 jul 4;8(7):974. [doi: 10.3390/jcm8070974]. [pmid: 31277488];[pmcid: pmc6678789]

- [86] Yamamoto, T., Tanaka, T., Hirano, H., Mochida, Y., & Iijima, K. (2022). Model to predict oral frailty based on a questionnaire: a cross-sectional study. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *19*(20), 13244
- [87] Kujawowicz, K., Mirończuk-Chodakowska, I., Cyuńczyk, M., & Witkowska, A. M. (2024). Identifying malnutrition risk in the elderly: a single-and multi-parameter approach. *Nutrients*, *16*(15), 2537
- [88] Hiol, a. N., von hurst, p. R., conlon, c. A., mugridge, o., & beck, k. L. (2021). Body composition associations with muscle strength in older adults living in auckland, new zealand. *Plos one*, *16*(5), e0250439
- [89] Kong, j. W., park, t., lee, d. R., & lee, j. (2020). Trajectories of body mass index and their associations with mortality among older adults in korea: analysis of the korean longitudinal study of aging. *Annals of geriatric medicine and research*, *24*(3), 195
- [90] Forman de, Santanasto aj, Boudreau r, Harris t, Kanaya am, Satterfield s, Simonsick em, Butler j, Kizer jr, Newman ab. Impact of incident heart failure on body composition over time in the health, aging, and body composition study population. *Circ heart fail*. 2017 sep;10(9):e003915.[doi: 10.1161/circheartfailure.117.003915]. [pmid: 28899988]; [pmcid: pmc5658007]
- [91] Newman, a. B., Visser, m., Kritchevsky, s. B., Simonsick, e., Cawthon, p. M., & Harris, t. B. (2023). The health, aging, and body composition (health abc) study—ground-breaking science for 25 years and counting. *The journals of gerontology: series a*, *78*(11), 2024-2034
- [92] Alhamdan, a. A., Almuammar, m. N., Bindawas, s. M., Alshammari, s. A., Al-Amoud, m. M., & calder, p. C. (2020). Body composition analysis by bioelectrical impedance and its relationship with nutritional status in older adults: a cross-sectional descriptive study. *Prog. Nutr*, *23*, e2021082
- [93] Enkobahry, a., Sime, t., Kene, k., Mateos, t., Dilnesa, s., & Zawdie, b. (2023). Blood biomarkers as potential malnutrition screening alternatives among adult patients with cancer on treatment in oncology unit of jimma tertiary hospital: a cross-sectional analysis. *Bmc nutrition*, *9*(1), 38
- [94] Lippi, g., Sanchis-gomar, f., & Montagnana, m. (2014). Biological markers in older people at risk of mobility limitations. *Current pharmaceutical design*, *20*(19), 3222-3244
- [95] Patterson, M., Paton, L., Currow, D., et al. Malnutrition, sarcopenia and cachexia: exploring prevalence, overlap and perceptions in older adults with cancer, 22 may 2023, preprint (version 1) available at research square [doi: 10.21203/rs.3.rs-2620951/v1]
- [96] Hidalgo-liberona N, Meroño T, Zamora-Ros R, Rabassa M, Semba R, Tanaka T, Bandinelli S, Ferrucci I, Andres-Lacueva C, Cherubini A. Adherence to the mediterranean diet assessed by a novel dietary biomarker score and mortality in older adults: the inchiante cohort study. *Bmc med*. 2021 nov 24;19(1):280. [doi: 10.1186/s12916-021-02154-7.] [pmid: 34814922]; [pmcid: pmc8611910.]
- [97] Queirós, C.; Machado, F.B.; Barros, D.; Sampaio, J.; Sampaio, A.; Barros, R.; Moreira, P.; Ribeiro, O.; Carvalho, J.; Padrão, P. Urinary hydration biomarkers and water sources in older adults with neurocognitive disorder. *Nutrients* 2023, *15*, 548. [doi :10.3390/nu15030548]
- [98] Singh, H., Torralba, M.G., Moncera, K.J. et al. Gastro-intestinal and oral microbiome signatures associated with healthy aging. *Geroscience* 41, 907–921 (2019). [doi.org/10.1007/s11357-019-00098-8]
- [99] Moore, K., O'Shea, E., Kenny, L., Barton, J., Tedesco, S., Sica, M., ... & Timmons, S. (2021). Older adults' experiences with using wearable devices: qualitative systematic review and meta-synthesis. *JMIR mHealth and uHealth*, *9*(6), e23832.
- [100] Dent, E., Hoogendijk, E. O., Visvanathan, R., & Wright, O. R. L. (2019). Malnutrition screening and assessment in hospitalised older people: a review. *The Journal of nutrition, health and aging*, *23*(5), 431-441.
- [101] Studenski, S., Perera, S., Patel, K., Rosano, C., Faulkner, K., Inzitari, M., ... & Guralnik, J. (2011). Gait speed and survival in older adults. *Jama*, *305*(1), 50-58.S
- [102] Guigoz, Y., & Vellas, B. (2021). Nutritional assessment in older adults: MNA® 25 years of a screening tool & a reference standard for care and research; what next?. *The Journal of nutrition, health and aging*, *25*(4), 528-583.

- [103] Beudart, C., mccloskey, E., Bruyère, O., Cesari, M., Rolland, Y., Rizzoli, R., ... & Cooper, C. (2016). Sarcopenia in daily practice: assessment and management. *BMC geriatrics*, *16*, 1-10.
- [104] Eckart, A., Struja, T., Kutz, A., Baumgartner, A., Baumgartner, T., Zurfluh, S., ... & Schuetz, P. (2020). Relationship of nutritional status, inflammation, and serum albumin levels during acute illness: a prospective study. *The American journal of medicine*, *133*(6), 713-722.
- [105] Linn, N., Goetzing, C., Regnaud, J. P., Schmitz, S., Dessenne, C., Fagherazzi, G., & Aguayo, G. A. (2021). Digital health interventions among people living with frailty: a scoping review. *Journal of the American Medical Directors Association*, *22*(9), 1802-1812.
- [106] Thomas, N. W., Beattie, Z., Riley, T., Hofer, S., & Kaye, J. (2021). Home-based assessment of cognition and health measures: The collaborative aging research using technology (CART) initiative and international collaborations. *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*, *24*(6), 68-78.S
- [107] Van den Brink, W. J., van den Broek, T. J., Palmisano, S., Wopereis, S., & de Hoogh, I. M. (2022). Digital biomarkers for personalized nutrition: predicting meal moments and interstitial glucose with non-invasive, wearable technologies. *Nutrients*, *14*(21), 4465.
- [108] Kouroubali, A., Kondylakis, H., Logothetidis, F., & Katehakis, D. G. (2022, February). Developing an AI-Enabled Integrated Care Platform for Frailty. In *Healthcare* (Vol. 10, No. 3, p. 443). MDPI.
- [109] Jutai, J. W., Hatoum, F., Bhardwaj, D., & Hosseini, M. (2024). Implementation of digital health technologies for older adults: a scoping review. *Frontiers in Aging*, *5*, 1349520.
- [110] Harerimana, B., Forchuk, C., & O'Regan, T. (2019). The use of technology for mental healthcare delivery among older adults with depressive symptoms: A systematic literature review. *International journal of mental health nursing*, *28*(3), 657-670.
- [111] Piau, A., Wild, K., Mattek, N., & Kaye, J. (2019). Current state of digital biomarker technologies for real-life, home-based monitoring of cognitive function for mild cognitive impairment to mild Alzheimer disease and implications for clinical care: systematic review. *Journal of medical Internet research*, *21*(8), e12785.
- [112] Cruz-Jentoft AJ, Sayer AA. Sarcopenia. *Lancet*. 2019;393(10191):2636–2646. DOI:10.1016/S0140-6736(19)31138-9
- [113] Pokharel, N., Katwal, G., & Adhikari, S. K. (2019). Comparison of preoperative Nutritional Risk Index and Body Mass Index for predicting immediate postoperative outcomes following major gastrointestinal surgery: Cohort-study. *Annals of Medicine and Surgery*, *48*, 53-58.S
- [114] Fuhrman MP, Charney P, Mueller CM. Hepatic proteins and nutrition assessment. *J Am Diet Assoc*. 2004;104(8):1258–1264. DOI:10.1016/j.jada.2004.05.213
- [115] Don BR, Kaysen G. Serum albumin: relationship to inflammation and nutrition. *Semin Dial*. 2004;17(6):432–437. DOI:10.1111/j.0894-0959.2004.17603.x
- [116] Penninx BWJH, et al. Anemia is associated with disability and decreased physical performance and muscle strength in the elderly. *J Am Geriatr Soc*. 2004;52(5):719–724. DOI:10.1111/j.1532-5415.2004.52208.xs
- [117] Guralnik JM, Eisenstaedt RS, Ferrucci L, Klein HG, Woodman RC. Prevalence of anemia in persons 65 years and older in the United States: evidence for a high rate of unexplained anemia. *Blood*. 2004;104(8):2263–2268. DOI:10.1182/blood-2004-05-1812
- [118] Kyle UG, Bosaeus I, De Lorenzo AD, et al. Bioelectrical impedance analysis—part II: utilization in clinical practice. *Clin Nutr*. 2004;23(6):1430–1453. DOI:10.1016/j.clnu.2004.09.012
- [119] Von Haehling S, Anker SD. Cachexia as a major underestimated and unmet medical need: facts and numbers. *J Cachexia Sarcopenia Muscle*. 2010;1(1):1–5. DOI:10.1007/s13539-010-0002-6
- [120] Rijk JM, Roos PR, Deckx L, van den Akker M, Buntinx F. Prognostic value of handgrip strength in older patients. *J Am Med Dir Assoc*. 2016;17(10):933.e1–933.e11. DOI:10.1016/j.jamda.2016.07.014
- [121] Studenski S, et al. Gait speed and survival in older adults. *JAMA*. 2011;305(1):50–58. DOI:10.1001/jama.2010.1923

- [122] Abellan van Kan G, et al. Gait speed at usual pace as a predictor of adverse outcomes in community-dwelling older people. *J Nutr Health Aging*. 2009;13(10):881–889. DOI:10.1007/s12603-009-0246-z
- [123] Marjolein Visser, Bret H. Goodpaster, Stephen B. Kritchevsky, Anne B. Newman, Michael Nevitt, Susan M. Rubin, Eleanor M. Simonsick, Tamara B. Harris, for the Health ABC Study, Muscle Mass, Muscle Strength, and Muscle Fat Infiltration as Predictors of Incident Mobility Limitations in Well-Functioning Older Persons, *The Journals of Gerontology: Series A*, Volume 60, Issue 3, March 2005, Pages 324–333, <https://doi.org/10.1093/gerona/60.3.324>
- [124] Huang, J., Zhou, S., Xie, Q., Yu, J., Zhao, Y., & Feng, H. (2025). Digital biomarkers for real-life, home-based monitoring of frailty: a systematic review and meta-analysis. *Age and Ageing*, 54(4), afaf108
- [125] Petsani, D., Ahmed, S., Petronikolou, V., Kehayia, E., Alastalo, M., Santonen, T., ... & Konstantinidis, E. (2022). Digital biomarkers for supporting transitional care decisions: protocol for a transnational feasibility study. *JMIR Research Protocols*, 11(1), e34573
- [126] OLIVIER, D. (2017). Personnaliser la prévention. *Étude d'un projet de médecine prédictive. Lato Sensus: Revue de la Société de philosophie des sciences*, 4(2)
- [127] Héder, M. (2017). From NASA to EU: the evolution of the TRL scale in Public Sector Innovation. *The Innovation Journal*, 22(2), 1-23
- [128] Godfrey, A. C. R. M. D. O. G., Conway, R., Meagher, D., & Ólaighin, G. (2008). Direct measurement of human movement by accelerometry. *Medical engineering & physics*, 30(10), 1364-1386
- [129] Lee, I. M., Shiroma, E. J., Evenson, K. R., Kamada, M., Iacox, A. Z., & Buring, J. E. (2018). Accelerometer-measured physical activity and sedentary behavior in relation to all-cause mortality: the women's health study. *Circulation*, 137(2), 203-205
- [130] Montero-Odasso, M., Schapira, M., Soriano, E. R., Varela, M., Kaplan, R., Camera, L. A., & Mayorga, L. M. (2005). Gait velocity as a single predictor of adverse events in healthy seniors aged 75 years and older. *The Journals of Gerontology Series A: Biological Sciences and Medical Sciences*, 60(10), 1304-1309
- [131] Cullen, A., Mazhar, M. K. A., Smith, M. D., Lithander, F. E., Ó Breasail, M., & Henderson, E. J. (2022). Wearable and portable GPS solutions for monitoring mobility in dementia: a systematic review. *Sensors*, 22(9), 3336
- [132] Patel, S., Park, H., Bonato, P., Chan, L., & Rodgers, M. (2012). A review of wearable sensors and systems with application in rehabilitation. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 9, 1-17
- [133] Piwek, L., Ellis, D. A., Andrews, S., & Joinson, A. (2016). The rise of consumer health wearables: promises and barriers. *Plos medicine*, 13(2), e1001953
- [134] Hodges, P. W., & van den Hoorn, W. (2022). A vision for the future of wearable sensors in spine care and its challenges: narrative review. *Journal of Spine Surgery*, 8(1), 103
- [135] Guillodo, E., Lemey, C., Simonnet, M., Walter, M., Baca-García, E., Masetti, V., & Berrouguet, S. (2020). Clinical applications of mobile health wearable-based sleep monitoring: systematic review. *JMIR mhealth and uhealth*, 8(4), e10733
- [136] Dunn, J., Runge, R., & Snyder, M. (2018). Wearables and the medical revolution. *Personalized medicine*, 15(5), 429-448
- [137] Loth, E., & Evans, D. W. (2019). Converting tests of fundamental social, cognitive, and affective processes into clinically useful bio-behavioral markers for neurodevelopmental conditions. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*, 10(5), e1499
- [138] Motahari-Nezhad, H., Fgaier, M., Mahdi Abid, M., Péntek, M., Gulácsi, L., & Zrubka, Z. (2022). Digital biomarker-based studies: scoping review of systematic reviews. *JMIR mhealth and uhealth*, 10(10), e35722
- [139] Ponce-Bobadilla, A. V., Schmitt, V., Maier, C. S., Mensing, S., & Stodtmann, S. (2024). Practical guide to SHAP analysis: Explaining supervised machine learning model predictions in drug development. *Clinical and translational science*, 17(11), e70056

- [140] Kumarakulasinghe, N. B., Blomberg, T., Liu, J., Leao, A. S., & Papapetrou, P. (2020, July). Evaluating local interpretable model-agnostic explanations on clinical machine learning classification models. In *2020 IEEE 33rd international symposium on computer-based medical systems (CBMS)* (pp. 7-12).
- [141] Trifan, A., Oliveira, M., & Oliveira, J. L. (2019). Passive sensing of health outcomes through smartphones: systematic review of current solutions and possible limitations. *JMIR mhealth and uhealth*, 7(8), e12649
- [142] Dawadi, P. N., Cook, D. J., & Schmitter-Edgecombe, M. (2013). Automated cognitive health assessment using smart home monitoring of complex tasks. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics: systems*, 43(6), 1302-1313
- [143] Shailaja, K., Seetharamulu, B., & Jabbar, M. A. (2018, March). Machine learning in healthcare: A review. In *2018 Second international conference on electronics, communication and aerospace technology (ICECA)* (pp. 910-914)
- [144] Luqian, S., & Yuyuan, Z. (2021, June). Human activity recognition using time series pattern recognition model-based on tsfresh features. In *2021 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)* (pp. 1035-1040)
- [145] Armand, T. P. T., Nfor, K. A., Kim, J. I., & Kim, H. C. (2024). Applications of artificial intelligence, machine learning, and deep learning in nutrition: a systematic review. *Nutrients*, 16(7), 1073.
- [146] Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nature medicine*, 25(1), 44-56
- [147] Teh, S. K., Rawtaer, I., & Tan, H. P. (2022). Predictive accuracy of digital biomarker technologies for detection of mild cognitive impairment and pre-frailty amongst older adults: a systematic review and meta-analysis. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 26(8), 3638-3648
- [148] Piau, A., Steinmeyer, Z., Cesari, M., Kornfeld, J., Beattie, Z., Kaye, J., & Nourhashemi, F. (2021). Intrinsic capacity monitoring by digital biomarkers in integrated care for older people (ICOPE). *The Journal of frailty & aging*, 10(2), 132-138
- [149] Schroeder, T., Dodds, L., Georgiou, A., Gewald, H., & Siette, J. (2023). Older adults and new technology: Mapping review of the factors associated with older adults' intention to adopt digital technologies. *JMIR aging*, 6(1), e44564
- [150] Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., & Floridi, L. (2016). The ethics of algorithms: Mapping the debate. *Big Data & Society*, 3(2), 2053951716679679
- [151] Regulation, E. U. (2016). 679 of the European Parliament and of the Council (General Data Protection Regulation). *Official Journal of the European Union*
- [152] Beattie Z, Miller LM, Almirola C, Au-Yeung W-TM, Bernard H, Cosgrove KE, et al. The Collaborative Aging Research Using Technology Initiative: An Open, Sharable, Technology-Agnostic Platform for the Research Community. *Digitbiomark*. 2020;4(Suppl 1):100–18
- [153] Oregon Health & Science University (OHSU). About CART – Collaborative Aging Research Using Technology [Internet]. Portland: OHSU; [Consulté le 3 juillet 2025]. Available from: <https://www.ohsu.edu/collaborative-aging-research-using-technology/about-us>
- [154] Agarwal, A., Wallace, B., Ault, L., Larivière-Chartier, J., Knoefel, F., Goubran, R., & Thomas, N. (2021, June). Using Zigbee Sensors for Ambient Measurement of Human Gait—Analytical Considerations. In *2021 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (memea)* (pp. 1-6)
- [155] Seelye, A., Leese, M. I., Dorociak, K., Bouranis, N., Mattek, N., Sharma, N., ... & Kaye, J. (2020). Feasibility of in-home sensor monitoring to detect mild cognitive impairment in aging military veterans: prospective observational study. *JMIR formative research*, 4(6), e16371
- [156] Takeda, C., Soto, M. E., Nourhashemi, F., & Vellas, B. (2022). Les principaux symptômes et signes précurseurs de perte de fonctionnalité et les moyens de les repérer en médecine communautaire avec le programme ICOPE. *Bulletin de l'Académie Nationale de Médecine*, 206(7), 855-862

- [157] Coutton, V. (2001). Évaluer la dépendance à l'aide de groupes iso-ressources (GIR): une tentative en France avec la grille aggir. *Gérontologie et société*, 2499(4), 111-129
- [158] Haute Autorité de Santé. (2012). Rapport d'évaluation technologique : annexes. Place et conditions de réalisation de la polysomnographie et de la polygraphie respiratoire dans les troubles du sommeil. Haute Autorité de Santé. URL : https://www.has-sante.fr/upload/docs/application/pdf/201206/place_et_conditions_de_realisation_de_la_polysomnographie_et_de_la_polygraphie_respiratoire_dans_les_troubles_du_sommeil_-_annexes_2012-06-01_11-50-18_892.pdf
- [159] Amor, L. B., Lahyani, I., & Jmaiel, M. (2016, August). Recursive and rolling windows for medical time series forecasting: a comparative study. In 2016 IEEE Intl Conference on Computational Science and Engineering (CSE) and IEEE Intl Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC) and 15th Intl Symposium on Distributed Computing and Applications for Business Engineering (DCABES) (pp. 106-113)
- [160] Pineda, A. M., Alves, C. L., Möckel, M., Toutain, T. G. D. O., Moura Porto, J. A., & Rodrigues, F. A. (2023). Analysis of quantile graphs in EGC data from elderly and young individuals using machine learning and deep learning. *Journal of Complex Networks*, 11(5), cnad030
- [161] De Guenin, L., Rosson, P., Petrochilos, N., & Moreau, E. (2023, August). Algorithme Heuristique de Partitionnement Soustractif pour Reconnaissance Aveugle de Schéma de Modulation. In xxixème Colloque Francophone de Traitement du Signal et des Images GRETSI'23
- [162] Jacobsohn, G. C., Leaf, M., Liao, F., Maru, A. P., Engstrom, C. J., Salwei, M. E., ... & Patterson, B. W. (2022, March). Collaborative design and implementation of a clinical decision support system for automated fall-risk identification and referrals in emergency departments. In *Healthcare* (Vol. 10, No. 1, p. 100598)
- [163] Derouiche, A., Brulin, D., Campo, E., & Piau, A. (2024). Meal-taking activity monitoring in the elderly based on sensor data: Comparison of unsupervised classification methods. *Arxiv preprint arxiv:2409.02971*
- [164] Sabita, R. (2021). Everything you need to know about machine learning. *Analytics Vidhya*.
- [165] Chakraborty nknagwani Lopamudra Dey, S. (2011). Performance Comparison of Incremental K-means and Incremental DBSCAN Algorithms. In *International Journal of Computer Applications*(Vol. 27, Issue 11)
- [166] Moreno-Agostino, D., de la Torre-Luque, A., de la Fuente, J., Lara, E., Martín-María, N., Moneta, M. V., ... & Ayuso-Mateos, J. L. (2021). Determinants of subjective wellbeing trajectories in older adults: a growth mixture modeling approach. *Journal of Happiness Studies*, 22(2), 709-726.
- [167] Walia, V., & Ranjan, S. Comparison of KNN and K-Means Machine Learning Algorithms for Elderly Health Monitoring Through Body Movements
- [168] Abdulhameed, T. Z., Yousif, S. A., Samawi, V. W., & Al-Shaikhli, H. I. (2024). SS-DBSCAN: Semi-Supervised Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise for Meaningful Clustering in Diverse Density Data. *IEEE Access*
- [169] Abbas, Z., Nazir, H. Z., Akhtar, N., Riaz, M., & Abid, M. (2020). On developing an exponentially weighted moving average chart under progressive setup: An efficient approach to manufacturing processes. *Quality and Reliability Engineering International*, 36(7), 2569-2591
- [170] De Araújo Caldas, J. F., de Moraes, C. A. C., & Conterato, F. S. (2023). Chi² Test to Determine the Cut-Off Value for Anomalies Detection with Mahalanobis Distance. *JOURNAL OF BIOENGINEERING, TECHNOLOGIES AND HEALTH*, 6(1), 58-61
- [171] Bohannon, R. W., & Andrews, A. W. (2011). Normal walking speed: a descriptive meta-analysis. *Physiotherapy*, 97(3), 182-189
- [172] St-Onge, M. P., Ard, J., Baskin, M. L., Chiuve, S. E., Johnson, H. M., Kris-Etherton, P., & Varady, K. (2017). Meal timing and frequency: implications for cardiovascular disease prevention: a scientific statement from the American Heart Association. *Circulation*, 135(9), e96-e121
- [173] Perez-Cornago, A., Huseinovic, E., Winkvist, A., Slimani, N., Park, M., Freisling, H., ... & Berteus Forslund, H. (2016). Meal patterns across 10 European countries—results from the European

- Prospective Investigation into Cancer and Nutrition (EPIC) calibration study. *Public Health Nutrition*, 19(15)
- [174] Zeballos, E., Todd, J. E., & Restrepo, B. (2019). Frequency and time of day that Americans eat: a comparison of data from the American Time Use Survey and the National Health and Nutrition Examination Survey
- [175] Morley, J. E., Anker, S. D., & von Haehling, S. (2014). Prevalence, incidence, and clinical impact of sarcopenia: facts, numbers, and epidemiology—update 2014. *Journal of cachexia, sarcopenia and muscle*, 5(4), 253-259
- [176] Arbelaitz, O., Gurrutxaga, I., Muguerza, J., Pérez, J. M., & Perona, I. (2013). An extensive comparative study of cluster validity indices. *Pattern recognition*, 46(1), 243-256
- [177] Liu, Y., Li, Z., Xiong, H., Gao, X., & Wu, J. (2010, December). Understanding of internal clustering validation measures. In *2010 IEEE international conference on data mining* (pp. 911-916)
- [178] Vendramin, L., Campello, R. J., & Hruschka, E. R. (2010). Relative clustering validity criteria: A comparative overview. *Statistical analysis and data mining: the ASA data science journal*, 3(4), 209-235
- [179] Romano, S., Vinh, N. X., Bailey, J., & Verspoor, K. (2016). Adjusting for chance clustering comparison measures. *Journal of Machine Learning Research*, 17(134), 1-32
- [180] Amelio, A., & Pizzuti, C. (2015, August). Is normalized mutual information a fair measure for comparing community detection methods?. In *Proceedings of the 2015 IEEE/ACM international conference on advances in social networks analysis and mining 2015* (pp. 1584-1585)
- [181] Bragança, H., Colonna, J. G., Oliveira, H. A., & Souto, E. (2022). How validation methodology influences human activity recognition mobile systems. *Sensors*, 22(6), 2360
- [182] Ghasemi, M., Latifi, H., Shafeian, E., Naghavi, H., & Pourhashemi, M. (2024). A novel linear spectral unmixing-based method for tree decline monitoring by fusing UAV-RGB and optical spaceborne data. *International Journal of Remote Sensing*, 45(4), 1079-1109
- [183] Meissel, K., & Yao, E. S. (2024). Using Cliff's delta as a non-parametric effect size measure: an accessible web app and R tutorial. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 29(1)
- [184] Zhang, W., Smuck, M., Legault, C., Ith, M. A., Muaremi, A., & Aminian, K. (2018). Gait symmetry assessment with a low back 3D accelerometer in post-stroke patients. *Sensors*, 18(10), 3322
- [185] Romano, J., Kromrey, J. D., Coraggio, J., & Skowronek, J. (2006, February). Appropriate statistics for ordinal level data: Should we really be using t-test and Cohen's d for evaluating group differences on the NSSE and other surveys. In annual meeting of the Florida Association of Institutional Research (Vol. 177, No. 34)
- [186] Zar, J. H. (2005). Spearman rank correlation. *Encyclopedia of biostatistics*, 7
- [187] Kim, H. Y. (2014). Statistical notes for clinical researchers: Nonparametric statistical methods: 2. Nonparametric methods for comparing three or more groups and repeated measures. *Restorative Dentistry & Endodontics*, 39(4), 329
- [188] Dinno, A. (2015). Nonparametric pairwise multiple comparisons in independent groups using Dunn's test. *The Stata Journal*, 15(1), 292-300

Liste des articles publiés

Conférence/colloque :

- Abderrahim Derouiche, Ghazi Bouaziz, Damien Brulin, Eric Campo, Antoine Piau. 2023. "Innovative Nutritional Digital Biomarkers Based On Actimetric Behavior Monitoring", 15th International Conference on e-Health, IADIS – International Association for the Development of the Information Society, Jul 2023, Porto, Portugal. p-149-156. fihal-04209971f

- Derouiche, A., Bouaziz, G., Brulin, D., Campo, E., & Piau, A. (2023). Empowering health in aging: innovation in undernutrition detection and prevention through comprehensive monitoring. *arXiv preprint arXiv:2312.13660*

- Derouiche, A., Brulin, D., Campo, E., & Piau, A. (2024). Meal-taking activity monitoring in the elderly based on sensor data: Comparison of unsupervised classification methods. *arXiv preprint arXiv:2409.02971*

Journaux :

- Derouiche, A., Bouaziz, G., Brulin, D., Campo, E., & Piau, A. (2023). Empowering health in aging: innovation in undernutrition detection and prevention through comprehensive monitoring. *arXiv preprint arXiv:2312.13660*

- Derouiche A, Brulin D, Campo E, Steinmeyer Z, Piau A. Real-life home monitoring of malnutrition with digital and biological markers: A systematic review JMIR Preprints. 10/01/2025:71122

Congrès :

- Derouiche Abderrahim, L'intégration de données multicateurs pour le suivi de la nutrition chez les personnes âgées, Congrès GEETS, Juin 2024

Titre : Développement de biomarqueurs numériques innovants pour le suivi du déclin fonctionnel à domicile : modélisation conjointe de la mobilité et de la nutrition et validation clinique croisée avec des biomarqueurs biologiques

Mots clés : Biomarqueurs numériques, Nutrition, Santé, Analyse de données, Mobilité, Apprentissage des habitudes

Résumé : Le vieillissement de la population s'accompagne d'une augmentation significative des risques de déclin fonctionnel, souvent progressifs, silencieux et difficiles à détecter à un stade précoce par les méthodes cliniques conventionnelles. Dans ce contexte, les technologies de santé numérique offrent une opportunité unique de développer des outils de suivi continu, non intrusif et personnalisable à domicile. Cette thèse s'inscrit dans cette dynamique et vise à concevoir, implémenter et valider des biomarqueurs numériques innovants permettant d'identifier les signes précoces du déclin fonctionnel en croisant les domaines de la mobilité et de la nutrition.

Le travail repose sur les données collectées dans le cadre du projet CART-France, qui déploie des capteurs discrets (capteurs infrarouges passifs, capteurs de contact, lignes de marche) dans des logements de personnes âgées. Ces capteurs permettent d'extraire en continu des indicateurs bruts liés à la mobilité (vitesse de marche sur 2,44 m, transitions inter-pièces, durées des sorties) et à la nutrition (nombre et durée des épisodes alimentaires détectés par des modèles non supervisés).

Ces données sont analysées via une combinaison de modèles statistiques, de méthodes de clustering non supervisé (GMM, K-means) et de classifications adaptatives supervisées, afin de produire des scores instantanés et cumulés reflétant l'état fonctionnel au fil du temps. Ces scores sont ensuite agrégés pour générer des biomarqueurs numériques dynamiques, classés selon un code de risque (Vert, Orange, Rouge). Une attention particulière est portée à la personnalisation des seuils de classification et à l'intégration d'un système de visualisation longitudinale.

Une des contributions majeures de cette recherche est la validation clinique croisée des biomarqueurs numériques avec des biomarqueurs biologiques traditionnels et des questionnaires cliniques validés (ex. : albumine, hémoglobine, MNA, IMC, tests ADL/PA, etc.). Cette approche vise à établir des corrélations robustes entre les mesures numériques issues des capteurs et les indicateurs médicaux de référence, renforçant ainsi la validité et la transférabilité des résultats vers la pratique clinique.

Ce travail aboutira à la définition d'un système intelligent d'aide à la décision pour les professionnels de santé, capable de détecter et de suivre le déclin fonctionnel de manière individualisée, proactive et contextuelle. Il s'inscrit pleinement dans les perspectives d'une médecine préventive, assistée par l'intelligence artificielle, au service du maintien de l'autonomie des personnes âgées à domicile.

Title: Development of innovative digital biomarkers for monitoring functional decline at home: joint modeling of mobility and nutrition and cross-validation with biological biomarkers

Key words: Nutrition, Data analysis, Healthcare, Mobility, Digital biomarkers, Life habits monitoring

Abstract: Population aging is accompanied by a significant increase in the risk of functional decline, which often develops progressively, silently, and remains difficult to detect at an early stage using conventional clinical methods. In this context, digital health technologies offer a unique opportunity to develop continuous, non-intrusive, and personalized home-based monitoring tools. This thesis is part of this dynamic and aims to design, implement, and validate innovative digital biomarkers for the early detection of functional decline by combining the domains of mobility and nutrition.

The work is based on data collected within the CART-France project, which deploys unobtrusive sensors (passive infrared motion sensors, contact sensors, walking-line systems) in the homes of older adults. These sensors allow for continuous extraction of raw indicators related to mobility (walking speed over 2.44 meters, room-to-room transitions, time spent outside) and nutrition (number and duration of eating episodes detected through unsupervised models).

These data are processed through a combination of statistical methods, unsupervised clustering techniques (GMM, K-means), and adaptive supervised classification algorithms, to generate both instantaneous and cumulative scores reflecting functional status over time. These scores are then aggregated to construct dynamic digital biomarkers, categorized using a risk-level code (Green, Orange, Red). Particular attention is given to the personalization of classification thresholds and the implementation of a longitudinal visualization system.

A major contribution of this work lies in the cross-clinical validation of the proposed digital biomarkers against conventional biological markers and validated clinical questionnaires (e.g., albumin, hemoglobin, MNA, BMI, ADL/PA scales, etc.). This approach aims to establish robust correlations between sensor-derived digital measures and standard medical indicators, thus reinforcing the validity and clinical transferability of the proposed system.

This research ultimately leads to the development of an intelligent decision-support system for healthcare professionals, capable of detecting and monitoring functional decline in an individualized, proactive, and context-aware manner. It contributes directly to the vision of preventive, AI-assisted medicine, serving the goal of maintaining autonomy among older adults living at home.