



HAL
open science

Développement et mise en œuvre d'un système de détection de l'isolement social basé sur la reconnaissance des activités en matière de repas et de mobilité chez les personnes âgées à domicile

Ghazi Bouaziz

► To cite this version:

Ghazi Bouaziz. Développement et mise en œuvre d'un système de détection de l'isolement social basé sur la reconnaissance des activités en matière de repas et de mobilité chez les personnes âgées à domicile. Micro et nanotechnologies/Microélectronique. Université de Toulouse, 2024. Français. NNT : 2024TLSES137 . tel-04789114v2

HAL Id: tel-04789114

<https://laas.hal.science/tel-04789114v2>

Submitted on 12 Dec 2024

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.

Doctorat de l'Université de Toulouse

préparé à l'Université Toulouse III - Paul Sabatier

Développement et mise en oeuvre d'un système de détection de l'isolement social basé sur la reconnaissance des activités en matière de repas et de mobilité chez les personnes âgées à domicile.

Thèse présentée et soutenue, le 27 septembre 2024 par
Ghazi BOUAZIZ

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

Composition du jury

M. Nacim RAMDANI, Président, Université d'Orléans
Mme Christine VERDIER, Rapporteur, Université Grenoble Alpes
M. Laurent BILLONNET, Rapporteur, Université de Limoges
M. Yoann CHARLON, Examineur, Université Côte d'Azur
Mme Nadine VIGOUROUX, Examinatrice, CNRS Occitanie Ouest
M. Eric CAMPO, Directeur de thèse, Université Toulouse - Jean Jaurès

Membres invités

M. Damien BRULIN, Université Toulouse - Jean Jaurès
Mme Hélène PIGOT, Université de Sherbrooke

Remerciements

Je tiens à remercier profondément mes directeurs de thèse M. Eric CAMPO, Professeur à l'Université Toulouse 2 Jean Jaurès, et M. Damien BRULIN, Maître de conférences à l'Université Toulouse 2 Jean Jaurès, pour leur encadrement exceptionnel et leurs conseils précieux tout au long de ce travail. Leur expertise, leur encouragement et leur disponibilité ont été déterminants pour la réussite de cette thèse. Merci pour votre patience, vos critiques constructives et votre soutien constant, qui m'ont permis de surmonter les défis et d'atteindre mes objectifs. Ce travail est en grande partie le reflet de votre dévouement et de votre engagement envers mon projet de recherche. Je vous en suis infiniment reconnaissant.

Je tiens à remercier Mme Christine VERDIER, Professeure à l'Université Grenoble Alpes et M. Laurent BILLONNET, Professeur à l'Université de Limoges, pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail en acceptant d'en être les rapporteurs et pour leurs remarques constructives. Je remercie également M. Nacim RAMDANI, Professeur à l'Université d'Orléans, Mme Nadine VIGOUROUX Chercheuse à l'Université Toulouse 3 Paul Sabatier et M. Yoann CHARLON, Maître de conférences à l'Université Côte d'Azur, pour avoir accepté d'examiner mon travail. Enfin, je remercie Mme Hélène PIGOT, Professeure à l'Université de Sherbrooke qui a suivi mes travaux avec intérêt et apporté son expertise très éclairée.

J'adresse mes remerciements aussi à M. Bassem BOUAZIZ, M. Philippe LELEUX, Mme Nesrine TARHOUNI, Mme Amal HAMMAMI et M. Taher LABIDI de m'avoir conseillé dans la rédaction de ce manuscrit. Je remercie également mes amis Louis, Abderrahim, Yesmine, Ahmed, Mahmoud et Mohamed pour leur implication dans la réalisation des travaux présentés dans ce manuscrit.

J'exprime également ma gratitude à Mme Christine AIMÉ, responsable de la résidence de Lègue et tout le personnel du service de la résidence, pour leur réactivité et leur implication dans cette étude. Leur réactivité m'a permis d'atteindre les objectifs de mon travail.

Je remercie chaleureusement mes amis du laboratoire : Laura, Aurélien, Marco, Titouan, Josselin, ainsi que mes amis du « Bled » : Mohamed et son épouse Nassima, Anis, Melek, Ahmed, Mefteh, Chiheb, Mariem, Maryem, Olfa, Emna, Nisreen, Wejden, Ilyes et son épouse Rim, Nadhem, Khaled et son épouse Rahma, Bilel et son épouse Rahma, Marwen, pour les bons moments que j'ai pu passer avec eux.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon cher ami Khaled et à ma cousine Fatma pour leur soutien indéfectible tout au long de la réalisation de cette thèse. Leur précieuse aide, leurs encouragements constants et leurs conseils avisés ont été d'une grande valeur pour moi. Sans leur soutien, ce travail n'aurait pas été possible. Merci, Khaled, pour ta présence et ton amitié précieuse. Merci, Fatma, pour ta présence rassurante et ton engagement généreux. Votre soutien moral et vos conseils ont été une source inestimable de motivation pour moi. Je vous suis infiniment reconnaissant pour votre contribution à l'accomplissement de ce travail.

Je souhaite exprimer ma profonde gratitude à ma famille pour leur soutien inébranlable tout au long de la réalisation de cette thèse. À mes parents Fathi et Lamia, merci pour votre amour, vos sacrifices et vos encouragements constants qui m'ont donné la force de persévérer. À mon frère Achraf et mes sœurs Salma et Imen, merci pour votre soutien moral et votre compréhension durant les moments difficiles. Sans votre présence et votre appui, ce travail n'aurait pas été possible. Votre foi en moi a été une source inestimable de motivation. Je vous dédie cette thèse avec toute ma reconnaissance et mon affection. Je ne saurais terminer sans remercier très affectueusement mon épouse Mariem pour avoir été à mes côtés dans les moments difficiles, pour ses encouragements et surtout pour sa patience.

À mes parents

À mon frère

À mes sœurs

À mon épouse

Résumé

La reconnaissance d'activités de vie quotidienne (AVQs) fait l'objet, depuis plusieurs années, de recherches pour proposer des solutions performantes notamment pour des problématiques d'aide à la personne et de maintien à domicile. Elle s'appuie sur l'analyse spatio-temporelle de situations, de gestes, de déplacements, de comportements dont les données d'entrée sont les informations fournies par des capteurs ambiants ou par des capteurs portés par la personne. Cette thèse se focalise sur l'instrumentation du lieu de vie par des capteurs ambiants pour la détection d'un état d'isolement social chez les personnes âgées. Deux approches sont utilisées pour évaluer l'isolement social. La première se base sur des questionnaires semi-directifs. La deuxième approche s'appuie sur l'utilisation des technologies pour la récupération objective de données représentatives d'un état, d'un comportement. La littérature montre que les activités « se nourrir » et « se déplacer » semblent pertinentes pour évaluer un risque potentiel d'isolement social chez les aînés. Dans notre cas, nous définissons l'activité « se nourrir » comme une séquence d'actions composée de tâches telles que faire les courses, cuisiner, manger et faire la vaisselle, et l'activité « se déplacer » comme une action liée à la mobilité au sein du domicile et au fait de sortir du logement.

Les travaux de thèse portent sur quatre contributions principales :

- Un état bibliographique des recherches sur la détection des AVQs afin d'en identifier les apports et les limites et tracer des voies de recherches pertinentes. Des critères spécifiques ont été choisis pour inclure les articles dans lesquels des systèmes de détection d'activités sont présentés.
- Une démarche de conception système appliquée à la reconnaissance d'AVQs. Cette démarche s'intègre dans un processus d'Ingénierie Système. Elle décrit l'analyse des exigences, leur modélisation au travers de diagrammes SysML et la mise en place d'une architecture matérielle et logicielle basée sur un réseau IoT. L'analyse des AVQs, dans notre étude, utilise les données de détecteurs de mouvement et de capteurs de contacts. Un affichage sur une application web permet de visualiser les résultats obtenus à destination de l'aide-soignant/la famille...
- L'utilisation originale de quatre méthodes de classification des AVQs à savoir "préparer le repas", "prendre le repas", "faire la vaisselle", "dormir/se relaxer", "hygiène", "la personne à l'extérieur du logement", "un visiteur à l'intérieur de la maison" et "autres activités". Les trois premières méthodes utilisées sont K-means, le modèle de mélange gaussien GMM et BIRCH auxquelles on applique une pondération aux données. Le quatrième algorithme est basé sur une méthode logique à la suite de la détermination d'une matrice de corrélation prenant en entrée l'ensemble des capteurs disponibles. En utilisant les données de la matrice de corrélation, l'algorithme personnalise la détection des activités liées au repas en différenciant une personne qui prépare seule son repas d'une personne qui bénéficie d'un service de portage de repas. Nous validons nos méthodes en nous référant aux formulaires remplis par les participants au début et à la fin de l'expérimentation dans lesquels ils indiquent le déroulement de leur journée-type. Ces algorithmes ont été appliqués sur une base de données annotée ouverte pour confirmer la précision de nos approches.
- La proposition d'un score du niveau d'isolement social. Ce score est établi sur la base de l'identification des activités pour extraire les habitudes quotidiennes au travers d'indicateurs du comportement (le temps passé à l'extérieur de la maison et à l'intérieur de la cuisine, etc.). Six personnes ont été suivies pendant plus de 3 mois. Un algorithme de régression logistique a été utilisé

pour l'extraction du niveau de risque d'isolement social qui a été comparé à celui identifié grâce au questionnaire LSNS-6. L'algorithme de régression logistique a donné un score d'exactitude de 1 et une F-mesure de 1.

Finalement, le manuscrit présente des travaux sur la conception et la validation in situ d'une solution complète pour la reconnaissance des activités, en particulier la prise de repas et la mobilité, afin de détecter tout changement du comportement et proposer un niveau de risque d'isolement social.

Mots clés : surveillance multicateurs, personnes âgées, isolement social, détection et reconnaissance des activités de la vie quotidienne, maison intelligente, machine learning, classification.

Abstract

The recognition of daily life activities has been the subject of research for several years to provide effective home care solutions. It is based on the spatio-temporal analysis of situations and behaviors with input data provided by ambient sensors or by sensors worn by the person. This thesis focuses on the instrumentation of the living space by ambient sensors for the detection of social isolation in the elderly. Two approaches are used to assess social isolation. The first is based on semi-directive questionnaires. The second approach relies on the use of technologies for the objective date acquisition representative of a state or behavior. The literature shows that the activity of "eating" and "moving" appear to be relevant for assessing a potential risk of social isolation in the elderly. In our case, we define the activity "eating" as a sequence of actions such as shopping, cooking, eating and washing dishes. The activity "moving" is linked to mobility within the home and leaving the home.

The thesis work focuses on four main contributions:

-A bibliographical review of research on ADL detection in order to identify its contributions and limitations, and to outline relevant research directions. Specific criteria have been chosen to include articles in which activity detection systems are presented.

-A system design approach applied to ADL detection. This approach is part of a system engineering process. It describes the analysis of requirements, their modeling through SysML diagrams, and the implementation of a hardware and software architecture based on an IoT network. The analysis of ADLs in our study uses data from motion sensors and contact sensors. The results are displayed on a web application for the caregiver/family...

-The original use of four ADL classification methods, namely "preparing the meal", "taking the meal", "washing the dishes", "sleeping/relaxing", "hygiene", "the person outside the home", "a visitor inside the home" and "other activities". The first three methods used are K-means, the Gaussian mixture model GMM and BIRCH, to which we apply a weighting to the data. The fourth algorithm is based on a logical method following the determination of a correlation matrix using all the available sensors as input. Using the data from the correlation matrix, the algorithm personalizes the detection of meal-related activities by distinguishing a person who prepares their own meal and one who benefits from a meal delivery service. We validate our methods by referring to the forms filled in by participants at the start and end of the experiment, in which they indicate the course of their typical day. These algorithms were applied to an open annotated database to confirm the accuracy of our approaches.

-The proposal of a social isolation score. This score is based on the identification of activities to extract daily habits through behavioral indicators (time spent outside the house and inside the kitchen, etc.). Six elderly people were followed for more than 3 months. A logistic regression algorithm was used to extract the risk level of social isolation, which was compared with that identified using the LSNS-6 questionnaire. The logistic regression algorithm gave an accuracy score of 1 and an F-measure of 1.

Finally, the manuscript presents work on the design and in situ validation of a comprehensive solution for activity recognition, particularly meal intake and mobility, in order to detect any changes in behavior and propose a risk level of social isolation.

Keywords: multisensor monitoring, elderly people, social isolation, detection and recognition of activities of daily living, smart home, machine learning, classification.

Table des matières

Résumé	4
Liste des figures.....	11
Liste des tableaux.....	14
Liste des Annexes	16
Abréviation	17
Chapitre 1. Contexte et Problématique	24
1. Introduction.....	24
2. Isolement social et solitude.....	24
2.1. Définition	24
2.2. Facteurs de risque d'isolement social et de solitude	25
2.3. Répercussions de l'isolement social et de la solitude.....	26
2.4. Évaluation de l'isolement social et de la solitude	27
3. Revue de littérature sur les systèmes de surveillance des personnes âgées.....	29
3.1. Vue d'ensemble.....	29
3.2. Critères d'inclusion	29
3.3. Méthodes et stratégie de recherche.....	30
3.4. Résultats	30
4. Exigences des systèmes de surveillance pour les personnes âgées.....	33
4.1. Besoins, perception et acceptation des utilisateurs	33
4.2. Choix de l'architecture et exigences	33
4.3. Considérations matérielles et logicielles.....	34
4.4. Considérations éthiques.....	35
5. Activités de prise de repas et de mobilité.....	35
5.1. Processus de prise de repas	35
5.2. Mobilité	37
6. Aperçu des systèmes proposés et des données recueillies	38
6.1. Présentation des capteurs utilisés dans les différents systèmes	38
6.1.1. Capteurs non portables.....	39
6.1.2. Capteurs portables	41
6.2. Algorithmes de traitement.....	42
6.3. Participants, durée et lieu de la collecte des données.....	45
7. Exemples de systèmes de surveillance.....	47

7.1.	Prototypes de recherche	47
7.1.1.	Approche par capteur non portable.....	47
7.1.1.1.	Approche par capteur binaire	47
7.1.1.2.	Approche par capteurs binaires et non binaires	49
7.1.1.3.	Approche par capteurs vidéo et audio	51
7.1.2.	Approche par capteur portable.....	52
7.1.3.	Approche hybride avec capteurs portables et non portables.....	53
7.2.	Produits commerciaux.....	54
8.	Discussion	55
9.	Conclusion	57
Chapitre 2. Proposition d'une architecture matérielle et logicielle pour la détection des AVQs		59
1.	Introduction.....	59
2.	Démarche de conception	59
3.	Modélisation fonctionnelle	60
3.1.	Le Diagramme de contexte	61
3.1.1.	Les fonctions techniques dans le système	61
3.1.2.	Les interactions avec d'autres systèmes, entités ou personnes	61
3.2.	Cas d'utilisation du système	62
3.3.	Diagramme d'activité	63
3.4.	Diagramme entité-association	65
4.	Vue d'ensemble du système	66
4.1.	Architecture du système	66
4.2.	Conception du système	67
4.3.	Choix du logiciel domotique.....	68
4.4.	Choix des technologies de communication sans fil.....	70
4.5.	Choix d'un protocole d'application IoT	72
4.6.	Choix du système de gestion de la base de données.....	73
4.7.	Application web.....	74
4.8.	Choix du matériel	75
4.8.1.	Capteurs	75
4.8.1.1.	Capteur de mouvement	75
4.8.1.2.	Capteur de contact	78
4.8.2.	Dongle Z-Wave	79
4.8.3.	Contrôleur domotique.....	81
5.	Conclusion	81

Chapitre 3. Identification des AVQs et du niveau de risque d'isolement social	83
1. Introduction.....	83
2. Description de notre approche	83
2.1. Acquisition des données brutes	85
2.2. Prétraitement des données.....	85
2.3. Identification de l'occupation de la maison	91
2.4. Localisation de la personne	95
2.5. Identification des AVQs	96
2.5.1. Traitement des flux de données.....	96
2.5.1.1. Fenêtrage basé sur le temps	97
2.5.1.2. Fenêtrage basé sur les déclenchements des capteurs.....	97
2.5.1.3. Application des méthodologies de fenêtrage basées sur le temps et sur les événements des capteurs	98
3. Algorithme de classification d'AVQs	100
3.1. Approche logique basée sur la matrice de corrélation	100
3.1.1. Matrice de corrélation.....	100
3.1.2. Calcul de la matrice de corrélation pour l'activité prise de repas.....	101
3.1.3. Présentation de l'approche logique basée sur la matrice de corrélation	103
3.2. Algorithmes d'apprentissage non supervisés.....	109
3.2.1. Algorithme K-means.....	109
3.2.2. Algorithme Gaussian Mixture Model	109
3.2.3. Algorithme BIRCH.....	110
4. Estimation du niveau de risque d'isolement social.....	111
5. Conclusion	112
Chapitre 4. Expérimentation et résultats d'analyse des données	114
1. Introduction.....	114
2. Phases d'expérimentation de l'étude	114
2.1. Participants.....	114
2.1.1. Participants jeunes	114
2.1.2. Participants âgés	115
2.1.3. Base de données Aruba-1.....	116
3. Résultats des expérimentations	117
3.1. Détection d'occupation de la maison.....	118
3.2. Classification des AVQs.....	119

3.2.1.	Détection de l'activité « prendre le repas » en utilisant les données d'une personne jeune	120
3.2.1.1.	Approche logique basé sur la matrice de corrélation	120
3.2.1.2.	Algorithmes d'apprentissage non supervisés.....	125
3.2.2.	Détection de l'activité « prendre le repas » en utilisant les jeux de données des personnes âgées	126
3.2.3.	Détection des AVQs en utilisant les données de la base Aruba-1.....	130
3.3.	Identification du niveau de risque d'isolement social.....	132
4.	Application Web	138
5.	Conclusion	141
	Conclusion générale	143
	Annexes	147
	Références.....	180
	Liste des articles publiés et participations aux compétitions.....	185

Liste des figures

Figure 1. Profils des personnes âgées de 60 ans et plus qui se sentent seuls [18].	25
Figure 2. Nombre de publications dans le domaine de la recherche sur les systèmes de surveillance des personnes âgées entre 2010 et 2023.....	32
Figure 3. Cycle de développement du système.....	60
Figure 4. Diagramme de contexte du système maison intelligente.....	61
Figure 5. Diagramme des cas d'utilisation du système.....	62
Figure 6. Diagramme d'activité du prétraitement des données.....	64
Figure 7. Diagramme d'activité de l'état d'occupation de la maison.	64
Figure 8. Diagramme entité-association de la partie collecte de données.....	65
Figure 9. Diagramme entité-association de la partie identification des AVQs.....	66
Figure 10. Synoptique général du système de surveillance proposé.	67
Figure 11. Exemple de distribution de capteurs au domicile d'un participant.	68
Figure 12. Logiciel open source DomoticZ [119].....	69
Figure 13. Configuration de MQTT dans DomoticZ.	70
Figure 14. Structure des paquets MQTT.	73
Figure 15. Application web du système.	75
Figure 16. Détecteur de mouvement Aeotec Trisensor [126].	77
Figure 17. Capteur de contact d'Aeotec door/window sensor 7 [127].	79
Figure 18. Dongle USB contrôleur Z-Wave Aeotec ZW090 "Z-Stick" GEN5 [129].....	80
Figure 19. Raspberry Pi 3b+.	81
Figure 20. Aperçu de l'algorithme global.....	84
Figure 21. Exemple de données qui contiennent des valeurs aberrantes collectées.	86
Figure 22. Illustration de la situation « un visiteur est à l'intérieur de la maison » (A) Données brutes (B) Données prétraitées.....	87
Figure 23. Illustration de la situation « La personne est à l'extérieur » (A) Données brutes (B) Données prétraitées.....	87
Figure 24. Illustration de la réduction des données de mouvement (exemple avec salle de bain et salon) (A) Données brutes (B) Données prétraitées.	88
Figure 25. Exemple de répartition des capteurs dans une maison.	89
Figure 26. Mouvements possibles à l'intérieur d'une maison en utilisant la théorie des graphes.....	89
Figure 27. Illustration de la récupération de perte de données (A) Données brutes (B) Données ajoutées en cohérence avec la théorie des graphes.....	90
Figure 28. Illustration de détections de mouvements « anormaux »(A) Données brutes (B) Filtrage des détections de mouvement.....	90
Figure 29. Illustration des 5 conditions appliquées pour la détection des entrées/sorties.....	92

Figure 30. Exemple de reconnaissance de l'état d'occupation d'une maison (A) Evénement identifié (B) Etat d'occupation de la maison à partir de ces événements.	95
Figure 31. Illustration de localisation à partir des données collectés (A) Données prétraitées (B) Identification de la position.	96
Figure 32. Exemple de méthodes de traitement de flux de données.	97
Figure 33. (A) Exemple d'identification de la position d'une personne (B) Exemple d'application de la méthodologie de fenêtrage basée sur le temps.....	99
Figure 34. (A) Exemple d'identification de la position d'une personne (B) Exemple d'application de la méthodologie de fenêtrage basée sur les événements des capteurs.....	100
Figure 35. Matrice de corrélation durant toute la période de collecte de donnée sur une fenêtre de 5 minutes (A), 10 minutes (B), 20 minutes (C), 30 minutes (D).	102
Figure 36 : exemple d'une matrice de corrélation.....	103
Figure 37. Exemple de pourcentage de l'identification de la position d'une personne qui correspond aux deux activités « faire la vaisselle » et « préparer le repas ».	104
Figure 38. Exemple de pourcentage de l'identification de la position d'une personne qui correspond à l'activité « autres activités ».	104
Figure 39. Fenêtre glissante pour le calcul de la matrice de corrélation.	106
Figure 40. Exemple de détection d'AVQs en gardant seulement l'activité dominante pour un intervalle de temps de 30 minutes.	107
Figure 41. Exemple de détection d'AVQs en gardant seulement deux activités dominantes pour un intervalle de temps de 30 minutes.	108
Figure 42. Exemple de détection d'AVQs en gardant toutes les activités pour un intervalle de temps de 30 minutes.	108
Figure 43. Plan de l'installation des capteurs au sein de la maison d'Aruba-1.	117
Figure 44. Exemple de données d'entrée/sortie du participant F.	118
Figure 45. Exemple de données d'entrée/sortie de participant C pour la journée 03/06/2022.	119
Figure 46. Evolution de la matrice de corrélation pour les capteurs de la cuisine – Exemple du participant A.....	121
Figure 47. (A) Evolution de la matrice de corrélation pour les capteurs de la cuisine (B) Evolution de la matrice de corrélation pour les capteurs de la cuisine – Exemple du participant C.....	122
Figure 48. (A) Evolution de la matrice de corrélation pour les capteurs de la cuisine (B) Evolution de la matrice de corrélation pour les capteurs de la cuisine – Exemple du participant E.	124
Figure 49 : la matrice de corrélation avec quelques indicateurs liée à la mobilité et la prise de repas	136
Figure 50. Relation entre le score d'isolement social et le pourcentage de la durée du temps passé à l'extérieur de la maison.....	137
Figure 51. Page de l'application web pour l'affichage des différentes maisons.....	138
Figure 52. Affichage des AVQs du participant C pour le 26/05/2022.	139
Figure 53. Affichage de la localisation du participant C pour le 26/05/2022.....	139

Figure 54. Affichage de l'analyse des AVQs du participant C pour le 26/05/2022.	140
Figure 55. Affichage de l'analyse des AVQs du participant C entre le 26/05/2022 et le 01/06/2022.	140
Figure 56. Affichage des indicateurs liés au comportement du participant C pour le 26/05/2022.	141
Figure 57. Affichage de la moyenne des indicateurs liés au comportement du participant C entre le 26/05/2022 et le 01/06/2022.....	141
Figure 58. Diagramme entité-association.....	154
Figure 59. Affichage de l'ensemble des maisons.....	178
Figure 60. Affichage des différentes chambres de la maison du participant C.	178
Figure 61. Affichage des différents matériels utilisés dans la cuisine du participant C.....	179
Figure 62. Affichage différents capteurs du matériel Aeotec Trisensor	179

Liste des tableaux

Tableau 1. Territoires, solitudes ; synthèse des chiffres clés par territoire [18].	26
Tableau 2. Mots-clés utilisés pour la recherche documentaire	30
Tableau 3. Nombre de publications dans le domaine de la recherche sur les systèmes de détection d'AVQs entre 2010 et 2023.	31
Tableau 4. Combinaison de capteurs utilisés dans différents travaux de recherche.	38
Tableau 5. Liste des algorithmes utilisés dans différents travaux de recherche.	42
Tableau 6. Participants, durée et lieu de la collecte des données	45
Tableau 7. Comparaison entre les caractéristiques des différents logiciels domotiques open source [117]......	68
Tableau 8. Paramètres techniques des technologies de communication sans fil couramment utilisées.	71
Tableau 9. Comparaison des principaux protocoles de la couche application IOT [123].	72
Tableau 10. Comparaison des principaux SGBD [125].	74
Tableau 11. Comparaison entre les caractéristiques des différents capteurs.	76
Tableau 12. Comparaison entre les caractéristiques différents capteurs de mouvement.	76
Tableau 13. Comparaison entre les caractéristiques de différents interrupteurs à contact.	78
Tableau 14. Comparaison entre les caractéristiques des différents dongles qui existent sur le marché.....	80
Tableau 15. Ensemble des combinaisons pour détecter les événements réalisés par la personne et par le visiteur.	92
Tableau 16. Ensemble des combinaisons pour détecter les événements réalisés par la personne et par le visiteur.	94
Tableau 17: Exemple de données avec fenêtrage temporel utilisé pour le calcul de la matrice de corrélation	102
Tableau 18. Ensemble des règles spécifiques à l'identification de quelques AVQs.....	105
Tableau 19. Profil des participants lors de la 1 ^{ère} phase.	115
Tableau 20. Profil des participants lors de la 2 ^{ème} phase.	115
Tableau 21. Exemple de données brutes des capteurs ambiants Aruba-1.	116
Tableau 22. Performance de l'identification de l'activité « la personne est à l'extérieur de la maison ».	119
Tableau 23. Résultats de classification des activités de prise de repas pour le participant Z en utilisant l'approche logique basée sur la matrice de corrélation.....	125
Tableau 24. Résultats de classification de l'activité prise de repas pour le participant Z en utilisant les algorithmes d'apprentissage non supervisé et l'approche logique basée sur la matrice de corrélation.	126
Tableau 25. Résultats de classification de l'activité « prise du dîner » pour 5 personnes âgées en utilisant l'approche logique basée sur la matrice de corrélation.	127

Tableau 26. Résultats de classification de l'activité « prise du dîner » pour 5 personnes âgées en utilisant la méthode de K-means.	128
Tableau 27. Résultats de classification de l'activité « prise du dîner » pour 5 personnes âgées en utilisant la méthode de BIRCH.....	128
Tableau 28. Résultats de classification de l'activité « prise du dîner » pour 5 personnes âgées en utilisant la méthode de Gaussian Mixture.....	129
Tableau 29. Résultats de classification de l'activité « prise du dîner » pour 5 personnes âgées en utilisant différents algorithmes.	130
Tableau 30. Résultats de classification des AVQs de la base de données Aruba-1 en utilisant les différents algorithmes avec l'approche de fenêtre de temps.....	131
Tableau 31. Résultats de classification des AVQs de la base de données Aruba-1 en utilisant les différents algorithmes avec l'approche de fenêtre d'activation de capteurs.....	131
Tableau 32. Classement des trois meilleurs algorithmes sur les différentes bases de données.	132
Tableau 33. Scores d'isolement social selon LSNS-6 et le niveau de risque d'isolement social.	133
Tableau 34. Moyennes des indicateurs calculés au début et à la fin de l'expérience.....	134
Tableau 35. Résultats de l'analyse de corrélation.....	137
Tableau 36. Résultats des algorithmes pour la détermination du score d'isolement social. .	138

Liste des Annexes

Annexe 1 : Avantages et inconvénients des capteurs utilisés par les auteurs.	147
Annexe 2 : Présentation des questionnaires utilisés par les chercheurs dans leur travail.	152
Annexe 3 : Diagramme entité-association.....	154
Annexe 4 : Dossier autorisation du comité éthique de la recherche	155
Annexe 5 : Résumé des réponses des questionnaires des 4 personnes jeunes	168
Annexe 6 : Résumé des réponses des questionnaires des 6 personnes âgées.....	171
Annexe 7 : Différentes captures d'écran de l'application web	178

Abréviation**A**

AVQ : Activités de Vie Quotidienne

AB : AdaBoost

AAL : Ambient Assisted Living

AMQP : Advanced Message Queuing Protocol

AES-128 : Advanced Encryption Standard avec une clé de 128 bits

C

COVID-19 : Coronavirus Disease 2019

CASAS : Center for Advanced Studies in Adaptive Systems

CAAB : Clinical Assessment using Activity Behavior

COOK : Cognitive Orthosis for Cooking

CES-D : Center for Epidemiologic Studies Depression Scale

CISSS : Centres Intégrés de Santé et de Services Sociaux

CoAP : Constrained Application Protocol

CNN : Convolutional Neural Network

CSDD : The Cornell Scale for Depression in Dementia

D

DSE : Dossiers Santé Electronique

DRS : Dementia Rating Scale

DTLS : Datagram Transport Layer Security

DCL : Déficience Cognitive Légère

DDS : Data Distribution Service

DCNN : Deep Convolutional Neural Network

DJGLS-6 : 6 items De Jong Gierveld Loneliness Scale

E

EHPAD : Etablissements d'Hébergement pour Personnes Agées Dépendantes

ESTW : Equally Sized Temporal Windows

F

FTW : Fuzzy Temporal Windows

FOV : Field-Of-View

G

GPS : Global Positioning System

GDS : Geriatric Depression Scale

GPIO : General Purpose Input/Output

H

HADS : Hospital Anxiety and Depression Scale

HTTP : Hypertext Transfer Protocol

I

IADL : Instrumental Activity of Daily Living

IS/S : Isolement social/Solitude

IBM : International Business Machines

IP : Internet Protocol

IoT : Internet of Things

K

KNN : K-Nearest Neighbors

L

LSNS : The Lubben Social Network Scale

LSNS-6 : The Lubben Social Network Scale with six questions

LSNS-R : The Lubben Social Network Scale with twelve questions

LSNS-18 : The Lubben Social Network Scale with eighteen questions

LSTM : Long short-term memory

LED : Light Emitting Diode

LR : Linear Regression

M

MFCCs : Mel-Frequency Cepstral Coefficients

MAE : Mean Absolute Error

MoCA : Montreal Cognitive Assessment

M2M : Machine to Machine

MQTT : Message Queuing Telemetry Transport

N

NASEM : National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine

NLP : Natural Language Processing

NAS : Nighttime wandering Assistance System

NB : Naive Bayes classifier

NPI : Neuropsychiatric Inventory

O

OR : One Rule classification algorithm

OASIS : Organization for the Advancement of Structured Information Standards

P

PAM : probabilistic appearance model

PIR : Passive InfraRed sensor

PSQI : Pittsburgh Sleep Quality Index

PRNN : Pattern Recognition Neural Network

Q

QoS : Qualité de Service

R

RFID : Radio-Frequency IDentification

RVB : Rouge Vert Bleu

RSSI : Received Signal Strength Indicator

RBANS : Repeatable Battery for the Assessment of Neuropsychological Status measure of cognitive status

RMSE : Root-Mean-Square Error

RF : Random Forest

RLA : Raw and Last sensor Activation

S

SVM : Support-Vector Machine

SVR : Support Vector Regression

SSL : Secure Sockets Layer

SASL : Simple Authentication and Security Layer

SGBD : Système de Gestion de Base de Données

SQL : Structured Query Language

SC : SimpleCart

SSS : Self-monitoring Security System

SOM : Self Organizing Map

SNI : Berkman–Syme Social Network Index

SF-36 : 36-Item Short Form Survey Instrument

T

TUG : Time Up and Go

TBI : Traumatic Brain Injury

TLS : Transport Layer Security

TCP : Transmission Control Protocol

U

UCLA : Université de Californie à Los Angeles

UDP : User Datagram Protocol

USB : Universal Serial Bus

W

WASN : Wireless Acoustic Sensor Network

X

XML : Extensible Markup Language

XMPP : Extensible Messaging and Presence Protocol

Y

YCbCr : Luminance; Chroma: Blue; Chroma: Red

Z

ZR : Zero Root-finding algorithm

Introduction générale

L' Ambient Assisted Living (AAL) est un concept qui consiste à utiliser la technologie pour soutenir et aider les personnes, en particulier les personnes âgées et handicapées, à leur domicile. L'objectif est de leur offrir une meilleure qualité de vie, une autonomie renforcée et une vie confortable et en sécurité dans leur logement. Le concept s'appuie sur la création d'un environnement intelligent et connecté permettant de surveiller, soutenir et faciliter les activités quotidiennes des personnes tout en respectant leur intimité. Il y a plusieurs cas applicatifs dans le domaine du maintien à domicile, comme la surveillance des paramètres de santé, la prévention et la détection des chutes, l'assistance à la mobilité, la gestion de la prise de médicaments, l'accessibilité à l'information, à la communication et au numérique grâce aux outils d'interaction vocale, tactile et commandes gestuelles, etc. Les possibilités d'évolution des systèmes AAL devraient augmenter dans les années à venir. En effet, la taille du marché mondial de ces systèmes était évaluée à 5,9 milliards de dollars en 2022 avec une prévision de croissance annuelle de 26,6% entre 2023 à 2030. Le marché est stimulé par des multiples facteurs tels que l'augmentation de la population des personnes âgées de 65 ans et plus, la tendance croissante à la vie autonome et à la demande d'appareils de suivi à distance des patients [1]. C'est pourquoi la sécurisation et l'accompagnement de cette population, qui représentera 16% de la population mondiale en 2050 selon l'ONU (Nations Unies) [2], constitue une préoccupation majeure, l'avancée en âge favorisant l'apparition de risques de dégradation physique, cognitive et également relationnelle. Concernant ce dernier point, le rapport « baromètre solitude et isolement : quand on a plus de 60 ans en France en 2021 », de l'association française « Les Petits Frères des Pauvres », montre une nette aggravation de l'isolement social entre 2017 et 2021 en France. En effet, on constate une augmentation de 77% de personnes âgées en situation de « mort sociale », c'est-à-dire ne rencontrant quasiment jamais ou très rarement d'autres personnes (réseau familial, amical, voisins, réseau associatif), soit 530 000 personnes en 2021 contre 300 000 en 2017. De plus, le nombre d'aînés isolés des cercles familiaux et amicaux a plus que doublé (+ 122%), passant de 900 000 en 2017 à 2 millions en 2021 [3]. Malheureusement, la pandémie de COVID-19 n'a fait qu'accroître ce phénomène qui s'est aggravé. Il est avéré que, l'isolement social des personnes âgées est un facteur de risque de malnutrition [4], de mobilité réduite [5] et de fragilité physique [6]. En outre, en raison de l'attachement émotionnel à leur domicile et du coût élevé des soins en maison de retraite, le désir des personnes âgées de vivre librement dans leur propre logement augmente considérablement. Grâce aux progrès croissants des dispositifs et systèmes de surveillance technologique, le maintien à domicile en sécurité est rendu possible tout en permettant de rassurer les familles et en informant de tout changement de comportement à risques [7]. La collecte de données provenant de divers appareils dans un environnement équipé et connecté peut permettre d'identifier l'état de santé de la personne surveillée. Dans de nombreuses études, les schémas et les comportements quotidiens des personnes sont enregistrés à l'aide de divers capteurs (portable et non portable), et différentes approches algorithmiques (apprentissage supervisé ou non supervisé, logique floue, etc.) ont été développées afin de détecter automatiquement ces comportements. Néanmoins, plusieurs problèmes se posent concernant les exigences des utilisateurs, la confidentialité des données, l'acceptation du système et les performances des algorithmes proposés.

Comme le souligne notre article de revue portant sur des publications parues entre 2010 à 2023 [8], il y a peu d'études qui se sont penchées sur la détection du risque d'isolement social chez les personnes

âgées vivant seules à travers l'analyse des activités de la vie quotidienne (AVQs). En réalité, les recherches actuelles se concentrent principalement sur l'identification des AVQs elles-mêmes. C'est pourquoi nous utiliserons l'identification des AVQs comme première étape afin d'extraire les habitudes quotidiennes et en déduire le niveau de risque d'isolement social. Nous nous sommes concentrés sur deux AVQs qui nous semblent pertinentes pour prédire l'isolement social à partir de l'analyse du comportement : (1) l'activité de prise de repas (faire les courses, cuisiner, manger et faire la vaisselle) et (2) la mobilité (à l'intérieur de la maison et le fait de sortir). La classification automatique de ces AVQs peut être remise en question dans la mesure où chaque personne agit différemment dans la réalisation de ces dernières (rythme, période de la journée,...) notamment dans le processus d'activité de prise de repas. Pour répondre à ces enjeux, nous avons travaillé sur un système de surveillance basé sur des capteurs peu intrusifs et répartis dans le milieu de vie de la personne pour détecter les changements de comportement (qu'ils soient soudains ou lents dans le temps), et ainsi évaluer un niveau d'isolement social et proposer des recommandations en fonction du comportement, des capacités de la personne et de son contexte de vie.

Notre travail se concentre ainsi sur les points suivants : (1) Surveillance continue et longitudinale grâce au déploiement de capteurs peu coûteux, discrets, non intrusifs et autonomes au domicile de l'individu ; (2) Identification automatique des processus liés à la mobilité et à la prise de repas. Une phase d'apprentissage sera réalisée pour modéliser les comportements des individus ; (3) Etablissement du lien entre ces deux activités et l'isolement social, phénomène qui s'est renforcé avec la pandémie mondiale du COVID-19. Ce problème a été particulièrement mis en évidence chez les personnes âgées vivant seules [3].

Nos contributions peuvent être résumées comme suit :

- Conception d'un système, prenant en considération les diverses exigences des utilisateurs telles que la confidentialité, la miniaturisation et le coût. Une architecture matérielle et logicielle a été mise en place (à la suite d'une étude bibliographique), architecture composée de plusieurs éléments, incluant des capteurs de mouvement et de contact, un Raspberry Pi, un système logiciel domotique de collecte des données. Par la suite, le Raspberry Pi transmet automatiquement ces données vers une base de données distante sur un serveur du laboratoire pour un stockage instantané en utilisant le protocole d'application MQTT. Enfin, une application web a été développée pour permettre la visualisation des données de surveillance par un utilisateur distant.

- Une méthode novatrice pour identifier le statut d'occupation de la maison a été développée, distinguant trois situations : « la personne est à l'intérieur de la maison », « la personne est à l'extérieur de la maison » et « un visiteur est présent dans la maison ». Quatre méthodes de classification ont été comparées pour identifier différentes AVQs, telles que préparer le repas, manger, laver la vaisselle, dormir ou se reposer, faire son hygiène et faire d'autres activités. Notre système a été déployé chez 10 volontaires (4 jeunes et 6 personnes âgées) vivant seuls afin de collecter des données en contexte réel et permettre ainsi l'entraînement et le test de nos algorithmes.

- Enfin une méthode de classification du niveau de risque d'isolement social chez les personnes âgées a été élaborée. Ce niveau de risque est déterminé en combinant une évaluation de l'isolement social basée à la fois sur des indicateurs liés à la mobilité et à la prise de repas. Nous avons utilisé le score obtenu à partir du LSNS-6, un questionnaire spécifiquement conçu pour évaluer l'isolement social chez les personnes âgées [9], rempli par les participants comme point de référence.

Le manuscrit s'articule ainsi en quatre chapitres :

Dans le chapitre 1, nous abordons l'isolement social ainsi que les méthodes couramment utilisées pour l'évaluer. Ensuite, nous examinons l'état actuel des systèmes de surveillance des personnes âgées, en mettant l'accent sur la détection des activités de la vie quotidienne (AVQs), notamment la détection de l'activité de prise de repas (préparer le repas, manger et laver la vaisselle) et la mobilité (à l'intérieur de la maison et l'acte de sortir). Cette analyse passe en revue l'utilisation de divers capteurs dans la conception matérielle de ces systèmes de surveillance, ainsi que les types de données collectées et leurs avantages et inconvénients respectifs. De plus, nous examinons les algorithmes de traitement des données utilisés dans les différentes solutions identifiées, ainsi que leurs performances. Enfin, nous abordons les questions relatives aux systèmes de surveillance pour les personnes âgées, notamment leurs exigences, leurs besoins, leur perception et leur acceptation de ces systèmes.

Dans le chapitre 2, nous exposons notre démarche de conception du système proposé. Nous détaillons ensuite nos choix en termes de matériel et de logiciel. Une description approfondie de l'architecture matérielle et logicielle est fournie, englobant les capteurs de mouvement et de contact, un Raspberry Pi, un dongle Z-Wave, ainsi que le logiciel domotique DomoticZ. Nous décrivons également le fonctionnement du système et justifions notre sélection de solutions de communication sans fil et du protocole de communication d'application. Enfin, nous présentons une application web qui permet la visualisation des données collectées et une première interprétation des résultats.

Dans le chapitre 3, nous détaillons les différentes étapes de notre approche pour la classification des AVQs et l'estimation du niveau de risque d'isolement social. Cette démarche débute par le prétraitement des données, puis l'identification de l'occupation de la maison et des AVQs, pour finalement aboutir à l'estimation du niveau de risque d'isolement social. Nous examinons en détail quatre algorithmes utilisés pour identifier les AVQs, à savoir : une approche logique basée sur une matrice de corrélation, l'approche K-means avec des données pondérées, le Gaussian Mixture avec des données pondérées et BIRCH avec des données pondérées. Enfin, nous présentons notre proposition d'estimation du niveau de risque d'isolement social en nous appuyant sur des indicateurs liés à la mobilité et à la prise de repas.

Dans le chapitre 4, nous présentons les jeux de données des différents participants à notre étude comprenant des jeunes et des adultes, que nous avons utilisés pour la classification des AVQs en appliquant divers algorithmes d'apprentissage automatique. Nous avons réalisé une comparaison des résultats obtenus par les différents algorithmes en les testant sur les données collectées auprès des participants (quatre jeunes adultes et six adultes âgés) ainsi que sur la base de données Aruba-1, base ouverte au public développée dans le cadre du projet CASAS [10]. Ensuite, nous avons extrait les indicateurs pertinents liés à la mobilité et à la prise de repas afin de définir un niveau de risque d'isolement social chez les personnes suivies.

Dans la conclusion, nous ferons un récapitulatif des travaux réalisés au cours de cette thèse et mettrons en lumière les principaux résultats obtenus lors des expérimentations. Nous proposerons également quelques pistes de recherche futures sur les différents aspects étudiés.

Chapitre 1. Contexte et Problématique

1. Introduction

Les êtres humains sont fondamentalement des individus sociaux qui ne peuvent pas survivre sans dépendre les uns des autres. De bonnes relations sociales sont nécessaires à leur bien-être. Cependant, l'isolement social est un problème courant qui peut toucher n'importe quelle tranche d'âge de la population, en particulier les personnes âgées qui constituent le groupe le plus à risque. En 2021, environ 530 000 personnes âgées en France étaient considérées en situation de "mort sociale", ce qui signifie qu'elles ne rencontraient presque jamais ou très rarement d'autres personnes, que ce soient des membres de leur famille, des amis, des voisins ou des membres d'associations [3]. Accélééré par la pandémie de COVID-19 et les mesures de distanciation physique qui l'ont accompagnée, l'isolement social des aînés est devenu une préoccupation majeure.

Parmi les nombreux facteurs contribuant à l'isolement social des personnes âgées, nous pouvons citer l'âge, le sexe, la perte du conjoint, le manque de relations avec la famille, les amis et les voisins, les problèmes médicaux, la vie en milieu rural ou urbain, le faible revenu, le manque d'attrait pour les nouvelles technologies, un déménagement, etc.

L'isolement social peut avoir différents impacts sur les personnes âgées :

- **Effets psychologiques** : Le manque de contacts peut amener les personnes à passer des jours sans parler à quiconque [3], ce qui peut causer divers problèmes psychologiques, tels que le désespoir, la dépression, la tension et même des pensées suicidaires [11].
- **Effets physiques** : Les aînés isolés socialement ont moins d'occasions d'interagir avec les autres, ce qui réduit leur participation à des activités physiques essentielles à leur santé et à leur bien-être. En conséquence, les capacités physiques se détériorent, ce qui peut rendre difficile l'accomplissement de tâches simples de la vie quotidienne [12].
- **Effets sur la santé** : L'isolement social a des effets néfastes sur la santé des personnes âgées, notamment en termes de nutrition. En effet, une étude faite par Boulos et al. [4] montre que l'isolement social est associé à un risque plus élevé de malnutrition.

Dans ce chapitre introductif, l'isolement social et les méthodes actuelles d'évaluation d'isolement social seront définis. Puis, un état de l'art sur les systèmes de surveillance des personnes âgées sera présenté. Nous nous focaliserons sur les activités liées à la prise de repas et à la mobilité. Enfin, les exigences requises pour ces systèmes (au regard des besoins et attentes exprimés) seront abordées et des exemples de systèmes de surveillance illustreront les avancées actuelles dans ce domaine.

2. Isolement social et solitude

2.1. Définition

Au fil du temps, les systèmes biologiques, psychologiques et sociaux des êtres humains se sont développés afin de leur permettre d'évoluer au sein de réseaux collaboratifs ou associatifs [13]. Mais beaucoup d'individus, en particulier les personnes âgées, souffrent d'isolement social et de solitude. Bien qu'étant étroitement liés, l'isolement social et la solitude représentent deux notions bien distinctes. Le National Institute for Health Research au Royaume-Uni définit l'isolement comme un manque d'interaction sociale ou de soutien. Tandis que la solitude est la sensation d'être seul et isolé (il est possible de se sentir seul dans une pièce remplie de personnes) [14]. Avant l'épidémie de COVID-19, une étude menée par l'académie nationale des sciences, de l'ingénierie et de la médecine

(NASEM : National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine) aux États-Unis a révélé que 24% des adultes âgés de 65 ans et plus (soit environ 7,7 millions de personnes) étaient socialement isolés, et 43% des Américains âgés de 60 ans et plus (soit environ 13,7 millions de personnes) ont déclaré se sentir seuls [15]. En raison des directives de confinement pendant la pandémie de COVID-19, de l'exclusion sociale et de l'interdiction des visites aux résidents des maisons de retraites ou d'établissements de soins, ces chiffres ont rapidement augmenté. Malheureusement, l'isolement social et la solitude sont susceptibles d'avoir un impact sur la santé des personnes âgées.

2.2. Facteurs de risque d'isolement social et de solitude

En raison de diverses circonstances, notamment le fait de vivre seul, de perdre un conjoint ou d'être exclu du monde numérique, les personnes âgées sont particulièrement vulnérables à l'isolement social et à la solitude. Selon une analyse de la NASEM aux États-Unis, plusieurs facteurs participent à l'isolement social d'une personne : le fait d'être célibataire, de sexe masculin, peu scolarisé et d'avoir un faible revenu [15]. La prévalence de l'isolement social et de la solitude varie selon le sexe. Une enquête réalisée en Angleterre en 2014 [16] auprès de personnes de 50 ans et plus a montré que 54 % des femmes déclarent avoir ressenti de la solitude à un moment donné, contre 48 % des hommes. En revanche, 14 % des hommes se sentent plus isolés, contre 11 % des femmes. De plus, la communication moderne repose de plus en plus sur les nouvelles technologies, en particulier les réseaux sociaux. Mais la majorité des personnes âgées n'utilisent pas les sites de réseaux sociaux. Selon une étude réalisée en 2013 par le Pew Research Center aux États-Unis, 27% des Américains âgés de 65 ans et plus utilisent des sites de réseaux sociaux. Les sites de réseaux sociaux sont plus fréquemment utilisés par les femmes âgées que par les hommes : 52% des utilisatrices d'Internet de 65 ans et plus utilisent les sites de réseaux sociaux, pour seulement 39% des hommes [17].

L'association française « Les Petits Frères des Pauvres » a publié une étude sur les liens entre la solitude, l'isolement des aînés et les régions [11]. Cette étude montre que la solitude est exacerbée dans certains endroits et touche particulièrement les personnes âgées de plus de 85 ans (principalement des femmes) qui vivent seules, qui appartiennent à des catégories socioprofessionnelles moins privilégiées (revenus inférieurs à 1000 euros par mois), résidant dans des logements sociaux et n'ayant pas accès à Internet. La figure 1 illustre le pourcentage de personnes ressentant de la solitude selon différents profils.

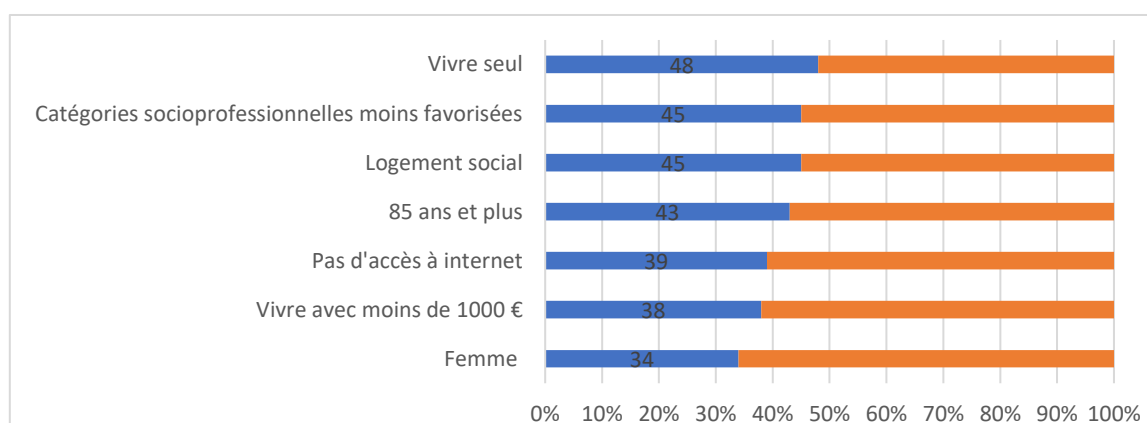


Figure 1. Profils des personnes âgées de 60 ans et plus qui se sentent seuls [18].

Les composantes de l'isolement varient considérablement selon la région. Le déclin du sens de la communauté et du voisinage, les centres commerciaux de banlieue remplaçant les magasins locaux, le sentiment d'insécurité, les transports publics surpeuplés et les problèmes d'accessibilité, en particulier

pour les personnes à mobilité réduite, contribuent à l'isolement croissant dans les zones urbaines. A titre d'exemple, 19% des personnes âgées de 60 ans et plus en France peuvent passer des jours sans parler à personne. Ce chiffre monte à 24 % pour les personnes de 60 ans et plus vivant en appartement [18]. Même si la cohésion sociale est plus élevée dans les régions rurales, l'absence d'établissements publics et de santé, d'entreprises locales et de transports en commun, ainsi que le fait que les personnes âgées perdent leur capacité à conduire de façon autonome, contribuent à un plus grand sentiment d'isolement [18]. Le tableau 1 met en lumière une variation dans le niveau de solitude (occasionnelle ou fréquente), influencée par certains facteurs propres au territoire tels que le fait de vivre dans des communautés rurales ou dans des grandes villes. L'enquête a été menée à l'aide d'un questionnaire, durant en moyenne 12 minutes par téléphone du 18/04/2019 au 04/05/2019 auprès de 1 503 personnes âgées de 60 ans et plus (échantillon national représentatif de la population française métropolitaine âgée de 60 ans et plus, constitué selon la méthode des quotas appliquée aux variables suivantes : sexe, âge, catégorie socioprofessionnelle de l'individu, région et catégorie d'agglomération).

Tableau 1. Territoires, solitudes ; synthèse des chiffres clés par territoire [18].

	France métropolitaine	Communautés rurales	Petites villes *	Villes moyennes *	Grandes villes provinciales *	Agglomération parisienne
Solitude occasionnelle	27%	25%	31%	24%	28%	27%
Solitude fréquente	9%	7%	12%	8%	7%	10%
Quitter la maison tous les jours	60%	50%	57%	58%	64%	73%
Utiliser les transports en commun chaque semaine	18%	5%	5%	10%	28%	48%
Passer des journées entières sans parler à personne	19%	21%	20%	19%	18%	18%
Inviter régulièrement chez eux des personnes	52%	56%	50%	53%	50%	49%
Manque de solidarité là où elles vivent	31%	27%	32%	30%	32%	37%

* **Petites villes** : agglomérations de 2000 à 20 000 habitants. **Villes moyennes** : agglomérations de 20 000 à 100 000 habitants. **Grandes villes** de province : agglomérations de 100 000 à 200 000 habitants et plus.

2.3. Répercussions de l'isolement social et de la solitude sur la santé

Le lien entre l'isolement social, la solitude (IS/S) et les risques graves pour la santé comme la dépression, l'anxiété, les maladies cardiovasculaires voire le décès prématuré, devient de plus en plus prégnant. À titre d'exemple, un impact significatif de l'isolement social et de la solitude a été constaté dans les données agrégées de 70 études prospectives indépendantes où 3 407 134 personnes ont été suivies pendant une durée moyenne de 7 ans. Après avoir pris en compte plusieurs facteurs, la probabilité de décès augmentait de 26% pour la solitude et de 29% pour l'isolement social [19].

La réduction de la mobilité est un autre effet secondaire de l'IS/S sur la santé. L'autonomie des personnes âgées, leur capacité à vivre seule à la maison et leur qualité de vie sont toutes fortement impactées par une baisse de l'activité physique, quelle qu'elle soit. Les personnes âgées passent moins de temps à l'extérieur de chez elles que les autres. Le problème s'est aggravé à la suite des directives de confinement imposées en raison de l'épidémie de COVID-19. Cela entraîne généralement une perte de masse musculaire, un déclin des capacités physiques et une crainte de tomber. Les personnes âgées ne veulent alors plus sortir. En conséquence, ces dernières sont enfermées dans un cercle vicieux où leur isolement ne fait qu'empirer [20]. En outre, une étude longitudinale anglaise sur le vieillissement

révèle que les personnes âgées qui éprouvent des niveaux élevés de solitude courent un risque accru de devenir physiquement fragile [21].

De plus, l'IS/S peut entraîner des risques nutritionnels importants. Soit les personnes âgées cessent de vouloir cuisiner et manger, soit elles mangent moins et ont de moins en moins faim. Une étude portant sur 1200 personnes âgées de plus de 65 ans choisies au hasard, qui vivaient dans des zones rurales du Liban, a révélé que l'isolement social et la solitude sont deux facteurs de risque distincts de malnutrition chez les personnes âgées. Les adultes âgés considérés comme socialement isolés présentaient un risque de malnutrition 1,6 fois plus élevé, et ceux qui déclaraient des niveaux de solitude élevés présentaient un risque 1,2 fois plus élevé [4].

Le rapport « Isolement des personnes âgées : les effets du confinement » de l'association française « Les Petits Frères des Pauvres » indique que pendant la crise du COVID-19, de nombreuses personnes ont vécu ce que beaucoup de personnes âgées vivent toute l'année [20].

Les effets de la solitude et de l'isolement social sur la santé des personnes âgées auraient également un effet sur le coût des soins médicaux. En effet, selon une analyse récente menée aux États-Unis, l'isolement social des personnes âgées a entraîné une augmentation des dépenses fédérales de 6,7 milliards de dollars annuellement [22]. Il devient alors essentiel de repérer au plus tôt les signes de l'isolement social et de la solitude des personnes afin d'en limiter les impacts.

2.4. Évaluation de l'isolement social et de la solitude

Différentes échelles de mesure ont été élaborées pour évaluer l'isolement social et la solitude (IS/S) et la plupart d'entre elles sont des questionnaires d'auto-évaluation conçus à des fins de recherche. Les principales échelles de mesure élaborées pour l'évaluation de l'IS/S sont décrites ci-après.

L'indice de réseau social Berkman-Syme (Berkman–Syme Social Network Index : SNI) est un questionnaire auto déclaratif qui mesure le niveau d'isolement social. Il s'agit d'un indicateur constitué de quatre composantes sociales différentes : le statut marital, la sociabilité (nombre et fréquence des interactions avec les enfants, les membres de la famille proche et les amis proches), l'appartenance à un groupe religieux et l'adhésion à d'autres organismes communautaires. L'échelle SNI permet aux chercheurs de diviser les personnes en quatre niveaux d'isolement social : socialement isolée, modérément isolée, modérément intégrée et socialement intégrée [23,24].

L'échelle de réseau social de Lubben (The Lubben Social Network Scale : LSNS) comporte 10 questions conçues pour mesurer l'isolement social chez les personnes âgées qui tient compte du nombre, de la proximité et de la fréquence des contacts dans le réseau social du répondant. Des versions à six éléments (LSNS-6), à douze éléments (LSNS-R pour Lubben Social Network Scale -Revised) et à dix-huit éléments (LSNS-18) de cette échelle ont également été publiées. Le LSNS a été modifié pour devenir le LSNS-R afin de mieux préciser et distinguer la nature de la famille, de l'amitié et des réseaux sociaux de quartier. En outre, le LSNS-6 a été développé comme une forme abrégée pour les cliniciens et le LSNS-18 comme une forme longue à des fins de recherche [9,25-27].

L'indice d'isolement social de Steptoe (du nom de son auteur) a été créé en 2013 pour mesurer l'isolement social. Il s'agit d'une échelle composée de cinq questions qui met l'accent sur l'état civil, les contacts mensuels (y compris en personne, par téléphone ou par écrit/courriel) avec les enfants, les autres membres de la famille et les amis, et la participation à des clubs/associations, à des groupes de résidents, à des groupes religieux ou à des comités [28].

L'échelle révisée de solitude de l'UCLA (Université de Californie à Los Angeles) est une mesure couramment utilisée de la solitude. Il s'agit d'un questionnaire de 20 questions comportant chacune quatre possibilités de réponses. Une version abrégée de ce questionnaire, l'échelle de solitude à trois éléments de l'UCLA, est en cours d'élaboration pour être utilisée au cours d'enquêtes téléphoniques [29,30].

L'échelle de solitude de Jong Gierveld est un test d'auto-évaluation de 11 questions destiné à la mesure de la solitude. Elle a été développée en utilisant la distinction de Weiss (1973) [31] entre la solitude sociale et émotionnelle. La solitude sociale est causée par l'absence d'un réseau social plus large ou d'un groupe de contacts plus large (par exemple, des amis, des collègues et des gens du quartier), tandis que la solitude émotionnelle est causée par l'absence d'une relation intime ou d'un attachement émotionnel étroit (par exemple, un partenaire ou un meilleur ami). Elle a été conçue pour être utilisée avec des personnes âgées et a été évaluée avec des personnes de 18 ans et plus. Pour améliorer l'utilisation de cette échelle lors de grandes campagnes d'enquête, une version courte composée de 6 questions, DJGLS-6 (6 items De Jong Gierveld Loneliness Scale), a été proposée par les auteurs. Trois questions portent sur la solitude émotionnelle, les autres se concentrant sur la solitude sociale, chaque question ayant trois possibilités de réponse : oui, plus ou moins, et non. Se concentrer à la fois sur la solitude émotionnelle et sociale peut donner un aperçu de la raison pour laquelle une personne peut éprouver de la solitude [32,33].

Il est crucial d'utiliser des techniques éprouvées pour évaluer l'isolement social et la solitude. Les résultats pourraient être faussés en cas d'utilisation d'un outil non validé ou si un outil destiné à mesurer la solitude était utilisé dans une étude portant en réalité sur l'isolement social [34].

Les progrès des technologies de la santé, notamment la numérisation des dossiers médicaux, ont généré d'importantes quantités de données provenant de sources formelles (tests cliniques, imagerie) et informelles (appareils portables, applications de suivi de la santé). Cette explosion de données, associée à l'essor de la médecine fondée sur des preuves, a conduit à des investissements croissants dans l'analyse prédictive en soins de santé. Des technologies comme l'apprentissage automatique et la notation statistique des risques sont largement utilisées pour améliorer la prise de décision et soutenir les soins préventifs. En identifiant les personnes et les populations à risque, ces technologies permettent de détecter ou de prédire des conditions menant à l'isolement social ou à la solitude chez les personnes âgées, en complément des questionnaires spécifiques. Par exemple, l'exploration de données peut évaluer ou prédire ces risques, comme le montrent les travaux d'Austin et al. [35]. Diverses sources de données ont été explorées, notamment les capteurs de détection de mouvement, les capteurs de contact, les appareils de surveillance téléphonique et les logiciels de surveillance informatique. Toutefois, développer des algorithmes pour prédire avec précision l'isolement social ou la solitude reste difficile en raison de l'absence de mesures de ces facteurs dans les dossiers de santé électroniques (DSE) ou autres sources de données (réadmissions à l'hôpital, décès).

De plus, dans le domaine des soins de santé, l'analyse prédictive a été largement utilisée pour permettre une meilleure prise de décision et soutenir les soins préventifs [36]. Par exemple, un système hospitalier a utilisé l'analyse prédictive sur des données de capteurs médicaux pour prédire les mouvements des patients et surveiller leurs actions tout au long de leur séjour à l'hôpital, ce qui a permis au système de santé de fournir des services plus efficaces, d'optimiser les opérations et de réduire les risques médicaux [36]. Une étude menée par Buchner et al. [37] a utilisé des méthodes de traitement du langage naturel pour trouver des références à l'isolement social dans les notes cliniques des patients atteints d'un cancer de la prostate âgés de 18 ans et plus. Cette dernière a donné de bons résultats en termes de repérage des patients socialement isolés. L'algorithme a été testé sur un ensemble de données de notes cliniques concernant 1 057 patients, et la performance a été évaluée par

un examen manuel d'experts à l'aide de l'ensemble des données de test. L'algorithme a montré une précision de 90%, un rappel de 97% et une F-mesure de 93%.

Certains organismes de soins de santé utilisent des champs dans le DSE pour documenter le « fait de vivre seul » comme un indicateur de l'isolement social. Compte tenu des nombreuses circonstances de vie qu'implique le fait de vivre seul (p. ex., être indépendant), ces données, utilisées de manière isolée, sont faiblement efficaces pour identifier les patients à risque d'isolement social [38].

Les avancées technologiques effectuées dans l'apprentissage automatique, les DSE et l'analyse prédictive peuvent permettre d'être plus efficace dans l'identification de l'isolement social et de la solitude notamment dans le cas de personnes vivant seules à leur domicile [39].

Le déploiement de systèmes de surveillance, d'alerte et de soutien motivationnel pour les soins à domicile a été encouragé par le coût élevé des soins de santé, la rareté des places et le coût exorbitant d'une chambre dans les établissements d'hébergement pour personnes âgées dépendantes (EHPAD). Il s'agit d'une solution d'aide au maintien volontaire à domicile et à la prévention de l'isolement social. Partout dans le monde, la volonté de vieillir chez soi s'est répandue chez les aînés. En effet, 86% des baby-boomers/des personnes âgées, propriétaires, dans les grandes régions métropolitaines du Canada, souhaitent demeurer dans leur maison actuelle le plus longtemps possible [40], tout comme 84% des Français âgés de 60 ans et plus qui ont déclaré vouloir vivre à la maison, dont 45% avec des aides à la vie quotidienne [41].

Nous avons ainsi souhaité examiner l'état actuel de la recherche dans le domaine des systèmes de surveillance qui se concentrent sur deux activités principales de la vie quotidienne : la prise de repas et la mobilité, qui semblent toutes les deux pertinentes pour repérer un risque d'isolement social chez une personne âgée vivant seule au regard des considérations précédentes.

3. Revue de littérature sur les systèmes de surveillance des personnes âgées

3.1. Vue d'ensemble

Le désir de vivre de façon autonome à domicile augmente considérablement chez les personnes âgées en raison de l'attachement à leur domicile et de l'augmentation du coût des soins dans les maisons de retraite. Grâce aux progrès observés dans les systèmes de suivi, les personnes âgées peuvent ainsi rester plus longtemps à leur domicile et leur famille se sentir ainsi plus rassurée. La miniaturisation des capteurs et des équipements, les capacités et la diversité des communications sans fil disponibles (Wi-Fi, Bluetooth Low Energy, Z-Wave, Zigbee, EnOcean, etc.), ainsi que la diminution de la consommation d'énergie ont contribué au développement rapide des systèmes de suivi continu pour les personnes âgées. Ces évolutions techniques permettent aussi à ces systèmes d'être plus discrets, peu intrusifs et très efficaces.

3.2. Critères d'inclusion

Il existe trois approches pour concevoir des systèmes de suivi : (1) des capteurs portés, comme les capteurs de mouvement (accéléromètres essentiellement), les capteurs physiologiques (température, pulsation cardiaque...) intégrés dans des patches ou des objets de type collier, montre, bracelet... ; (2) des capteurs non portés, tels que les capteurs infrarouges passifs pour les mouvements, les capteurs à ultrasons, les interrupteurs de contact, les capteurs de pression, les compteurs d'énergie, les

microphones, les caméras, etc., et ; (3) des systèmes hybrides composés de capteurs portés et non portés.

Les systèmes reposant sur des caméras semblent a priori les moins appréciés comme indiqué dans une enquête transversale menée par Claes et al. [42] sur un échantillon de 245 personnes âgées entre 60 et 90 ans (âge moyen de 72,4 ans). En effet, bien que les caméras fournissent des informations riches sur les activités de vie quotidienne (AVQs) effectuées par la personne et une représentation fidèle de la situation, elles sont considérées comme une atteinte majeure à la vie privée lorsqu'elles sont utilisées pour surveiller les activités de vie des personnes âgées dans leur domicile. En fait, le résultat de l'enquête de Claes et al. [42] montre que la plupart des personnes interrogées (82,3%) trouveraient les caméras vidéo utiles mais 41,1% d'entre elles n'accepteraient pas ce type de capteurs pour cause de violation de la vie privée.

Ainsi, dans cet état de l'existant, nous nous sommes concentrés sur des solutions déployées au domicile des personnes, s'appuyant sur une intelligence embarquée et/ou déportée, abordables, portables, discrètes, sans fil, sans contact, pilotables et/ou configurables à distance. Nous nous sommes appuyés sur les principales publications scientifiques présentant les choix matériels et logiciels destinés à identifier les AVQs liées à l'activité alimentaire et à la mobilité.

3.3. Méthodes et stratégie de recherche

La revue de la littérature que nous avons effectuée n'est pas exhaustive mais elle recense les principales publications de références sur les systèmes de surveillance développés pour le suivi des personnes âgées [8]. Elle ne s'appuie pas sur une approche systématique mais se concentre davantage sur la présentation de quelques publications illustratives, de travaux et d'exemples de matériels et de logiciels adoptés dans les systèmes actuels de surveillance des personnes âgées. Les mots clés utilisés pour cette revue de littérature sont présentés dans le tableau 2.

Tableau 2. Mots-clés utilisés pour la recherche documentaire.

Mots-clés	
Personnes âgées	Isolement social
Surveillance des personnes âgées	Solitude
Maison intelligente	Isolement social chez les personnes âgées
Système de surveillance	Limiter l'isolement social
Surveillance de la santé	Prendre des repas
Comportement de l'utilisateur	Surveiller l'alimentation chez les personnes âgées
Personnes âgées vivant seules	Activité alimentaire
Reconnaissance d'activité	Capteurs non intrusifs
Activité vie quotidienne	Capteurs discrets
Changement de comportement chez les personnes âgées	Capteurs sans fil
Surveiller la mobilité des personnes âgées	Respect de la vie privée
Mobilité quotidienne	Détection intelligente
Nutrition	Malnutrition

3.4. Résultats

Au cours de cette recherche, nous avons identifié des articles, des résumés d'articles et des sites Web à l'aide des mots-clés répertoriés dans le tableau 2. Les mots-clés sont utilisés seuls ou combinés à l'aide des opérateurs ET/OU. En raison du nombre important d'articles et de résumés collectés, la décision a été prise d'inclure uniquement les documents publiés entre 2010 à 2023 dans Science Direct, PubMed et IEEE Xplore. Certains sites Web décrivant des projets ou des rapports d'institutions

gouvernementales ou internationales ont été inclus lorsque la littérature scientifique publiée ne fournissait pas d'informations adéquates sur le sujet. En prenant en considération le nombre de publications selon les mots-clés utilisés dans la base de données bibliographiques, nous sommes en mesure d'identifier les thématiques largement étudiées à l'heure actuelle et celles encore peu couvertes. Comme cet état de l'art n'est pas une présentation exhaustive de la littérature scientifique dans le domaine des systèmes de surveillance des personnes âgées, seuls les projets de recherche et développement ou produits représentatifs du milieu universitaire ou industriel ont été retenus et sont présentés ici. Le nombre de documents obtenus pour chaque mot-clé, en anglais, est détaillé dans le tableau 3 et illustré dans la figure 2.

Tableau 3. Nombre de publications dans le domaine de la recherche sur les systèmes de détection d'AVQs entre 2010 et 2023.

Mots-clés	Science Direct	PubMed	IEEE Xplore
Surveiller les personnes âgées	102 027	133 855	3 471
Système de surveillance des personnes âgées	81 504	26 005	2 904
Technologie de surveillance	1 000 000 (*)	152 766	143 719
Surveiller les personnes âgées sur le long terme	52 556	10 463	373
Maison intelligente	70 955	2 104	21 615
Système de surveillance	1 000 000 (*)	185 091	187 643
Suivi de santé	992 122	270 192	38 436
Technologie de surveillance	1 000 000 (*)	152 766	143 719
Comportement de l'utilisateur	466 269	27 835	40 382
Personnes âgées vivant seules	24 100	10 369	237
Reconnaissance d'activité	494 207	66 694	28 300
Activité vie quotidienne	240 185	83 623	2 902
Changement de comportements chez les personnes âgées	90 990	109 723	277
Reconnaissance discrète des activités	2 274	81	191
La mobilité dans la maison intelligente	8 692	32	105
Surveiller la mobilité des personnes âgées	15 121	1 627	188
Mobilité quotidienne	122 446	11 005	1 736
Mobilité quotidienne chez les personnes âgées	21 058	6 134	117
Isolement social	139 081	29 910	897
Solitude	31 716	11 395	417
Isolement social chez les personnes âgées	16 104	10 303	65
Limiter l'isolement social	55 188	3 833	100
Limiter l'isolement social chez les personnes âgées	7 253	1 361	6
Prendre des repas	56 764	1 274	284
Surveiller l'alimentation chez les personnes âgées	11 717	1 243	33
Activité alimentaire	174 854	24 510	577
Activité alimentaire chez les personnes âgées	21 002	6 663	35
Nutrition chez les personnes âgées	52 832	117 974	57
Malnutrition chez les personnes âgées	15 409	23 793	13
Détection intelligente	122 158	5 575	18 473
Capteur non intrusif	10 567	296	1 119
Capteur discret	3 222	828	1 180
Capteur sans fil	70 577	10 015	121 068
Confidentialité de l'utilisateur	67 585	2 263	28 988
Acceptation de l'utilisateur	101 730	8 150	6 647
Satisfaction des utilisateurs	89 109	5 459	10 444
Traitement des données de surveillance des personnes âgées	63 373	4 470	775
Surveiller les personnes âgées avec le big data	10 722	328	159
Surveiller les personnes âgées avec l'exploration de données	3 740	267	121
Surveiller les personnes âgées avec l'apprentissage automatique	7 566	1 121	611
Surveiller les personnes âgées avec l'intelligence artificielle	4 656	1 452	314

(*) : Science Direct a fixé un chiffre maximum de 1 000 000 lorsque le chiffre est supérieur à 1 000 000

Le tableau 3 et la figure 2 montrent que le nombre de résultats liés à l'activité de mobilité, de nutrition et au problème de l'isolement social des personnes âgées est inférieur à celui utilisant les autres mots-clés. En effet, la recherche technologique dans ce domaine n'est pas encore suffisamment abordée alors que paradoxalement elle devient primordiale au regard des raisons suivantes : (1) l'évolution des technologies des capteurs et des réseaux de communication qui permettent la mise en place de dispositifs de monitoring à distance ; (2) la longévité croissante et le vieillissement de la population mondiale qui conduisent à un plus grand nombre de personnes âgées dans une situation d'isolement social ; (3) l'attention récente portée aux effets sur la santé de l'isolement social et de la solitude à l'échelle nationale et internationale grâce à la couverture médiatique, au travail d'organisations à but non lucratif et à des initiatives gouvernementales. Par exemple, en janvier 2018, le gouvernement du Royaume-Uni a créé et nommé un ministre de la solitude pour élaborer des politiques permettant à la

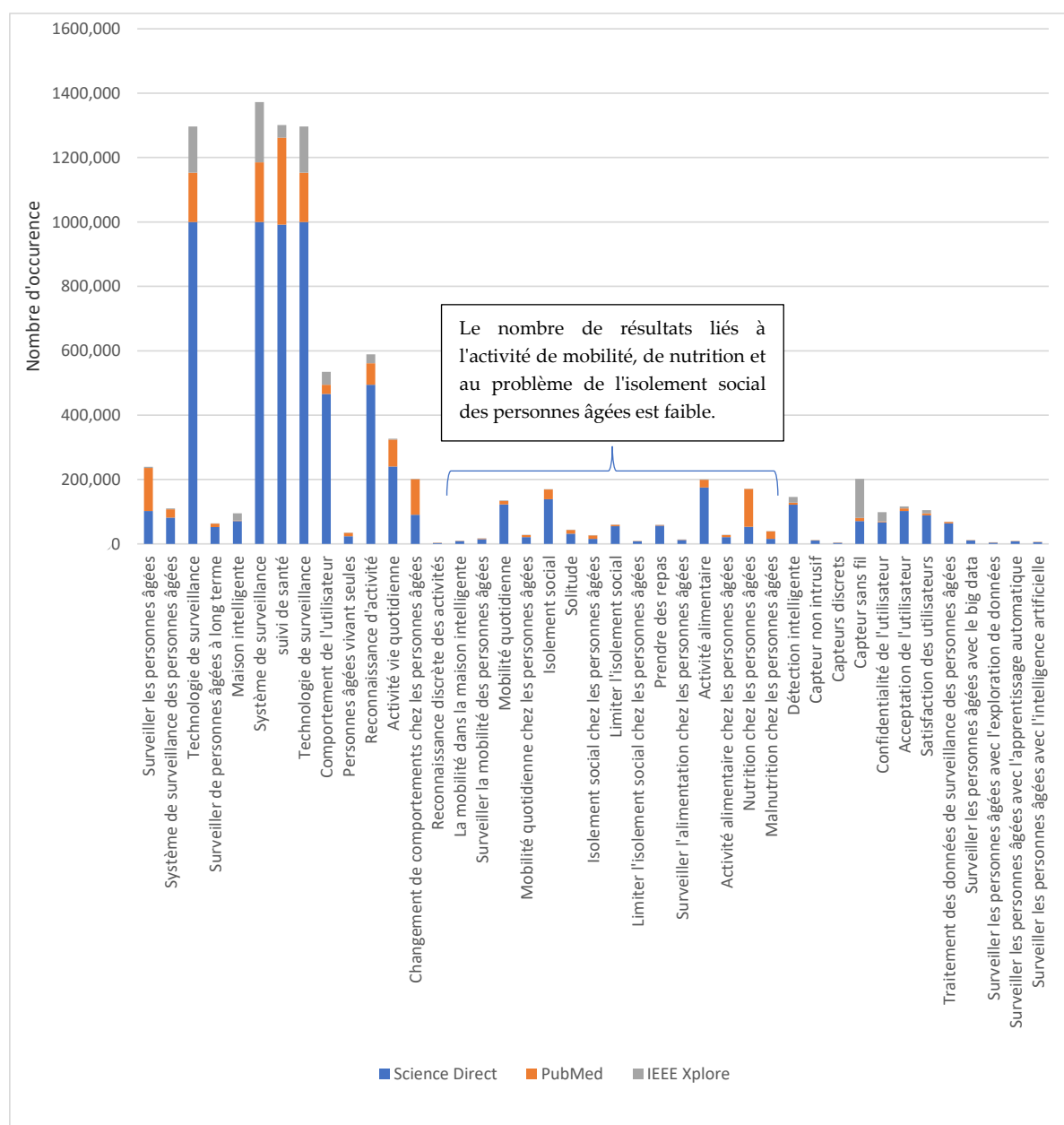


Figure 2. Nombre de publications dans le domaine de la recherche sur les systèmes de surveillance des personnes âgées entre 2010 et 2023.

fois de mesurer et de réduire la solitude [43] ; (iv) l'impact du COVID-19 sur la vie des personnes âgées. L'isolement social lié à la pandémie de COVID-19 a été reconnu comme la cause principale de l'augmentation du nombre de suicides au Japon, chiffre qui était stable depuis 11 ans. C'est pourquoi le gouvernement japonais a nommé en 2021 un ministre de la solitude pour mettre en œuvre des politiques visant à lutter contre l'isolement et à réduire les taux de suicide [44]. Afin de concevoir un système de surveillance des personnes âgées, plusieurs exigences doivent être respectées. Dans la section suivante, nous présentons les exigences et attentes.

4. Exigences des systèmes de surveillance pour les personnes âgées

4.1. Besoins, perception et acceptation des utilisateurs

Les besoins, la perception et l'acceptation des utilisateurs sont les trois facteurs à prendre en considération avant de concevoir un système de surveillance des personnes âgées.

L'objectif principal d'un système de surveillance des personnes âgées est de donner à ces dernières et à leurs familles, en particulier celles qui vivent seules, un sentiment de sécurité. En fait, le système assure la sécurité en détectant les problèmes et en alertant les membres de la famille ou les soignants comme dans le cas d'une chute ou d'une baisse des activités de routine (préparation des repas, toilette quotidienne, etc.). Cela inclut la collecte d'informations précises et complètes sur les AVQs. Généralement, différents capteurs portés sur le corps ou installés dans l'environnement domestique sont utilisés pour répondre à ces besoins.

La perception de l'utilisateur d'un système de surveillance dépend de son type (capteurs portés ou non portés), de son caractère intrusif et du respect de sa vie privée. En effet, selon une étude [45] qui s'est intéressée au point de vue des personnes âgées sur l'utilisation des capteurs, les personnes interrogées ont évalué positivement les capteurs de surveillance car cela leur donne un sentiment de sécurité, surtout si elles vivent seules et se sont déjà senties en danger. Les participants ont également exprimé leur soulagement que ces capteurs n'aient nécessité aucune intervention de leur part en raison de leur manque de connaissances techniques. Les participants ont également estimé que la présence des capteurs dans leurs maisons ne constituait pas une source de perturbation. La majorité d'entre eux a affirmé qu'après un certain temps, ils ont même cessé de remarquer les capteurs. De plus, les dispositifs qui surveillent leurs activités à la maison sans utiliser de caméras ni enregistrer de son ne constituent pas, selon eux, une atteinte à leur vie privée. En conclusion de l'étude mentionnée précédemment, les capteurs non portés semblent à privilégier car ils sont moins invasifs, moins intrusifs et sans contact direct avec l'utilisateur.

L'acceptation de l'installation d'un dispositif de suivi à domicile par la personne âgée repose sur un certain nombre de variables liés à la technologie en elle-même (facilité d'installation, peu de maintenance, taux de fausses alertes faibles,...), à la personne (sentiment de sécurité accrue, temps de familiarisation avec la technologie en environnement semi-contrôlé ou chez elle, habitude de manipuler des technologies de l'information et communication,...) et à son entourage (influence de la famille, du cercle social proche,...). Parmi tous ces facteurs, les plus mentionnés étaient l'influence sociale et la nécessité de consacrer du temps pour se familiariser avec la présence du dispositif au sein de leur domicile [46].

4.2. Choix de l'architecture et exigences

La conception d'un système de surveillance des personnes âgées nécessite la mise en place de plusieurs fonctionnalités. L'architecture globale du système doit répondre aux exigences suivantes :

-
- **Hétérogénéité et interopérabilité** : les systèmes de suivi font partie des dispositifs que l'on désigne par l'acronyme IoT pour Internet of Thing (Internet des Objets en français) dans lequel on retrouve une multitude de briques matérielles et logicielles hétérogènes. Cette hétérogénéité est une conséquence de la diversité des hardwares, softwares et middlewares [47] conçus et développés pour l'IoT. Plusieurs protocoles de communication sont également utilisables, chacun évoluant sur des bandes de fréquence différentes. Un même système nécessite donc parfois d'utiliser des dispositifs provenant de fournisseurs différents avec la contrainte d'utiliser des logiciels propriétaires, pas nécessairement interopérables même avec le développement d'API.
 - **Maintenabilité** : elle désigne la capacité du système à fonctionner même en mode dégradé, le temps d'effectuer les actions appropriées. Tout dysfonctionnement doit pouvoir être réparé rapidement et à moindre coût.
 - **Évolutivité** : il s'agit de la capacité du système à fonctionner comme prévu à la suite de mises à jour logiciel, évolution de matériel, augmentation de la volumétrie de données ou du nombre d'utilisateurs à monitorer.
 - **Fiabilité** : elle fait référence à la capacité du système à fonctionner de manière constante comme prévu et donc à donner des réponses fiables dans le temps.
 - **Efficiace** : elle fait référence à la capacité du système à fonctionner de la meilleure manière possible en optimisant le temps et les ressources.
 - **Efficacité** : elle fait référence à la capacité du système à fonctionner comme prévu ou à produire les résultats attendus.
 - **Sécurité** : il s'agit de la capacité du système à assurer la sécurité des données lorsqu'elles sont transférées ou enregistrées notamment lorsqu'elles concernent la vie privée des utilisateurs.
 - **Adaptabilité** : elle fait référence à la capacité du système à répondre aux besoins de chaque personne, car le système doit pouvoir être personnalisé au profil de chacun.
 - **Convivialité** : il s'agit de la capacité du système à être facile à utiliser pour les personnes âgées, quelle que soit leur connaissance de la technologie dans le cas des capteurs portés. De plus, le système doit posséder une fonction de partage de données et d'alerte vers les soignants ou la famille en cas d'urgence afin que les personnes âgées se sentent en sécurité dans leur domicile.
 - **Précision** : elle fait référence à la capacité du système à fournir les services adaptés aux seniors malgré les différents profils et demandes de chacun.

Le choix d'une structure générale a un impact sur la fiabilité, les performances, la maintenabilité et donc la durée de vie des systèmes de surveillance. Elle doit être personnalisable, capable de s'adapter à diverses fonctionnalités et de réagir aux changements dynamiques des appareils la constituant.

4.3. Considérations matérielles et logicielles

Le coût et la commodité sont les deux facteurs clés qui influencent le choix du matériel.

Le coût du système doit être raisonnable pour la grande majorité des clients. La facilité d'installation des différents composants du système doit être prise en compte lors de leur choix, car une installation aisée sera globalement moins coûteuse, ce qui réduira le coût du système dans son ensemble. De plus,

pour les composants qui utilisent des piles jetables, une consommation d'énergie plus faible se traduit par moins de procédures de remplacement de la batterie et une longue durée de fonctionnement des capteurs ce qui réduit par conséquent les coûts d'exploitation. Le coût de l'installation du système et de son fonctionnement à domicile peut être le facteur déterminant le plus important, influençant l'acceptation d'une personne âgée à installer un système dans sa maison selon les participants d'une étude australienne menée sur 13 adultes de 65 ans et plus [48].

L'efficacité et l'efficience sont les deux principaux facteurs qui déterminent le développement des logiciels.

Le logiciel d'acquisition et de traitement doit pouvoir fonctionner efficacement sur l'ensemble de la chaîne : la collecte de données, le prétraitement, l'analyse de données, la détection, l'aide à la prise de décision. De plus, le logiciel doit être efficace pour minimiser la consommation d'énergie. Enfin, pour reconnaître les AVQs et réagir en temps réel à la détection d'un problème, un algorithme optimal est nécessaire.

4.4. Considérations éthiques

Avec les progrès technologiques observés ces dernières années, les approches basées sur des capteurs sont maintenant utilisées dans la pratique clinique, la recherche et pour surveiller la santé des personnes dans les foyers et ce au niveau mondial. L'utilisation d'une technologie ne peut cependant se faire sans ignorer les normes éthiques. La première préoccupation est la capacité des capteurs à collecter des informations riches sur la vie des personnes âgées. Par exemple, une caméra vidéo capable d'identifier chaque AVQ dans son champ de vision est considérée comme un capteur très intrusif. La protection de l'accès aux données des participants à la recherche est la deuxième préoccupation constante en matière de protection de la vie privée. Il n'est pas toujours possible de garantir l'anonymisation totale des données. En effet, une gestion des données cliniquement pertinentes pour maximiser les avantages et minimiser la possibilité d'exposition à des tiers peut s'avérer difficile à mettre en place. Enfin, le risque de sécurité constitue la troisième préoccupation majeure. Il peut être difficile de maintenir une communication sécurisée tout au long du processus d'étude [49]. Malgré l'utilisation d'un logiciel de chiffrement, il existe un risque non négligeable que des informations personnelles fuient en cas d'actions de piratage. La confiance et la participation à ce type de recherche pourraient être considérablement affectées par une seule violation de la sécurité [49].

5. Activités de prise de repas et de mobilité

L'un des aspects les plus importants des technologies d'assistance à domicile est la classification automatique des AVQs. Elles permettent de surveiller les activités quotidiennes des personnes âgées et de repérer les changements de comportement afin de les motiver à vivre de manière autonome et en toute sécurité à la maison. De nombreuses études sur l'assistance à domicile se concentrent sur diverses AVQs, comme manger, s'habiller, se déplacer à l'intérieur et à l'extérieur de la maison, se laver, etc. Dans cette étude, nous nous concentrerons sur deux AVQs clés qui pourraient être liées au potentiel risque d'isolement social chez les personnes âgées : le processus de prise de repas (achat des courses, cuisiner, manger et faire la vaisselle) et la mobilité (se déplacer à l'intérieur de la maison et sortir de son domicile).

5.1. Processus de prise de repas

Reconnaître le comportement alimentaire est crucial pour suivre la santé des personnes âgées. La nutrition a en effet un impact important sur la santé physique, la mémoire et les fonctions cérébrales.

En vieillissant, une bonne nutrition peut renforcer l'immunité, combattre les toxines responsables de maladies, contrôler le poids et réduire le risque de maladie cardiaque, d'accident vasculaire cérébral, d'hypertension artérielle, de diabète de type 2, de perte osseuse, de maladie d'Alzheimer et de cancer. [50]. Malheureusement, la dénutrition est un problème qui n'a pas encore reçu suffisamment d'attention, en particulier chez les personnes âgées. On estime qu'entre 15% et 38% des résidents des institutions et entre 3% et 10% des personnes âgées vivant à domicile en France souffrent de dénutrition [51]. Identifier les activités liées à l'alimentation est la meilleure façon de les analyser correctement. Le processus de prise de repas est composé de 4 AVQs : faire les courses, cuisiner, manger et faire la vaisselle.

- **Faire les courses** : Il s'agit de l'activité au cours de laquelle une personne se rend dans un commerce pour acheter divers articles à cuisiner ou pour acheter des repas déjà préparés. L'achat de nourriture n'est pas une tâche facile pour les personnes âgées, mais elle est considérée comme une occasion de créer/entretenir des liens sociaux où les personnes peuvent échanger avec les autres notamment lorsque le risque d'isolement augmente. En fait, c'est parfois l'unique possibilité d'interaction sociale pour certaines personnes âgées vivant seules. Dans [52], les auteurs mentionnent que les personnes âgées considèrent l'expérience d'achats de nourriture comme un événement social, représentant ainsi un facteur positif. En fait, la dimension sociale lors des courses est particulièrement importante pour cette tranche d'âge, une interaction sociale régulière étant reconnue comme un élément clé du maintien du bien-être mental et physique.
- **Cuisiner** est le processus de préparation et de réchauffage des aliments pour la consommation. Cuisiner a de nombreux avantages physiques, émotionnels et mentaux. Planifier ce qu'il faut préparer, identifier quels ingrédients sont nécessaires et s'il faut ou non faire des courses sont les premières étapes de ce processus. La personne prépare ensuite la nourriture en combinant les ingrédients nécessaires en suivant par exemple une recette. C'est un entraînement mental et physique bénéfique. Selon une étude taïwanaise portant sur les femmes âgées, celles qui cuisinent plus fréquemment s'engagent dans des activités plus favorables à la santé comme la socialisation et moins de comportement à risque pour la santé comme le tabagisme [53]. De plus, cuisiner est une occasion d'interaction sociale : les aînés peuvent collaborer à la préparation du dîner, et le partage des repas avec des amis et des voisins crée une forme de lien social. Enfin, la préparation des repas permet aux aînés d'utiliser des produits frais et sains pour créer des repas appétissants et nutritifs dont ils peuvent être fiers. En décembre 2019, l'Université du Michigan a mené un sondage national sur le vieillissement qui a révélé que 71% des adultes âgés de 50 à 80 ans ont déclaré aimer cuisiner [54].
- **Manger** : Il s'agit de prendre de la nourriture pour se sustenter, se nourrir et fournir de l'énergie au corps. Il est crucial pour les personnes âgées de préserver leur santé et de maintenir leur niveau d'activité. Bien qu'il soit reconnu qu'une bonne nutrition est importante pour bien vieillir, la malnutrition est l'une des plus grandes menaces pour la santé, l'autonomie et le bien-être des personnes âgées [55]. La malnutrition chez les personnes âgées n'est pas causée par un manque de nourriture, mais plutôt par une baisse de l'appétit et est liée à un certain nombre de facteurs, notamment des problèmes médicaux graves, les effets secondaires des médicaments, l'inactivité, la difficulté à mâcher, à avaler ou à manger soi-même, la dépression, la solitude et l'isolement social [56]. Pour assurer le bien-être des personnes âgées, il est crucial de surveiller le comportement alimentaire.
- **Laver la vaisselle** : il s'agit de nettoyer tous les ustensiles de cuisine qui ont été utilisés pour manger ou préparer des aliments. Cela peut être fait manuellement dans l'évier ou automatiquement par le lave-vaisselle. Même si laver la vaisselle est une tâche simple, cela peut

aider les personnes âgées à rester physiquement actives et à vivre plus longtemps. Dans une étude américaine menée par l'Université de Buffalo, les chercheurs ont découvert un risque de décès significativement plus faible pour les personnes qui étaient actives, même lorsqu'elles pratiquaient une activité légère, comparé à celles qui étaient inactives [37]. L'étude comprenait plus de 6000 femmes blanches, afro-américaines et hispaniques âgées de 63 à 99 ans.

Selon une enquête réalisée par l'Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques de France entre 2009 et 2010 [57], les adultes âgés de 60 ans et plus consacrent environ 4 heures par jour à des activités liées à la prise de repas (acheter des courses, cuisiner, manger et laver la vaisselle). En réalité, les hommes de 60 ans et plus passent 24 minutes par jour à faire les courses, 13 minutes à cuisiner, 154 minutes à manger et 13 minutes à laver la vaisselle. Les femmes de 60 ans et plus, en revanche, passent 21 minutes par jour à faire les courses, 72 minutes à cuisiner, 141 minutes à manger et 25 minutes à laver la vaisselle. Ce résultat montre que les hommes âgés consacrent moins de temps aux tâches domestiques que les femmes, en particulier lorsqu'il s'agit de cuisiner.

5.2. Mobilité

La mobilité est la facilité avec laquelle on peut se déplacer. Elle peut être divisée en deux catégories : la mobilité communautaire et la mobilité fonctionnelle. Le déplacement d'un poste ou d'un endroit à un autre lors d'une AVQ et les transferts (p. ex. fauteuil roulant, lit, voiture, toilettes, baignoire/douche, chaise, plancher) sont connus sous le nom de mobilité fonctionnelle. Le transport d'objets et la marche sont également considérés comme de la mobilité fonctionnelle [58]. La mobilité communautaire, considérée comme une activité instrumentale de la vie quotidienne (IAVQ), est définie comme le fait de se déplacer dans la communauté tout en utilisant les transports privés, comme la conduite, la marche, le vélo ou les transports publics (bus, des taxis ou autres) [58]. La mobilité est importante pour assurer les soins d'hygiène personnels quotidiens et maintenir un mode de vie indépendant et autonome. En fait, la mobilité est le point clé pour effectuer les AVQs de base comme se nourrir, s'habiller, faire sa toilette et l'hygiène personnelle mais aussi les AVQs instrumentales comme faire les courses, préparer les repas et nettoyer la cuisine après les repas.

Une mobilité et une activité régulière, même des exercices légers comme la marche, améliorent également la santé mentale et cardiovasculaire, régulent le poids, maintiennent des os sains et une force musculaire, réduisent le risque de chute et favorisent les contacts sociaux [59].

Il existe un écart de mobilité entre les hommes et les femmes âgés. En fait, les troubles de la mobilité sont plus fréquents chez les femmes que chez les hommes selon une étude réalisée dans différents pays [60].

Selon une étude américaine sur les modèles temporels et géographiques menée dans six villes, les personnes de 65 ans et plus passent 78% de leur temps à la maison, ce qui est supérieur aux 66% passés par les adultes âgés de 45 à 65 ans. Ce résultat n'est pas surprenant étant donné que les aînés vivent généralement seuls, ont peu de contacts sociaux et préfèrent passer leur temps à la maison [61]. C'est pourquoi nous nous concentrerons dans notre étude sur le suivi de la mobilité à l'intérieur du domicile et sur l'action de sortir. La section suivante contient des exemples de systèmes proposés pour la surveillance de ces AVQs (la mobilité et la prise de repas) et la détection automatique d'un risque potentiel d'isolement social.

6. Aperçu des systèmes proposés et des données recueillies

La reconnaissance et le suivi des AVQs des personnes âgées donnent un bon aperçu de leur routine quotidienne et de leur état de santé. Elle aide à diagnostiquer leur capacité à vivre de manière autonome et fournit un avertissement précoce de la détérioration de la santé ou d'une maladie.

Dans cette section, nous présentons un aperçu non exhaustif des différentes propositions matérielles et logicielles développées en laboratoire et/ou disponibles sur le marché.

6.1. Présentation des capteurs utilisés dans les différents systèmes

Avec les avancées technologiques de ces dernières années, plusieurs types de capteurs ont vu le jour. Ces capteurs sont la clé de l'évaluation des AVQs. Le choix des capteurs dépend de plusieurs facteurs tels que le fait que les AVQs ciblés soient effectués à l'intérieur ou à l'extérieur de la maison, la consommation électrique, la confidentialité des données, etc.

Pour ces raisons, l'annexe 1 énumère les types et implémentations des capteurs utilisés dans diverses études, spécifie le paramètre obtenu et examine brièvement les avantages et les inconvénients de chaque type de capteur. Le tableau 4 liste les capteurs utilisés dans chaque étude. Les données physiologiques (température, pouls, etc.) et de mouvement (emplacement, compteur de pas, etc.) sont collectées via des capteurs portables. Les capteurs non portables sont placés à des endroits fixes au sein de la maison et peuvent recueillir des informations sur les mouvements d'une personne (comme son emplacement à l'intérieur ou si elle ouvre la porte pour rejoindre l'extérieur) et l'environnement (p. ex., humidité, luminosité, température à l'intérieur de la maison). Alors que les capteurs non portables ont l'avantage d'être autonomes pendant une longue période et ne nécessitent pas d'intervention de l'utilisateur, les capteurs portables peuvent être intégrés dans divers objets tels que des chaussures, des vêtements, des patches, etc. et sont au plus près de la grandeur à mesurer (pouls, activité de mouvement, température cutanée...).

Tableau 4. Combinaison de capteurs utilisés dans différents travaux de recherche.

Source	PIR	Capteur de contact	Capteur à ultrasons	Caméra	Capteur de pression	Microphone	Capteurs de puissance électrique	Débitmètre
Huynh et al. [62]	✓	✓						
Barsocchi et al. [63]	✓	✓			✓		✓	
Lussier et al. [64]	✓	✓					✓	
Gochoo et al. [65]	✓	✓						
Dawadi et al. [66]	✓	✓						
Kenfack Ngankam et al. [67]	✓	✓			✓		✓	✓
Pinard et al. [68]	✓	✓			✓		✓	✓
Goonawardene et al. [69]	✓	✓						
Petersen et al. [70]	✓	✓						
Pirzada et al. [71]		✓						
Ghosh et al. [72]			✓					
Seint et al. [73]				✓				
Cippitelli et al. [74]				✓				
Zelun et al. [75]				✓				
Vuegen et al. [76]						✓		
Ueda et al. [77]			✓				✓	
Belley et al. [78]							✓	

Source	PIR	Capteur de contact	Caméra	Capteurs de puissance électrique	Interrupteur à flotteur	RFID	Téléphone	Accéléromètre	Ordinateur	Capteur d'interrupteur de lumière
Park et al. [79]			✓			✓				
Rebeen et al. [80]	✓	✓			✓					
Fortin-Simard et al. [81]				✓		✓				
Fortin-Simard et al. [82]						✓				
Yunfei et al. [83]							✓			
Tsang et al. [84]								✓		
Charlon et al. [85]								✓		
Martinez et al. [86]	✓						✓			
Walsh et al. [87]	✓	✓								✓
Sanchez et al. [88]							✓			
Austin et al. [35]	✓	✓					✓		✓	

6.1.1. Capteurs non portables

Le capteur le plus utilisé dans les projets de recherche sur la surveillance d'AVQs est l'infrarouge passif (PIR) [35,62–70,80,86,87]. C'est un capteur qui détecte les variations de température dans l'environnement. Il est capable de détecter les mouvements d'objets chauds, tels que les humains et les animaux, dans son champ de vision ce qui le rend utile pour différentes applications comme l'automatisation de la maison, la sécurité, etc. Il est peu coûteux, nécessite une faible consommation d'énergie, est facile à utiliser et simple à installer. Le capteur PIR peut être positionné dans différents emplacements pour identifier diverses AVQs, tels que dormir, utiliser les toilettes ou utiliser un équipement de cuisine, etc.

Le capteur de contact est couramment utilisé pour détecter l'ouverture et la fermeture de portes ou de meubles. Il peut fournir des informations sur l'utilisation du réfrigérateur, d'un placard, de l'armoire à pharmacie ou sur l'ouverture de la porte extérieure, etc. [35,62-71,80,86,87]. Il est peu coûteux, robuste, a une faible consommation d'énergie et est simple à installer. Le capteur d'interrupteur de contact a été utilisé dans [71] pour identifier une variété de comportements, y compris la prise de médicaments, la toilette, la préparation de nourriture, etc.

Le capteur à ultrasons est utilisé dans la reconnaissance d'AVQ en effectuant une mesure de distance entre le capteur et un objet. Les capteurs à ultrasons peuvent être utilisés pour détecter les mouvements humains en plaçant le capteur à des endroits stratégiques de la pièce, comme près de la porte d'entrée ou près du lit de la personne âgée. Dans [72], des capteurs à ultrasons installés au plafond ont été utilisés pour détecter la position debout, assise et la chute d'une personne, ainsi que les mouvements dans différentes directions.

Des capteurs vidéo sont utilisés pour surveiller les personnes âgées. Ils peuvent être placés dans toute la maison et offrent des informations riches et approfondies sur la personne surveillée. Les enregistrements vidéo de ces capteurs peuvent être analysés pour identifier divers AVQs, tels que

cuisiner, manger, boire, chuter, etc. La reconnaissance d'AVQs à partir de vidéo ou d'images nécessite des algorithmes de traitement d'image/vidéo avancés, des ressources de calcul et de stockage importantes. Bien que les caméras RVB (Rouge Vert Bleu) soient les plus utilisées par les chercheurs [73], ce type de capteur est sensible à la lumière, ce qui réduit les performances de classification des AVQs. De plus, la vidéo enregistrée contient une quantité importante de renseignements qui peuvent amener la personne surveillée à avoir des préoccupations en matière de protection de la vie privée et à refuser leur installation [45]. L'utilisation d'une caméra de profondeur permet de résoudre ce problème. En effet, ce dispositif est moins perturbé par les conditions d'éclairage et fournit des informations sur la distance entre les objets et le capteur. Le dispositif Kinect, qui offre des enregistrements de couleur et de profondeur, a été utilisé dans [74] pour distinguer l'activité de prise de repas. Enfin, la caméra thermique est une autre forme de caméra qui peut aider à résoudre les problèmes de confidentialité. En fonction des températures des objets associés, une image est produite. L'image n'est pas affectée par l'éclairage et la vie privée de la personne surveillée est préservée. Une combinaison de capteurs de température et de profondeur a été utilisée dans [75] pour identifier plusieurs AVQs, y compris la position assise, la marche, le sommeil, etc.

Le capteur de force/pression est utilisé pour fournir des informations primaires sur la position de l'utilisateur ce qui permet de détecter des mouvements et des actions d'une personne dans son environnement quotidien. En règle générale, ces capteurs sont intégrés dans des matelas, des canapés, des chaises et des tapis [63,67]. Dans [68], une activité de préparation des repas a été observée à l'aide de capteurs de pression pour identifier les objets placés sur le brûleur de la cuisinière.

Le capteur audio est utilisé pour détecter des sons spécifiques telles que la parole, le rire, les pleurs, la musique, les bruits domestiques comme la vaisselle, le brossage des dents, etc. qui se produisent dans l'environnement d'une personne. Les capteurs audio peuvent être utilisés pour créer des appareils portés par les personnes pour suivre leurs activités, ou ils peuvent être intégrés dans des objets du quotidien tels que les téléphones portables et les haut-parleurs intelligents. Dans [76], des microphones ont été placés à divers endroits de la maison. Ils ont pu détecter une variété d'AVQs, y compris manger, préparer les repas et faire la vaisselle. Malgré le fait que le capteur audio permet de détecter des AVQs, il soulève des préoccupations en matière de vie privée. En effet, ce dispositif peut potentiellement enregistrer des conversations et d'autres sons dans l'environnement domestique, ce qui peut être perçu comme une intrusion dans la vie privée des individus.

Les débitmètres sont des capteurs qui détectent la consommation d'eau et pourraient être utilisés pour suivre les activités quotidiennes d'une personne en utilisant des données de consommation d'eau. Ils sont généralement installés sur des robinets d'évier dans la cuisine et la salle de bain. Par exemple, ils permettent de savoir quand une personne est à la maison et quand elle ne l'est pas, ou surveiller la consommation d'eau dans différentes pièces de la maison pour déterminer les activités qui s'y déroulent [68].

Le compteur d'énergie est un capteur qui peut évaluer la quantité d'électricité utilisée par divers appareils, y compris le micro-ondes, la cafetière, le grille-pain, la télévision et la cuisinière. Par exemple, il peut permettre de détecter les moments où une personne est à la maison ou pas, ou de surveiller l'utilisation de la consommation des différents appareils électriques de la maison pour déterminer les activités qui y ont lieu. Deux types de compteurs d'énergie sont généralement utilisés : un compteur d'énergie unique placé dans le tableau électrique principal de la maison, le système pouvant distinguer la consommation de chaque appareil, et un autre compteur d'énergie attaché à chaque appareil [63,66,68,77,78,81]. Ils sont fréquemment utilisés pour suivre les AVQs en enregistrant la consommation d'énergie d'un appareil et en la convertissant en probabilité de réalisation d'une AVQ spécifique.

L'identification passive par radiofréquence (RFID) est souvent utilisée pour identifier les AVQs. Elle extrait la position de ces objets à l'aide d'une antenne et d'étiquettes. Le système effectue la modélisation des AVQs à l'aide des liens topologiques qui existent entre les éléments physiques. Dans [82], le système a pu reconnaître la préparation du café, d'un sandwich, de spaghettis, d'un thé et d'un bol de céréales à l'aide de la RFID passive.

6.1.2. Capteurs portables

Le capteur portable le plus utilisé pour la reconnaissance d'activité est l'accéléromètre. Un accéléromètre est peu coûteux et largement utilisé dans de nombreux objets comme les smartphones, les montres intelligentes, les semelles intelligentes, etc. Il peut détecter la chute, le mouvement et la posture d'une personne, les moments de sommeil, les moments d'inactivité, etc. [79,83]. Une semelle intelligente avec un accéléromètre a été utilisée pour reconnaître la distance et la vitesse moyenne afin d'encourager l'activité de marche chez les personnes âgées [85].

Le smartphone contient plusieurs types de capteurs qui peuvent potentiellement être utilisés pour l'identification d'AVQs. Il peut embarquer un microphone, un magnétomètre, un GPS, un gyroscope, un accéléromètre, etc. Une grande quantité d'informations, y compris le mouvement, l'emplacement, les appels téléphoniques, etc., est fournie par tous ces capteurs. Le smartphone a été utilisé dans [83] pour suivre une variété d'activités, y compris manger, cuisiner, laver la vaisselle et l'hygiène personnelle.

L'approche par ultrason peut être utilisée à l'aide de dispositifs actifs destinés à localiser la personne dans son environnement. Ils se composent de deux parties : un émetteur à ultrasons appelé TAG et des récepteurs. L'émetteur à ultrasons est porté par la personne et les récepteurs sont placés à des endroits stratégiques dans toute la maison. Ces systèmes peuvent ainsi détecter la position exacte de la personne à l'intérieur de la maison. À l'aide du capteur de localisation à ultrasons et du capteur d'énergie, de nombreuses activités, y compris cuisiner, manger, laver la vaisselle, regarder la télévision et lire un livre, ont été reconnues dans [77].

La technologie RFID peut être utilisée comme alternative aux ultrasons avec une composante active et une composante passive. Un tel dispositif se compose d'un lecteur RFID et de plusieurs étiquettes RFID attachées à divers objets pour surveiller leur utilisation. Contrairement aux puces RFID passives, qui fonctionnent sur l'énergie reçue des ondes électromagnétiques émises par une antenne, les puces RFID actives ont une source d'alimentation interne, généralement une batterie. Dans [79], différents objets d'une maison intelligente, y compris les meubles, les appareils électroménagers et les ustensiles de cuisine, sont équipés d'étiquettes RFID, la personne portant un bracelet avec un lecteur RFID. Six AVQs (marcher, regarder la télévision, manger des céréales, boire de l'eau, préparer les couverts et les ranger) peuvent être reconnues par le système.

Étant donné que les appareils portables sont souvent oubliés ou perdus, possèdent une autonomie limitée, nécessitent un entretien fréquent et sont parfois inconfortables à porter, les solutions basées sur des appareils portables sont peu pratiques pour les applications de surveillance à long terme. En effet, une enquête menée auprès de 6223 adultes américains a révélé qu'un consommateur sur dix âgé de 18 ans et plus possède un appareil de suivi d'activité moderne. Plus de la moitié des personnes interrogées ont déclaré ne plus utiliser leur tracker d'activité, et un tiers ont cessé d'utiliser l'appareil dans les six mois suivant sa réception [89]. Les systèmes basés sur des capteurs binaires (les capteurs binaires étant des capteurs qui ne peuvent renvoyer qu'une des deux valeurs On et Off comme le capteur de détection de mouvement, l'interrupteur de contact, etc.) représentent la solution préférentielle pour les applications de surveillance sur le long terme, car ils ne nécessitent pas d'être portés par la personne en permanence et sont considérés comme moins intrusifs.

La combinaison de capteurs la plus populaire dans ce domaine de recherche, comme indiqué dans le tableau 4, consiste en un capteur PIR dans chaque pièce et un interrupteur de contact sur la porte extérieure et sur d'autres éléments ouvrables de la maison. En outre, divers systèmes combinent des capteurs PIR et interrupteurs de contact avec d'autres types de capteurs (tels que des capteurs de pression, des compteurs d'énergie, des débitmètres, etc.) afin d'extraire des données supplémentaires, telles que la consommation d'eau et d'électricité, la présence d'une personne dans un endroit particulier, comme sur un canapé, et améliorer ainsi l'identification de certaines AVQs. Cela complique cependant la procédure de déploiement et augmente le coût du système ainsi que l'effort d'installation. Malgré les problèmes de confidentialité, le microphone et la caméra vidéo sont souvent utilisés pour identifier les AVQs ou obtenir la « vérité terrain » nécessaire à la validation des approches développées. En outre, bien qu'il existe deux approches d'utilisation des capteurs, portables et non portables, certains chercheurs utilisent une combinaison des deux, comme dans l'exemple de Ueda et al. [77] qui ont utilisé des compteurs d'énergie fixés à la télévision et à la cuisinière en plus du capteur de localisation à ultrasons fixé dans la poche poitrine de la personne. Il est clair que les informations recueillies peuvent être plus riches et la reconnaissance d'AVQs peut être améliorée en utilisant différents types de capteurs.

6.2. Algorithmes de traitement

Il existe diverses techniques de traitement des données pour analyser les données collectées. Ces techniques comprennent l'identification des AVQs, l'exploration de modèles comportementaux, la détection de comportements anormaux, etc. Les chercheurs dans le domaine de l'assistance à l'autonomie à domicile ont utilisé différents algorithmes pour identifier les AVQs. Les algorithmes et les résultats de plusieurs articles sont présentés dans le tableau 5.

Tableau 5. Liste des algorithmes utilisés dans différents travaux de recherche.

Source	Algorithmes utilisés	Paramètres d'évaluation (%)	Données étiquetées	Résultats
Barsocchi et al. [63]	<p>(1) Les données fournies par les capteurs ont été filtrées. En effet, les données des interrupteurs de contact et des capteurs de consommation d'énergie sont traitées pour obtenir des informations sur le moment où ils changent d'état. De plus, un filtre médian a été appliqué aux pics produits par le capteur de consommation d'énergie de l'ordinateur personnel.</p> <p>(2) L'algorithme de localisation au niveau de la pièce « where is » (WHIZ) exploite les données fournies par les capteurs afin de fournir des informations sur l'emplacement des personnes âgées.</p> <p>(3) Un ensemble d'activités possibles associées à la pièce où l'activité est habituellement effectuée (cuisiner/cuisine, manger/salle de séjour, etc.).</p>	Sensibilité de 81%	Oui	Détection des AVQs telles que déjeuner/dîner, repos/ordinateur/télévision, sommeil et hygiène.
Lussier et al. [64]	<p>(1) Algorithmes développés pour surveiller le sommeil, les sorties pour les activités, les périodes de faible activité, les activités liées à la cuisine et les activités liées à l'hygiène. Les algorithmes se sont construits autour d'hypothèses sur ces différentes activités.</p>	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Détection des AVQs. Les résultats ont montré que les technologies d'assistance à l'autonomie à domicile fournissent aux professionnels de santé des informations sur les personnes âgées liées à la négligence de soi, telles que la malnutrition, une hygiène déficiente, le

				manque de tâches ménagères, le sommeil excessif et l'isolement social.
Gochoo et al. [65]	<ol style="list-style-type: none"> (1) Les données binaires annotées converties en une image d'activité binaire pour les AVQs. (2) Images d'activité utilisées pour l'entraînement et le test du classifieur DCNN (Deep Convolutional Neural Network). (3) Classifieurs évalués avec une méthode de validation croisée à 10 blocs. 	Précision de 99,36%	Oui	Détection de quatre AVQs : mouvement du lit aux toilettes, manger, préparer des repas et détente. Le classificateur DCNN donne une précision moyenne de 99,36%.
Dawadi et al. [66]	<ol style="list-style-type: none"> (1) Reconnaissance d'activité basée sur la SVM (Support Vector Machine). (2) SVR (Support Vector Regression), LR (Linear Regression) et RF (Random Forest) sont utilisés pour prédire les scores cliniques des résidents de maisons intelligentes à l'aide de caractéristiques de performance d'activité calculées à partir de données d'activité annotées. 	Précision de 95%	Oui	Détection de sept AVQs : le sommeil, le mouvement du lit aux toilettes, cuisiner, manger, la relaxation, l'hygiène personnelle et la mobilité du résident à l'intérieur de la maison. Il existe une corrélation entre l'évaluation clinique prévue à l'aide du comportement d'activité et les scores de mobilité fournis par le clinicien.
Pirzada et al. [71]	<ol style="list-style-type: none"> (1) La méthode des k-plus proches voisins (KNN) est utilisée pour détecter toute activité irrégulière par rapport au rythme habituel de la personne. De plus, les données d'apprentissage et de test utilisent la technique k-fold pour générer différents ensembles dans l'itération. 	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Détection d'anomalies dans les modèles.
Ghosh et al. [72]	<ol style="list-style-type: none"> (1) Prise en charge de la machine vectorielle (SVM) avec noyau linéaire, k-plus proches voisins (KNN) et techniques d'arbre de décision utilisées sur les données des capteurs à ultrasons. 	Précision de 90%	Oui	Détection de la position debout, assise et chute.
Rebeen et al. [80]	<ol style="list-style-type: none"> (1) AVQs identifiées à l'aide de différents algorithmes d'apprentissage automatique : mémoire à long terme (LSTM), réseau neuronal convolutif (CNN) avec ESTW, C4.5 et SVM avec RLA et LSTM, CNN et modèle hybride CNN LSTM avec FTW. 	CNN L TM : 96,97% et 96,72% f1-score pour la première et la deuxième base de données, respectivement	Oui	Bons résultats concernant l'identification des différentes AVQs (manger, faire sa toilette, sortir, se doucher, dormir, gagner du temps et aller aux toilettes). Sur une fenêtre temporelle considérée, la reconnaissance d'AVQ est conditionnée par la prise en compte des activations capteurs qui se produisent sur la période qui suit la fenêtre temporelle prise en compte.
Seint et al. [73]	<ol style="list-style-type: none"> (1) Étiquetage des bouteilles colorées par espace colorimétrique RVB et étiquetage des parties de l'habillement par espace colorimétrique YCbCr, puis suivi des objets souhaités. (2) Les caractéristiques ont été extraites pour le modèle de prise de médicaments et le modèle d'activité alimentaire. (3) Le modèle hybride PRNN-SVM (Pattern Recognition Neural Network) a été utilisé pour la classification et l'interprétation de l'activité de prise de médicaments. 	90% de précision pour la prise de médicaments et 95% de précision pour la prise de repas	Oui	Détection de la prise de médicaments et de repas.

	(4) L'apprentissage fondé sur des règles avec la méthode du comptage des occurrences a été utilisé pour la classification et l'interprétation de l'activité de consommation de repas.			
Cippitelli et al. [74]	(1) Un algorithme d'orientation du corps appliqué aux séquences d'image de profondeur fournis par le kinect pour identifier l'orientation de la personne assise à la table. Ensuite, le filtrage des nuages de points et l'algorithme de carte auto-organisatrice (SOM) ont été appliqués à la partie supérieure du corps humain. (2) Avec la projection architecturale ultérieure, les informations de profondeur et RVB sont combinées dans le même cadre.	Précision de 98,3%	Oui	Détection des actions de manger et de boire.
Vuegen et al. [76]	(1) Extraction de caractéristiques à partir de données de capteurs acoustiques réalisée à l'aide de l'approche des coefficients Cepstral de fréquence Mel (MFCC). (2) Support Vector Machine (SVM) utilisée pour la classification des AVQs.	78,6 ± 1,4% de précision	Oui	Détection du brossage des dents, de la vaisselle, de l'habillage, de la nourriture, de la préparation des aliments, de la table, de la douche, du sommeil, de la toilette et du lavage des mains.
Yunfei et al. [83]	(1) L'orientation de l'appareil mobile est détectée par le capteur GPS. (2) Une base de données d'empreintes Wi-Fi créée à partir de données provenant de plusieurs endroits à l'intérieur de la maison à partir de l'indicateur de force du signal reçu (RSSI). Ensuite, SVM a été utilisé comme classifieur pour effectuer l'estimation de l'emplacement. (3) Les sons ont été classés à l'aide de timbres.	Entre 92,35% et 99,17% de précision pour chacune des quatre bases de données	Oui	Détection de 6 AVQs : travail sur un PC de bureau dans la chambre, promenade ambulante, activités d'hygiène, cuisine, vaisselle et repas.
Tsang et al. [84]	(1) À l'aide de la SVM, les données de l'accéléromètre et du gyroscope ont été classées en transitions (mouvement de marche) ou en activité (périodes sans transition). (2) La posture de base de l'activité est classée par SVM. Ensuite, la direction et les caractéristiques du mouvement de transition ont été examinées pour déterminer l'activité en cours.	Précision de 99,8%	Oui	Reconnaissance de cinq activités intérieures : dormir, regarder la télévision, aller aux toilettes, cuisiner et manger. Toutes les autres activités, y compris les activités de plein air, sont attribuées aux « autres ».
Park et al. [79]	(1) Cartographie homographique pour la localisation 3D des personnes à partir des deux caméras à champ de vision large et segmentation au premier plan pour des vues non occluses des personnes utilisées pour l'analyse (fine) au niveau du corps à partir des deux caméras à champ de vision étroit. K-means clustering adopté pour le modèle d'arrière-plan et le modèle d'apparence probabiliste pour identifier la personne effectuant une activité.	83% de précision moyenne pour toutes les activités	Oui	Reconnaissance de six activités : se promener, s'asseoir et regarder la télévision, préparer un ustensile, ranger l'ustensile, préparer des céréales et boire de l'eau.
Ueda et al. [77]	(1) La valeur caractéristique des données des capteurs extraites par intervalle de temps de 5 minutes qui est étiquetée (une vidéo enregistrée est utilisée comme vérité terrain pour étiqueter les données des capteurs à ultrasons et capteurs de puissance électrique en fonction du type d'activité). (1) SVM utilisé pour identifier les activités à l'aide des valeurs de fonction des données du capteur.	Précision de 85%	Oui	Reconnaissance de six activités différentes: regarder la télévision, prendre un repas, cuisiner, lire un livre, laver la vaisselle et autres.

Les algorithmes d'apprentissage supervisé, tels que SVM et KNN, sont les plus populaires. D'autres approches ont également été utilisées, notamment la logique floue, les réseaux de neurones artificiels (DCNN, réseau neuronal de reconnaissance de formes, longue mémoire à court terme, etc.), les méthodes statistiques (algorithme C4.5), les algorithmes d'apprentissage non supervisé (K-means) et les approches logiques (association d'un ensemble d'activités potentielles à la pièce où l'activité est généralement effectuée, etc.). La variété des techniques utilisées donne des résultats satisfaisants pour la détection des AVQs. En fait, certains articles évaluent l'efficacité de diverses stratégies dans leur

recherche pour déterminer laquelle est la plus efficace [80]. Ainsi, il est recommandé d'avoir testé plusieurs stratégies et algorithmes pour comparer les résultats afin d'obtenir les meilleurs résultats de détection des AVQs.

6.3. Participants, durée et lieu de la collecte des données

Il est crucial de bien identifier les critères d'inclusion des personnes impliquées dans l'étude, la durée pendant laquelle les données sont collectées et où les tests sont effectués. En effet, savoir si les participants sont jeunes ou âgés, si la population cible est hétérogène ou homogène, si les données sont collectées sur une période longue ou courte, si les données sont collectées au domicile habituel de la personne, dans un établissement médicalisé, dans une maison intelligente ou dans un laboratoire, peut aider à identifier les avantages et les inconvénients de chaque système proposé en termes de matériel et améliorer la robustesse du système de suivi proposé en termes de logiciel.

Seules treize publications comprenaient des données relatives à l'âge des participants. Comme le montre le tableau 6, trois recherches incluaient des adultes âgés de 20 à 57 ans, tandis que dix autres études incluaient des adultes de plus de 65 ans. Quelques recherches [66-68] incluaient des participants ayant des problèmes de santé, mais la majorité des participants étaient en bonne santé. Le nombre de participants variait de 1 participant dans [63,65,67,78,81-83] à 43 participants dans [62]. Dans plusieurs enquêtes, le sexe des sujets n'a pas été précisé. Comme le montre le tableau 6, seuls quatorze articles mentionnent le sexe des participants. Le temps de collecte des données variait de quelques échantillons prélevés pendant une courte période [71-74,76,78,79,81,82,84] à deux ans [66]. Les données ont été recueillies sur différents lieux comme les appartements des participants [35,62,67-70,76,80,83,84,86-88], les résidences pour personnes âgées [64], les communautés d'aide à la vie autonome [68] et les maisons intelligentes utilisées dans la recherche [63,65,66,71-74,77-79,81,82,].

Tableau 6. Participants, durée et lieu de la collecte des données.

Source	Nombre de participants	Durée de la collecte des données	Genre	Âge	État de santé des participants	Type de maison où l'essai a été effectué
Huynh et al. [62]	43	6 mois	19 hommes, 24 femmes	Âge moyen 77,59 et écart-type 7,65	Aucune donnée disponible	Appartement
Barsocchi et al. [63]	1	10 jours	Une femme	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Site d'essai GIRAFFPLUS
Lussier et al. [64]	3	1 mois	Une femme, deux hommes	(1) Femme de 91 ans (2) Homme de 49 ans (3) Homme de 87 ans	De nombreux problèmes de santé pour chaque personne	(1) Domicile des bénéficiaires de soins (2) Logement à loyer modique (3) Résidence pour personnes âgées
Gochoo et al. [65]	1	21 mois	Une femme	Aucune donnée disponible	Personne en bonne santé,	Laboratoire maison intelligente
Dawadi et al. [66]	18	2 ans	5 femmes, 13 hommes	(M = 84,71, ET = 5,24, intervalle 73-92)	Cognitivement sain (N = 7), à risque de difficultés cognitives (N = 6) et rencontre des difficultés cognitives (N = 5)	Laboratoire maison intelligente

Kenfack Ngankam et al. [67]	1	6 semaines	Une femme	78 ans	Déficience cognitive modérée	Appartement
Pinard et al. [68]	3	6 mois	Trois hommes	Les âges varient de 39 à 57 ans	Traumatisme crânien grave	Appartement individuel dans une résidence avec services de soutien
Pirzada et al. [71]	2	14 jours	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Appartement
Ghosh et al. [72]	10	100 échantillons pour chacun	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Laboratoire maison intelligente
Seint et al. [73]	Aucune donnée disponible	10 séquences	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Laboratoire maison intelligente
Park et al. [79]	5	Chaque personne fait cinq répétitions par activité en deux séances	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Laboratoire maison intelligente
Cippitelli et al. [74]	35	48 séquences	Aucune donnée disponible	22 – 38 ans	Aucune donnée disponible	Laboratoire maison intelligente
Vuegen et al. [76]	2	Plusieurs échantillons de 10 activités différentes	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Appartement
Rebeen et al. [80]	2	(1) 14 jours (2) 22 jours	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Appartement
Ueda et al. [77]	2	3 jours	Un homme	Dans la vingtaine	Aucune donnée disponible	Laboratoire maison intelligente
Belley et al. [78]	1	10 tests consécutifs pour différentes séquences de tâches sélectionnées	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Laboratoire maison intelligente
Fortin-Simard et al. [81]	1	Cinq AVQs différentes réalisées 25 fois	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Laboratoire maison intelligente
Fortin-Simard et al. [82]	1	Cinq AVQs différentes réalisées 25 fois	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Laboratoire maison intelligente
Yunfei et al. [83]	4	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Appartement
Tsang et al. [84]	1	Différents échantillons	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Appartement
Charlon et al. [71]	9	Utilisation de la semelle intelligente pendant une demi-heure pour chaque participant	Six hommes, trois femmes	L'âge moyen était de 70,1 ans (65 à 75 ans)	sain	Laboratoire maison intelligente

Goonawardene et al. [69]	43	6 mois	19 hommes, 24 femmes	Âge moyen 77,59 et écart-type 7,65	Aucune donnée disponible	Appartement
Martinez et al. [86]	7	7 jours	5 femmes et 2 hommes	Âge entre 60 et 75	Personnes âgées sans problème cognitif et moteur	Appartement
Walsh et al. [87]	13	28 jours	6 femmes et 7 hommes	Âge entre 60 et 88	Aucune donnée disponible	Appartement
Petersen et al. [70]	34	5 jours	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Aucune donnée disponible	Appartement
Sanchez et al. [88]	8	4 mois	6 femmes et 2 hommes	Âge entre 60 et 85	Personnes âgées sans problème cognitif et moteur	Appartement
Austin et al. [35]	16	Jusqu'à 8 mois	13 femmes et 3 hommes	Âge moyen 71.0 et écart-type 6.3 ans	Aucune donnée disponible	Appartement

On constate que peu d'études ont réalisées la collecte de données dans l'environnement réel des personnes âgées sur une longue période. Nous avons souhaité, dans nos expérimentations, déployer notre système en environnement réel comme nous le verrons au chapitre 2.

7. Exemples de systèmes de surveillance

7.1. Prototypes de recherche

7.1.1. Approche par capteur non portable

7.1.1.1. Approche par capteur binaire

Huynh et al. [62] proposent un système composé de deux types de capteurs binaires : (1) un capteur infrarouge passif (PIR) dans chaque pièce et (2) un interrupteur de contact fixé à la porte principale pour détecter la solitude et la dépression des personnes âgées vivant à domicile. Après un véritable déploiement du système dans 50 appartements de personnes âgées vivant seules, l'analyse des données des capteurs a été réalisée sur 6 mois pour suivre la mobilité à domicile et les sorties du domicile. La solitude sociale et la solitude émotionnelle des participants ont également été évaluées à l'aide de la version à 11 éléments de l'échelle de solitude de De Jong Gierveld [32]. La dépression a été évaluée à l'aide de l'échelle de dépression gériatrique, version à 15 questions [91]. Les données de l'enquête confirment que les personnes âgées vivant seules sont exposées à un risque considérable de solitude et de dépression. L'étude montre également que, sur la base du ratio de temps passé à l'intérieur et à l'extérieur de l'appartement, l'algorithme peut identifier les personnes qui peuvent ressentir une tristesse et une solitude importantes. Selon les résultats expérimentaux, les personnes âgées qui ont des problèmes de dépression ou de solitude graves ou modérés peuvent être identifiées avec une précision de 62,5% et une sensibilité de 83,33%.

En gardant une trace des AVQs des résidents, Pirzada et al. [71] suggèrent un système qui peut détecter les problèmes avant qu'ils ne deviennent graves. Leurs recherches s'appuient sur des données du Massachusetts Institute of Technology (MIT), qui ont été recueillies sur une période de deux semaines en utilisant plus de 80 interrupteurs de contact installés dans deux logements. Les capteurs ont été mis en place sur les objets utilisés tous les jours, y compris le réfrigérateur, la cafetière et les armoires. L'algorithme a été alimenté par des AVQs annotées fournies par la base de données du MIT comme préparer des repas et partir au travail. Le système générait des alertes et envoyait des SMS ou

appelait le membre de la famille ou le gardien à la suite de la découverte d'une activité inhabituelle à l'aide de l'algorithme des k-plus proches voisins (KNN). Une interface utilisateur interactive a été développée pour afficher les détails du compte utilisateur, les notifications, les statistiques utilisateurs et des détails personnels.

Dawadi et al. [66] proposent une approche d'évaluation clinique à l'aide du comportement d'activité (CAAB : Clinical Assessment using Activity Behavior) pour modéliser le comportement quotidien d'un résident d'une maison intelligente et prédire les scores cliniques correspondants. Les données utilisées ont été recueillies sur une période de deux ans auprès de 18 maisons intelligentes dont les résidents avaient en moyenne 84,71 ans. De nombreux capteurs de mouvement et d'interrupteurs de contact ont été installés dans les maisons. Ils se concentrent sur une variété de tâches, à savoir, manger, cuisiner, se détendre, dormir, utiliser les toilettes, se déplacer dans la maison et maintenir la propreté personnelle. Sur la base d'une validation croisée, l'activité surveillée est détectée avec un taux de précision de 95%. Les résidents ont également suivi des tests cliniques, qui ont été effectués au début et à la fin de l'expérience : (1) la batterie de tests répétable pour l'évaluation de l'état neuropsychologique (RBANS), qui évalue la mobilité à l'aide d'une tâche chronométrée, et (2) la mesure de mobilité Time Up and Go (TUG), qui identifie et définit le déclin cognitif chez les personnes âgées. Les participants se lèvent d'une chaise, avancent de 10 pas, se retournent, reculent de 10 pas, puis s'assoient. Ensuite, le CAAB entraîne des algorithmes d'apprentissage automatique qui anticipent les scores cliniques à l'aide de variables statistiques qui reflètent la performance du résident dans l'activité quotidienne. La technique de régression à vecteur de support (RVS) a été utilisée pour déterminer les prédictions de score clinique faites par le CAAB. Les auteurs ont démontré qu'il existait des liens statistiquement significatifs entre les scores prédits par le CAAB et les scores RBANS et TUG du clinicien. Cette découverte implique qu'il est possible de prédire les scores cliniques à l'aide des données d'AVQs recueillies par des capteurs binaires.

Goonawardene et al. [69] proposent un système composé de deux types de capteurs binaires : un capteur infrarouge passif (PIR) dans chaque pièce et un interrupteur de contact fixé à la porte principale pour détecter la solitude et la dépression des personnes âgées vivant à domicile. Après un véritable déploiement du système dans 46 appartements de personnes âgées vivant seules, l'analyse des données des capteurs a été réalisée sur 7 mois pour suivre le sommeil, le comportement des sorties de la maison, les passages aux toilettes, le temps passé dans le salon, le niveau d'activité dans la cuisine. La tranche d'âge des personnes âgées allait de 60 à 91 ans, 27 participants étaient des femmes et 19 étaient des hommes. Dans cette étude, l'isolement social a été mesuré comme une combinaison de trois facteurs : (1) l'absence relative d'un réseau social, comprenant à la fois la famille et les amis en utilisant LSNS ; (2) la solitude subjective en utilisant De Jong Gierveld Loneliness Scale [32] ; et (3) la participation à des activités sociales en déduisant un score sur leurs fonctions sociales à partir de la fréquence de participation des personnes âgées à quatre activités. Plus précisément, l'enquête comprenait des questions sur la fréquence à laquelle ils rencontraient des amis, rendaient visite à leur famille, participaient à des activités religieuses et prenaient leurs repas à l'extérieur. D'autres facteurs ont été étudiés comme la dépression gériatrique qui est mesurée à l'aide de l'échelle de dépression gériatrique à 15 éléments [91], la cognition à l'aide du score du test mental abrégé [92], la qualité subjective du sommeil à l'aide des éléments du Pittsburgh Sleep Quality Index [93] et l'autonomie dans l'exécution des activités de la vie quotidienne et des activités instrumentales de la vie quotidienne évaluées respectivement à l'aide du questionnaire de 'Katz' [94] et du questionnaire de 'Lawton et Brody' [95] (une description plus détaillée de ces questionnaires est présentée dans l'annexe 2). Des algorithmes ont été utilisés pour déduire les schémas comportementaux des

personnes âgées (temps passé dans le salon, niveau d'activité dans la cuisine, sommeil et sorties) à partir des lectures de capteurs. Ensuite, différents indicateurs comme le temps passé à l'extérieur de la maison, le nombre de siestes, etc. ont été déduites des données de capteurs pour déterminer la corrélation de ces indicateurs avec les informations extraites à partir des questionnaires présentés ci-dessus. L'étude montre que le temps moyen passé à l'extérieur est lié à la solitude sociale et non à la solitude émotionnelle et inversement corrélé à l'isolement social. De plus, les scores IADL et de qualité du sommeil (PSQI) ont montré une corrélation significative avec le score de solitude émotionnelle. Le temps moyen passé dans le salon était significativement lié au niveau de solitude émotionnelle perçu par les personnes âgées. Le GDS (échelle de dépression gériatrique) a montré une corrélation positive significative avec le score global d'isolement social.

Petersen et al. [70] proposent d'évaluer la solitude et l'activité physique en mesurant le temps passé hors de la maison. Le système est composé d'un capteur PIR installé dans chaque pièce et un interrupteur de contact placé sur le réfrigérateur et sur la porte principale de la maison. Le dispositif a été installé dans les maisons de 4 sujets suivis pendant 30 jours au sein de leur domicile. Pour recueillir des données de réalité sur le terrain, des caméras vidéo activées par le mouvement ont été installées au-dessus de la porte dans chaque pièce. Puis, ils ont évalué leur modèle en l'appliquant sur 34 personnes pendant 5 jours. Le système utilise un classifieur basé sur la régression logistique pour détecter les sorties de la maison avec une sensibilité de 0,939 et une spécificité de 0,975. Il montre que le temps passé à l'extérieur de la maison est négativement corrélé à la solitude, indiquant l'utilité du temps passé hors de la maison dans tout modèle discret de solitude, tel que mesuré par l'indice de solitude de l'UCLA. De plus, le temps passé à l'extérieur du domicile est positivement lié au score d'activité physique, tel que mesuré par l'indice de désengagement social de Berkman [96].

7.1.1.2. Approche par capteurs binaires et non binaires

Kenfack-Ngankam et al. [67] présentent un système d'assistance (NAS) qui aide les personnes âgées lors d'épisodes d'errance nocturne, diminue leur anxiété et les encourage à dormir. Pendant six semaines, l'appareil a été installé dans la maison d'une femme de 78 ans accompagnée d'un aidant professionnel. Plusieurs échelles ont été utilisées dans le cadre de l'étape initiale d'identification du profil du protocole expérimental comme l'échelle d'évaluation de la démence [97] (outil d'évaluation qui mesure la sévérité et le type de déficits cognitifs chez les personnes âgées présentant des signes de démence), l'évaluation cognitive de Montréal [98] (test utilisé pour détecter un léger déclin cognitif et les premiers signes de démence chez les personnes âgées), l'inventaire neuropsychiatrique [99] (outil d'évaluation clinique utilisé pour évaluer les symptômes neuropsychiatriques chez les patients atteints de troubles neurologiques, en particulier chez les patients atteints de démence), le GDS déjà présentée précédemment, l'échelle de Cornell [100] (questionnaire qui a été spécifiquement développé pour évaluer les signes et symptômes de la dépression majeure chez les patients déments) et l'enquête abrégée sur la santé à 36 éléments [101] (questionnaire qui permet d'évaluer la qualité de vie liée à la santé). Une description plus détaillée de ces questionnaires est présentée dans l'annexe 2. La deuxième étape a consisté à déterminer où placer les capteurs et à expliquer les caractéristiques du système à l'individu. Dans la troisième étape, 30 capteurs sans fil ont été installés dans toute la maison et les données ont été collectées pendant un total de 14 jours correspondant à une phase d'apprentissage. De nombreux capteurs, y compris des capteurs de contact, des capteurs PIR, des capteurs de pression, des débitmètres et des capteurs de puissance électrique, ont été utilisés. La phase d'accompagnement, qui a commencé à partir du 15^{ème} jour, a ensuite été réalisée en tenant compte du mode de vie de la personne suivie. L'aide à la déambulation nocturne est assurée par des lumières et des messages

vocaux. La méthode de partitionnement en K-means a été utilisée pour analyser les données. L'information recueillie a permis à l'aide de savoir exactement comment s'est déroulée la nuit de la personne. Cependant, il n'a pas été possible d'évaluer avec précision l'effet de l'aide sur le sommeil de la personne âgée, en raison du peu de données et de la brève période de l'expérience.

L'initiative Orthèse cognitive pour la cuisine (Cognitive Orthosis for Cooking : COOK) a été développée pour soutenir la préparation des repas pour les personnes ayant subi un traumatisme crânien grave (TCC) et pour accroître leur autonomie, selon Pinard et al. [68]. Il a été mis en place dans les appartements de trois participants, âgés de 39 à 57 ans et ayant un TCC grave depuis plus de dix ans. Les participants ont appris à utiliser COOK dans leur appartement au démarrage de l'installation, puis l'ont utilisé quotidiennement de manière autonome. Une application Web appelée COOK est installée sur une tablette et connectée à un poêle intelligent doté de plusieurs capteurs, notamment des capteurs de pression, un capteur de contact sur la porte du four et des capteurs infrarouges pour identifier les objets placés sur un brûleur. Le poêle intelligent dispose également de capteurs de puissance pour identifier quel brûleur est allumé et des capteurs infrarouges pour détecter une chaleur inhabituelle. COOK est également liée à un environnement intelligent. La maison est en effet équipée d'une variété de capteurs, dont des capteurs PIR, des capteurs de contact de porte et des débitmètres. Le système de sécurité d'auto-surveillance (SSS), qui surveille l'utilisation du poêle, avertit et éteint le poêle si un scénario à risque est détecté, et le module de soutien cognitif, qui accompagne la performance fonctionnelle lors de la préparation des repas, ont tous les deux été développés dans le cadre de ce projet. Après 6 mois d'utilisation, deux des trois utilisateurs étaient très satisfaits de l'appareil.

Une méthode de localisation indoor est suggérée par Barsocchi et al. [63] dans le cadre du projet européen GiraffPlus. GiraffPlus est un programme d'interaction sociale et de surveillance à long terme conçu pour maintenir l'autonomie qui a été lancé dans de nombreux sites de test à travers l'Europe. Plusieurs capteurs PIR installés dans les pièces principales, des capteurs de consommation d'électricité liés au four et à l'ordinateur, des capteurs d'utilisation de porte fixés à l'entrée principale et un capteur de pression placé sur le lit composent le dispositif testé. Les données recueillies par ces capteurs ont d'abord été filtrées puis traitées par l'algorithme « where is » ou WHIZ. WHIZ est un algorithme de localisation au niveau de la pièce développé par Barsocchi et al. [63]. En comparant la sortie de l'algorithme aux cahiers annotés par la personne surveillée, on peut voir que l'algorithme détermine avec précision la routine de l'utilisateur. En réalité, le suivi au niveau de la pièce sert d'étape initiale pour relier une liste d'activités potentielles à l'espace dans lequel l'activité est généralement effectuée (cuisiner/cuisine, manger/salle de séjour, hygiène/salle de bain, etc.). Les résultats de l'expérience indiquent une sensibilité de 81%.

Walsh et al. [87] proposent de déduire des paramètres de santé validés cliniquement à partir des données ambiantes de la maison. Le système est composé de plus de 100 capteurs ambiants (capteur PIR, capteur de contact, capteur d'interrupteur d'éclairage, capteur de température, capteur d'utilisation de l'eau et du poêle et capteur de luminosité). Les données, correspondant à 28 jours de collecte, ont été recueillies au cours de 4 périodes distinctes (juillet 2012, novembre 2012, février 2013 et novembre 2013) auprès de 13 participants, tous âgés de plus de 60 ans dont 6 étaient des femmes. Les activations des capteurs, le pourcentage de temps passé dans chaque pièce/emplacement, le nombre de transitions entre les emplacements, le nombre d'activations pour chaque capteur, la durée totale de l'activité et la durée totale de l'activité nocturne ont été combinées pour fournir une description des modèles de comportement de chaque résident. Les caractéristiques dérivées des données des capteurs ambiants se sont avérées significativement corrélées aux mesures de l'anxiété,

de la qualité du sommeil, de la dépression, de la solitude, de la cognition, de la qualité de vie et des compétences de vie autonome. Ces dernières ont été recueillies à l'aide du questionnaire de santé standardisé de HADS [102] qui est un instrument permettant de dépister les troubles anxieux et dépressifs chez les patients dans un contexte hospitalier, du PSQI [84] présenté précédemment, du CES-D [103] qui permet d'évaluer l'existence d'un syndrome dépressif et d'en évaluer la sévérité chez les adultes, du De Jong Gierveld, MoCA [98], SF-36 [101] présentés précédemment et de l'IADL (Instrumental Activities of Daily Living) qui est le questionnaire abrégé permettant une évaluation de la capacité d'une personne à effectuer les activités instrumentales de la vie quotidienne. Une description plus détaillée de ces questionnaires est présentée dans l'annexe 2. Par la suite, il a été démontré que l'analyse discriminante linéaire prédisait avec une grande précision les participants souffrant d'anxiété et de solitude accrue ($\geq 70\%$).

7.1.1.3. Approche par capteurs vidéo et audio

Un système de surveillance vidéo de la consommation de médicaments et du comportement alimentaire des patients âgés est suggéré par Seint et al. [73]. Le système étiquette et garde une trace de certaines parties du corps comme les mains, la tête et des objets comme les tasses, et ensuite il extrait les attributs qui servent d'entrées à un algorithme qui détermine les activités. Le système analyse également l'apport alimentaire à l'aide d'un apprentissage basé sur des règles et d'une méthode de comptage des occurrences et de la prise de médicaments à l'aide d'un modèle hybride PRNN-SVM (Pattern Recognition Neural Network). Lors de l'analyse de dix séquences vidéo, le taux de classification pour le modèle de prise de médicament était supérieur à 90% et pour le modèle de prise de repas supérieur à 95%.

Cippitelli et al. [74] présentent une solution d'identification automatique des actions « manger » et « boire » des personnes âgées à l'aide d'un système Kinect placé au plafond, qui fournit des flux de couleur et de profondeur. Pour déterminer l'orientation de la personne assise à la table, un algorithme d'orientation corporelle est utilisé. Après avoir filtré le nuage de points, l'algorithme SOM (Self Organizing Map) modélise le haut du corps (tête et mains). Enfin, le système peut évaluer l'action de boire en scrutant les objets sur la table, tels que le verre, en combinant la profondeur et les informations RVB dans le même cadre et en les cartographiant. En effet, le cadre de profondeur brut ne peut pas dire s'il y a des boissons et des plats sur la table. Le mouvement d'action de boire est effectué par 35 adolescents une demi-douzaine de fois, créant un total de 48 séquences. Avec un score de 98,3%, le système les catégorise correctement.

Vuegen et al. [76] suggèrent d'utiliser un réseau de capteurs acoustiques sans fil (Wireless Acoustic Sensor Network : WASN) pour identifier les AVQs des personnes âgées. Sept capteurs ont été installés dans différentes pièces de l'environnement domestique pour enregistrer l'activité. Chaque capteur est composé de trois microphones espacés linéairement. Dix comportements distincts, qui ont été effectués à plusieurs reprises par deux personnes dans l'espace de vie, ont été documentés. Il s'agit notamment de se brosser les dents, de faire la vaisselle, de s'habiller, de manger, de cuisiner, de mettre la table, de prendre une douche, de dormir, d'utiliser les toilettes et de se laver les mains. La MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients), est une technique d'extraction de caractéristiques populaire dans les applications de reconnaissance vocale, dont les données extraites sont traitées par la technique SVM pour classer les AVQs en utilisant la moyenne normalisée et la variance de chaque dimension MFCC. Les résultats montrent que la performance de classification de WASN sur les données acoustiques propres est de $75,3 \pm 4,3\%$. De plus, au cours de l'essai, un bruit artificiel a été

produit, et la performance de classification de WASN dans ce cas est, en moyenne, de 8,1% à 9,0% plus précise que les meilleurs résultats obtenus par un unique microphone.

7.1.2. Approche par capteur portable

Yunfei et al. [83] proposent une approche pour détecter les AVQs via un smartphone. Les AVQs sont identifiées en combinant les données de l'audio, du niveau de lumière environnant, des signaux Wi-Fi, du GPS et des fonctionnalités supplémentaires telles que le détecteur de pas. En comparant les caractéristiques audios brutes avec une base de données de fichiers audio qui correspondent à chaque type d'activité, une reconnaissance audio est obtenue (le son de l'eau courante indique des informations acoustiques spécifiques dans la cuisine). La méthode pour l'indicateur de localisation est la localisation basée sur le Wi-Fi fingerprinting. À l'aide des données RSSI (Received Signal Strength Indicator) provenant de différents points d'accès, une base de données d'« empreintes » Wi-Fi est créée afin d'anticiper la position de l'appareil mobile. Ensuite, un classifieur SVM est utilisé pour effectuer l'estimation de l'emplacement. Les taux de reconnaissance pour six AVQs (travailler sur un ordinateur de bureau dans la chambre à coucher, marcher, effectuer des tâches d'hygiène, cuisiner, manger et faire la vaisselle) sont supérieurs à 90%, selon les données recueillies dans quatre appartements.

ActiveLife est une méthode présentée par Tsang et al. [85] pour surveiller les AVQs effectuées à domicile par des patients atteints de déficience cognitive légère (DCL). L'appareil utilise un ensemble de trois types de capteurs qui sont embarqués sur la cuisse. Les capteurs sont un magnétomètre pour mesurer l'intensité du champ magnétique, un accéléromètre pour mesurer l'accélération linéaire et un gyroscope pour mesurer l'accélération angulaire. La combinaison des informations recueillies par les capteurs permet de calculer la direction de l'utilisateur, les caractéristiques du mouvement de transition et les postures de base (debout, assis et couché). Cela permet d'identifier cinq activités (dormir, regarder la télévision, aller aux toilettes, cuisiner et manger). Les activités de plein air sont incluses dans la catégorie « autres » activités. La méthode de classification des activités comporte deux étapes. Les données de l'accéléromètre et du gyroscope sont d'abord classées, à l'aide de SVM, en transitions (mouvement de marche) ou en activités (temps sans transition). La SVM est utilisée une fois de plus dans la deuxième étape pour classer la posture d'activité fondamentale. Le programme peut ensuite déterminer l'activité actuelle en examinant la direction et les caractéristiques du mouvement de transition. La classification des transitions et des activités est précise à 99,8%, et la classification des différentes postures est précise à 100%.

Sanchez et al. [88] proposent quatre modèles prédictifs pour déterminer le niveau de solitude pour chacun de ces 4 facteurs (crise familiale, conjugale, sociale et existentielle) en se concentrant sur les activités qui peuvent être surveillées à l'aide d'un smartphone. Les activités effectuées par les personnes âgées qui peuvent être surveillées sont les suivantes : l'utilisation du téléphone cellulaire, le nombre de sorties, le nombre d'activités effectuées à la maison et le temps passé à l'intérieur / à l'extérieur de la maison. L'expérience comprenait 12 personnes, trois hommes et neuf femmes âgés de 60 à 89 ans. La plupart d'entre elles avaient un ou une partenaire et souffraient de maladies comme le diabète ou l'hypertension artérielle. Une application mobile a été développée, mettant en œuvre les quatre modèles sélectionnés de chaque facteur de solitude (la solitude familiale, la solitude conjugale, la solitude sociale et la solitude liée à la crise existentielle.). Cette application mobile, appelée « ¡Vive! », était capable de suivre les activités de la personne âgée. Afin de développer les modèles les plus appropriés pour la prédiction de la solitude, une gamme d'algorithmes de classification a été évaluée.

Les algorithmes de classification utilisés étaient ZeroR (ZR), Naive Bayes (NB), Simple Logistic (SL), Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbor (KNN), AdaBoost (AB), OneR (OR) et J48 et Simple Cart (SC). Une technique de validation croisée à 10 blocs a été utilisée dans la mesure où il s'agit de la technique d'évaluation standard dans les situations où les données disponibles sont limitées. Le module de classification rassemble les données enregistrées une semaine plus tôt et prédit les quatre niveaux de solitude à l'aide des modèles prédictifs implémentés. À la fin de la semaine, l'échelle ESTE-R a été renseignée pour chaque participant afin d'obtenir leur niveau réel de solitude et ces résultats ont été comparés aux données obtenues par l'application mobile « ¡Vive! ». L'échelle ESTE-R proposé en [105], est un instrument composé de 34 questions qui considèrent différents aspects du concept de solitude. Il se concentre sur quatre facteurs : la solitude familiale, la solitude conjugale, la solitude sociale et la solitude de crise existentielle. L'application mobile montre une précision de 91,67% pour la solitude familiale, une précision de 83,34% pour la solitude conjugale, une précision de 66,67% pour la solitude sociale, et une précision de 83,34% pour la solitude de crise existentielle.

7.1.3. Approche hybride avec capteurs portables et non portables

Park et al. [79] proposent une méthode pour reconnaître les AVQs en utilisant une combinaison de vision par ordinateur multi-vues et de capteurs de type radio-identification (RFID). Deux caméras à champ de vision large (field-of-view : FOV) et deux caméras à FOV étroites, toutes deux synchronisées, composent le système de vision. Les caméras à FOV étroites se concentrent sur les tâches spécifiques que la personne effectue dans la cuisine, tandis que les caméras à FOV larges se concentrent sur la position de la personne dans l'espace. De plus, les AVQs peuvent impliquer plusieurs objets déplacés simultanément, de sorte qu'un modèle d'arrière-plan utilisant le clustering K-means a été adopté. Un modèle d'apparence probabiliste (PAM), qui reflète le teint des personnes, a également été utilisé pour résoudre le problème de plusieurs personnes présentes dans la maison intelligente et déterminer laquelle accomplit une tâche. Le système RFID se compose de plusieurs étiquettes RFID collées sur divers objets ainsi que d'un lecteur RFID portable (sous la forme d'un bracelet) à courte portée (portée de détection d'environ 10-15 cm). Le bracelet détecte, lorsque la main de l'utilisateur s'approche d'un objet étiqueté RFID et envoie les informations au système de reconnaissance d'activité, qui peut alors apprendre les modèles d'apparition de différents objets. Cinq personnes ont participé aux essais dans le but d'identifier six actions : se promener, s'asseoir et regarder la télévision, utiliser la vaisselle (plat, tasse, bol), ranger la vaisselle, manger des céréales et boire de l'eau. En deux séances, chaque personne effectue cinq répétitions de chaque exercice. Le résultat révèle une précision moyenne de reconnaissance des activités de 83%.

Martinez et al. [86] présentent un modèle prédictif pour la détection automatique de l'isolement social chez les personnes âgées. Le système est composé d'un téléphone portable et d'un certain nombre de capteurs PIR installés dans chaque pièce de la maison, du jardin et du garage. Le modèle prédictif a été mis en œuvre dans une application mobile qui surveille les communications (nombre d'appels familiaux entrants, durée moyenne des appels familiaux entrants, nombre d'appels entrants d'amis, durée moyenne des appels sortants à la famille, nombre de messages envoyés aux amis et nombre de messages reçus de la famille) et les activités de mobilité (le nombre d'endroits où les personnes âgées séjournent dans la journée et la durée du séjour dans chaque zone du foyer) effectués par une personne âgée. Le système tient également compte des aspects démographiques pertinents pour déterminer l'isolement social et, par conséquent, améliorer les résultats de la prédiction. Les données d'entraînement pour le modèle prédictif ont été obtenues auprès de 144 personnes âgées qui ont été

interrogées sur leurs interactions sociales pendant 30 jours. Les données obtenues dans les enquêtes ont été classées par l'algorithme J48. Le LSNS a été utilisé comme instrument psychologique pour obtenir le niveau d'isolement social des personnes âgées. La phase de test a été réalisée auprès d'un groupe expérimental (7 personnes âgées) et tous les niveaux d'isolement social détectés par l'application mobile étaient les mêmes que les résultats obtenus par Lubben Social Network Scale.

Comme indiqué précédemment, il existe différentes stratégies pour identifier les AVQs à l'aide de divers capteurs. Chaque système présente des avantages et des inconvénients. Le processus d'installation est compliqué et le coût du système augmente lorsque de nombreux capteurs sont utilisés, comme dans le cas de [71] qui utilise plus de 80 capteurs. De plus, les approches vidéo et audio recueillent beaucoup d'informations sur les personnes surveillées, mais elles restent la méthode la moins privilégiée pour identifier les AVQs en raison du non-respect de la vie privée. De plus, les utilisateurs plus âgés peuvent avoir du mal à accepter les capteurs portables. L'approche associant capteurs binaire et non binaire est donc la méthode la plus populaire et à privilégier pour identifier les AVQs chez les personnes âgées.

7.2. Produits commerciaux

Le dispositif de surveillance à domicile miMonitor [105] permet aux familles et aux professionnels de la santé de surveiller discrètement les proches et les patients à leur domicile. Le système est composé de plusieurs capteurs, notamment des détecteurs de mouvement pour surveiller les mouvements à l'intérieur de la maison, un interrupteur de contact pour détecter les ouvertures de porte, des prises intelligentes pour observer l'utilisation des appareils électriques comme la bouilloire et la télévision, et des caméras pour localiser les personnes. Afin de recevoir des notifications en temps réel d'événements tels que les avertissements de non-activité, les ouvertures de porte d'entrée, l'utilisation d'appareils branchés, etc., tous ces capteurs sont connectés via Wi-Fi et envoient des alertes et des notifications à l'application mobile miMonitor.

Un système de surveillance des activités, appelé Just Checking [106], aide les personnes atteintes de démence à rester chez elles le plus longtemps possible, donne aux familles la tranquillité d'esprit au sujet de leurs proches et aide les aidants à donner les soins appropriés au moment opportun. Cinq capteurs PIR, deux interrupteurs de contact et un concentrateur avec connexion mobile composent le système. Les données sont envoyées au concentrateur puis aux serveurs de l'entreprise. L'utilisateur peut se connecter au système pour visualiser les graphiques d'activité et recevoir des notifications en cas de problèmes.

Le système Canary Care [107] permet aux personnes âgées de rester chez elles plus longtemps tout en assurant le confort de leur famille. Le système se compose de capteurs sans fil positionnés dans toute la maison pour suivre divers comportements tels que les mouvements, les routines de repas et de prise de boisson, la consommation de médicaments et le sommeil. Le système surveille la température de la maison. Un concentrateur, un badge de visiteur, un interrupteur de contact et un capteur PIR complètent le système. En utilisant le badge de visiteur, il est possible de savoir qui est venu rendre visite. Le système permet de visualiser les données d'activité, définir des règles et envoyer des notifications par SMS et par courriel.

Kiwatch suggère un système de surveillance à distance pour les soins à domicile aux personnes âgées [108]. Pour rassurer leurs familles et leur faciliter le maintien à la maison, il utilise plusieurs caméras installées dans les pièces stratégiques (chambre, cuisine, salon et devant la porte principale). Leur

famille peut s’y connecter via leur téléphone à tout moment, n’importe où, grâce à un microphone et un haut-parleur intégré. Afin de surveiller les personnes âgées au cas où elles s’éloigneraient la nuit, les caméras sont dotées de LED infrarouges pour la vision nocturne. La technologie peut également avertir les proches en cas de comportement inhabituel, comme une chute et des repas manqués (une alerte peut être déclenchée lorsqu’il n’y a pas de mouvement dans la cuisine à l’heure du déjeuner).

Allovie [109] est un système d’assistance à distance qui assure la sécurité des personnes âgées qui choisissent de rester autonomes à domicile. Le système est composé d’un médaillon porté autour du cou ou un bracelet qui déclenche une alerte lorsque la personne âgée appuie dessus, et d’une montre avec un système de déclenchement automatique en cas de chute. Un boîtier placé près du lit appelle le centre lorsque la personne âgée a besoin d’aide. Enfin, quatre capteurs PIR et un interrupteur de contact placés à des endroits stratégiques de la maison permettent de surveiller la personne âgée.

Rosie [110] est un réveil de rappel conçu dans le but d’améliorer l’indépendance et la sécurité des personnes âgées. Il s’agit d’un planificateur quotidien à commande vocale et d’une aide à la mémoire. Il convient aux tâches de routine qui doivent être accomplies à plusieurs reprises certains jours et à des moments particuliers, telles que la prise de médicaments, les repas ou la pratique des passe-temps favoris.

TruSense est un système de surveillance pour les personnes âgées [111]. Il est composé du concentrateur TruSense, d’un interrupteur de contact, d’un capteur débitmètre et de quatre capteurs de mouvement. Un certain nombre de problèmes peuvent être détectés grâce à l’étude des données des capteurs. Une notification est envoyée (1) lorsque la personne âgée passe un temps anormalement long dans une pièce qui peut indiquer une chute ou tout autre problème, (2) lorsque la personne âgée a quitté la maison, (3) lorsque la personne reste au lit plus longtemps que d’habitude le matin, (4) lorsque la température est anormale pour la personne vivant dans la maison ou qu’une fuite d’eau dans la salle de bain ou la cuisine est détectée. Enfin, une demande d’aide de l’équipe d’intervention d’urgence 24/24 heures de TruSense peut être faite.

Plusieurs solutions commerciales ont été suggérées pour suivre l’évolution du comportement des personnes âgées dans leur vie quotidienne. Comme ils permettent aux familles et aux professionnels de santé de surveiller et de suivre en permanence les patients et les proches à leur domicile, ces systèmes offrent une variété de fonctions comme indiqué ci-dessus. Mais chacun de ces dispositifs présentent certaines restrictions. En fait, certaines solutions commerciales, dont [108], mettent l’accent sur l’utilisation de caméras pour surveiller les personnes âgées. Cependant, comme nous l’avons déjà indiqué, cette stratégie n’est pas plébiscitée par ces dernières. En outre, un certain nombre de produits se concentrent sur des alertes de base, telles que [105] celles, qui avertit l’utilisateur lorsqu’il n’y a pas d’activité, ou [111], qui alerte l’utilisateur lorsqu’une personne âgée passe un temps anormalement long dans une pièce ou quitte la maison. Ils n’utilisent pas les données collectées pour identifier des AVQs plus complexes telles que prendre les repas, et ne sont pas en mesure d’identifier la dégradation de la mobilité. Enfin, ils n’utilisent pas les données collectées pour identifier les changements de comportement tels que l’isolement social, la solitude, la démence, etc.

8. Discussion

En analysant les résultats de la revue de littérature, les exigences de tels systèmes, les défis et les lacunes actuels, nous pouvons faire plusieurs constatations :

(1) Différents types de capteurs, des caméras aux capteurs PIR, sont utilisés afin d'identifier les AVQs. Bien que des résultats prometteurs aient été obtenus, il n'a pas été possible d'identifier une solution optimale pour reconnaître spécifiquement l'activité de prise de repas et la mobilité mais aussi la mise en relation avec un état d'isolement social. Dans la plupart des cas, la combinaison de plusieurs types de capteurs différents permet d'obtenir des résultats plus précis lors de la reconnaissance des AVQs. De plus, parce qu'ils portent atteinte à la vie privée, les capteurs intrusifs comme l'utilisation de caméras et de microphones n'est pas souhaitable.

(2) Diverses approches algorithmiques ont été utilisées pour identifier les AVQs. La grande majorité d'entre elles s'appuient sur un apprentissage automatique supervisé qui semble efficace. Cependant, cela implique de disposer de nombreuses données annotées. Or l'auto-annotation par l'utilisateur entraîne divers problèmes, notamment des omissions, des erreurs lors de l'ajout d'étiquettes particulières, etc. Certains systèmes, comme celui décrit dans [91], utilisent une caméra comme outil pour étiqueter les AVQs, ce qui reste problématique en termes de la violation de la vie privée de la personne participante.

(3) La majorité des données utilisées dans divers systèmes sont recueillies sur plusieurs jours dans un laboratoire ou dans un living lab avec des participants souvent composés de jeunes adultes. Bien que cette première étape soit nécessaire, elle n'est généralement pas suffisante. Étant donné que chaque individu a un rythme unique pour exécuter les AVQs, la collecte de données réelles au sein du domicile des personnes est essentielle car elle reflète le vrai comportement de la personne dans son environnement naturel sans perturbation de ses habitudes. De plus, comme la durée d'exécution des activités peut changer suivant l'état de santé de la personne, les systèmes doivent fonctionner en continu sur plusieurs semaines et non sur quelques heures/jours afin de disposer de données suffisantes pour une bonne détection des AVQs. Même si, pour la mise au point des algorithmes, il peut être utile de recruter des personnes jeunes, la validation finale doit être effectuée sur des personnes âgées qui ont un rythme de vie souvent spécifique y compris dans la réalisation des AVQs.

(4) Malgré des recherches approfondies sur la surveillance des AVQs chez les personnes âgées, peu de chercheurs, comme [87], ont utilisé l'identification des AVQs comme première étape pour identifier les personnes à risque de solitude et de dépression. À notre connaissance, aucun article ne recense l'utilisation de données liées à la mobilité et à la prise de repas pour identifier un risque potentiel d'isolement social.

(5) Malgré le fait qu'il existe une multitude d'échelles de mesure pour évaluer l'isolement social/la solitude, ces dernières présentent certaines limites. En effet, il est légitime de remettre en question la qualité et la pertinence des outils actuels, car ils ont été développés il y a plusieurs années et peuvent ne pas intégrer les nouveaux modes d'interaction et de communication (par exemple, les réseaux sociaux numériques, la messagerie instantanée, la visioconférence) [34]. De plus, ce sont généralement des questionnaires d'auto-évaluation fortement subjectifs. Enfin, les enquêtes fournissent des observations sporadiques à un instant t sur la situation d'une personne et peuvent donc n'identifier aucun problème dans la mesure où l'isolement social et la solitude peuvent être épisodiques chez certaines personnes.

(6) Les chercheurs s'efforcent d'identifier et de mettre en lumière divers problèmes médicaux, tels que la démence, la dépression, la qualité du sommeil, entre autres, en utilisant une variété d'échelles et de questionnaires spécifiquement conçus. Ces outils sont essentiels pour caractériser les symptômes, évaluer la gravité et suivre l'évolution des maladies. Dans le domaine de la détection des AVQs, certains chercheurs, comme Kenfack-Ngankam et al. [67], ont utilisé ces questionnaires dans un cadre

initial pour identifier les profils des personnes. Ces profils peuvent fournir des informations précieuses sur les capacités fonctionnelles des individus et servir de base pour évaluer les changements au fil du temps. Par ailleurs, ces questionnaires sont également utilisés comme référence pour comparer les résultats des différents algorithmes développés dans le but d'estimer automatiquement, à partir des caractéristiques extraites des AVQs, si une personne souffre ou non d'un problème de santé spécifique, comme c'est le cas dans l'étude de Sanchez et al. [88]. Cette approche permet aux chercheurs d'améliorer la précision et la fiabilité des systèmes de détection automatique des problèmes de santé à partir des AVQs. En combinant les données subjectives fournies par les questionnaires avec des techniques d'apprentissage automatique et des algorithmes sophistiqués, il est possible d'obtenir des outils de dépistage plus efficaces, ce qui peut avoir un impact significatif sur la prévention précoce, le diagnostic et la gestion des maladies.

Ainsi, l'approche que nous préconisons pour identifier les personnes âgées à risque d'isolement social à travers les AVQs (activités de mobilité et de prise de repas) est la suivante :

- Utiliser des capteurs PIR et des capteurs de contact pour la détection des AVQs.
- Installer ces capteurs dans les maisons des personnes âgées sur une période de temps suffisamment longue (3 mois minimum) afin de collecter des données réelles en continu.
- Implémenter des algorithmes d'apprentissage automatique pour détecter les AVQs et comparer les résultats obtenus.
- Faire remplir un formulaire par les personnes âgées qui contient différentes questions en lien avec leur comportement de mobilité, de prise de repas, et d'isolement social. Le choix s'est porté sur le LSNS car il est parmi les questionnaires les plus largement utilisés pour mesurer l'isolement social. De plus, il est conçu pour se concentrer spécifiquement sur les personnes âgées ce qui n'est pas le cas pour l'indice d'isolement social de Steptoe et Indice de réseau social Berkman-Syme. En outre, l'existence d'une version abrégée, le LSNS-6, réduit le temps nécessaire pour compléter le questionnaire. Cette réduction du temps d'administration allège la charge pour les participants et favorise ainsi une meilleure qualité de réponse [34]. Le formulaire, qui est présenté dans l'annexe 4 permet d'identifier globalement les habitudes de la personne en termes de mobilité et de prise de repas mais également d'identifier son niveau d'isolement social qui nous servira de référence pour la validation finale.
- Afin de mieux analyser le comportement des personnes surveillées, nous avons ajouté des questions sur la solitude évaluée à l'aide de DJGLS-6 car il se concentre sur la solitude subjective et objective.
- Evaluer l'indépendance dans l'exécution des activités de la vie quotidienne et des activités instrumentales de la vie quotidienne évaluées respectivement à l'aide du questionnaire de 'Katz' [94] et du questionnaire de 'Lawton et Brody' [95] (une description plus détaillée de ces deux derniers questionnaires est présentée dans l'annexe 2).
- Extraire différents indicateurs liés à la mobilité et à la prise de repas puis utiliser des algorithmes d'apprentissage automatique pour estimer automatiquement si une personne est à risque ou non d'isolement social et comparer avec le niveau de risque d'isolement social de référence identifié avec LSNS-6.

9. Conclusion

Nous avons défini dans ce chapitre la nécessité de détecter le risque d'isolement social chez les personnes âgées vivant seules ainsi que les approches actuelles mises en œuvre pour son évaluation.

Par la suite, nous avons présenté un résumé de l'état de l'art et des orientations potentielles pour la recherche et le développement dans le domaine des systèmes de surveillance qui ciblent en particulier l'activité de prise de repas (faire les courses, préparer des repas, prendre les repas et faire la vaisselle) et la mobilité (se déplacer à l'intérieur de la maison et sortir). Puis, nous avons montré les exigences nécessaires pour la création des systèmes de surveillance à destination des personnes âgées. Enfin, différents exemples de systèmes de surveillance ont été présentés, montrant les choix matériels et logiciels opérés.

Après avoir effectué une revue des publications entre 2010 et 2023, force est de constater que peu d'études ont porté sur la détection d'un risque d'isolement social chez les personnes âgées vivant seules à travers l'analyse des AVQs. Cependant, plusieurs algorithmes et méthodes ont été développés pour reconnaître les AVQs à l'aide d'une variété de capteurs (portable et non-portable) et de différentes approches algorithmiques (apprentissage supervisé ou non, logique floue, etc.). Ces travaux soulèvent toutefois diverses questions relatives aux besoins des utilisateurs, à la protection de la vie privée, à l'adoption du système et à l'efficacité des algorithmes proposés. Différents chercheurs utilisent des données recueillies dans un environnement de type laboratoire ou living lab en demandant à des jeunes participants d'effectuer des AVQs scénarisées. Bien que l'utilisation de capteurs qui respectent la vie privée de la personne surveillée soit l'approche idéale, certains systèmes ont inclus des caméras pour annoter les données qu'ils ont recueillies, comme [77]. Un algorithme d'apprentissage automatique nécessite également la collecte de nombreuses données avant de pouvoir être utilisé. Ce chapitre met en lumière ces problèmes ainsi que les différentes solutions proposées par les chercheurs et par les industriels.

Il existe deux méthodes pour déterminer le risque potentiel d'isolement social des aînés. La première est basée seulement sur une enquête de type auto-questionnaire, conçue à des fins de recherche pour évaluer l'isolement social. L'enquête ne donne qu'une observation discontinue sur le statut de l'individu car elle ne peut être réalisée fréquemment sur une courte période de temps. Les sondages sont auto-déclaratifs, ce qui les rend sujets à des biais. Finalement, l'enquête est utile mais pas suffisante. La deuxième stratégie est la surveillance technologique. La détection des AVQs a été améliorée par les progrès matériels et l'application de diverses méthodes d'apprentissage automatique. Par conséquent, le système fournit des données objectives, ce qui permet de recueillir divers renseignements importants et utiles qui peuvent être associés à l'isolement social, et permet une surveillance continue et sur le long terme du comportement des personnes âgées. Ceci nécessite l'utilisation de capteurs non intrusifs et bas coûts. Notre approche consiste à mettre en œuvre la deuxième stratégie en développant un système qui réponde aux besoins des utilisateurs. Ce système sera conçu pour détecter les AVQs des personnes âgées et extraire divers indicateurs liés à leur mobilité et à leur alimentation. Nous utiliserons ensuite ces informations pour évaluer leur niveau de risque d'isolement social. Les réponses aux questionnaires sur la mobilité et l'alimentation seront utilisées pour valider la pertinence de notre analyse automatique des AVQs, tandis que les réponses au LSNS-6 serviront de référence pour notre estimation du risque d'isolement social.

Dans le chapitre 2, nous allons présenter la démarche de conception/prototypage du système que nous avons mis en place et notre proposition d'architecture matérielle et logicielle pour la détection des AVQs.

Chapitre 2. Proposition d'une architecture matérielle et logicielle pour la détection des AVQs

1. Introduction

Dans le vaste domaine de la recherche et du développement technologique, la conception d'un système revêt une importance fondamentale pour la création de solutions novatrices et efficaces répondant aux besoins complexes de la société. La conception d'un système ne se résume pas à une simple étape préliminaire, mais représente le pilier sur lequel repose le succès et l'efficacité de toute solution envisagée. Elle implique une démarche méthodique et réfléchie, alliant planification, conception et intégration cohérente de composants interconnectés, dans le but de réaliser des objectifs spécifiques préalablement définis. Dans le contexte de la conception d'un système de détection des AVQs, cette approche méthodique est indispensable pour garantir son efficacité et sa fiabilité. Par ailleurs, le choix des composants logiciels et matériels revêt une importance capitale dans le processus de conception d'un tel système. Ces choix déterminent largement les performances, la fiabilité et la convivialité de l'ensemble. Les composants logiciels, tels que le logiciel domotique sélectionné, les algorithmes d'apprentissage automatique et les techniques de communication, influent directement sur la capacité du système à détecter et classifier les AVQs avec précision et robustesse. De manière similaire, les composants matériels, tels que les capteurs, les microcontrôleurs et les dispositifs de communication, fournissent les données brutes essentielles à l'analyse des activités et à la prise de décision du système. Ainsi, le choix judicieux de ces composants est essentiel pour assurer le bon fonctionnement et l'efficacité globale du système de détection des AVQs.

Dans ce chapitre, nous présentons la conception du système, en nous basant sur les spécifications à prendre en compte et détaillées dans le chapitre 1. À partir de ces spécifications, nous avons élaboré une architecture pour un système de surveillance, en justifiant rigoureusement les choix technologiques, tant au niveau logiciel que matériel.

2. Démarche de conception

Notre étude vise à proposer une solution technique, démontrer sa faisabilité et illustrer son opérationnalité en site protégé. Cette étude a été conduite avec la collaboration de la résidence autonomie de Lègue située dans la commune de Frouzins (31). Elle s'appuie sur l'expérience acquise lors de plusieurs études antérieures conduites par le LAAS-CNRS concernant la surveillance des personnes âgées, dépendantes ou handicapées (notamment les projets PROSAFE [112], HOMECARE [113], RESPECT [114] ou TELEPASS [115]).

Dans notre approche, la conception est par définition une branche "métier" de l'ingénierie des systèmes par définition. Son objectif principal est de spécifier et de faciliter la réutilisation de tout ou partie du système global. Il est donc essentiel qu'elle puisse se référer aux méthodes génériques fournies par les standards de l'ingénierie des systèmes. Dans cette optique, nous avons appuyé notre approche sur les recommandations de l'EIA-632 [116]. En effet, conformément aux consignes de l'EIA-632, il est essentiel de concevoir un modèle fonctionnel cohérent du système à développer. Après avoir vérifié les caractéristiques de la solution, nous choisissons les technologies requises pour créer un modèle physique afin de le valider et de l'améliorer.

De cette manière, nous présentons la méthode que nous avons suivie pour notre étude en mettant l'accent sur l'objectif de conception. Chaque phase de la conception implique la combinaison de

modèles, de langages et d'outils qui seront approfondis chaque fois que nécessaire lors de la présentation de l'approche.

Dans cet esprit, nous avons décidé de mettre en œuvre la stratégie suggérée par le cycle de vie d'un modèle en V (figure 3). Ce dernier propose en effet une méthode continue qui permet d'organiser les étapes intermédiaires de la vérification allant de la logique fonctionnelle aux décisions technologiques. La modélisation de notre système a été réalisée en SysML (Systems Modeling Language). Une fois la modélisation établie, nous présenterons les options technologiques retenues pour la conception physique du système.

Cette conception inclut :

- Les choix matériels : composants, capteurs, etc.
- L'aspect logiciel : logiciel domotique, techniques de communication, protocole d'application IoT, etc.

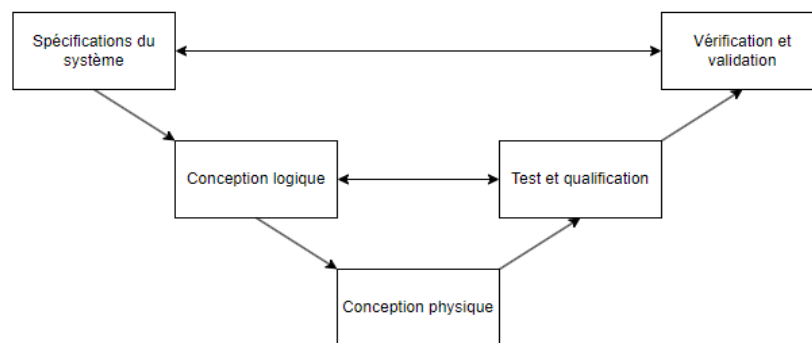


Figure 3. Cycle de développement du système.

3. Modélisation fonctionnelle

SysML (Systems Modeling Language) est un langage de modélisation généraliste utilisé pour décrire des systèmes complexes. C'est un ajout au langage UML (Unified Modeling Language) avec une spécialisation dans les applications pour l'ingénierie des systèmes. L'architecture, le comportement, les besoins et les caractéristiques des systèmes peuvent tous être représentés à l'aide de la syntaxe normalisée de SysML. Les systèmes traités par SysML peuvent inclure du matériel, des logiciels, des informations, des processus, du personnel et des installations. En ce qui nous concerne, nous utiliserons essentiellement trois diagrammes de description SysML :

- **Diagramme de contexte** : ce diagramme est utilisé pour représenter le contexte externe dans lequel un système donné opère. Il met en évidence : la fonction principale du système, le rôle des acteurs interagissant avec le système ou d'autres systèmes. L'acteur bénéficie, de manière observable, de l'utilisation du système et possède une autonomie de décision. Ainsi, tout dispositif « physique » passif est à exclure.
- **Diagramme de cas d'utilisation** : ce diagramme est utilisé pour montrer comment les utilisateurs, également appelés acteurs, interagissent avec le système. Une personne, une entreprise, un lieu, un système logiciel ou un dispositif matériel peuvent tous être des acteurs. Ce diagramme peut être utilisé pour fournir une compréhension de haut niveau des liens entre les acteurs et les systèmes, compréhensibles même par un public de non technicien.

- **Diagramme d'activité** : Une activité est un comportement déclenché par le système qui peut prendre différentes formes. On peut avec ce diagramme décrire et représenter les étapes nécessaires pour terminer une tâche. Les activités séquentielles, ramifiées ou simultanées sont modélisables. Ce type de diagramme SysML est utilisé pour décrire les comportements dynamiques d'un système.

3.1. Le Diagramme de contexte

Dans un premier temps, le système est représenté au sein de son environnement par un diagramme de contexte. Pour élaborer le diagramme de contexte du système, il est nécessaire de définir les fonctions techniques, d'élaborer un pré-inventaire des fonctions et d'énumérer les interactions de toutes les fonctions du système avec d'autres systèmes ou personnes.

3.1.1. Les fonctions techniques dans le système

La fonction générale de notre système est l'identification automatique des risques potentiels d'isolement social chez les personnes âgées. Les exigences de notre système sont les suivantes :

- Acquérir les données de chaque capteur dans la maison ;
- Identifier les AVQs de la personne surveillée ;
- Détecter le risque potentiel d'isolement social ;
- Fournir les résultats d'analyse de surveillance de la personne âgée ;
- Envoyer une alerte en cas de problème.

3.1.2. Les interactions avec d'autres systèmes, entités ou personnes

Le diagramme de contexte représenté sur la figure 4 fait apparaître 3 acteurs : la personne âgée, l'aide-soignant/famille et les capteurs. La fonction générale du système est l'identification automatique de risque potentiel d'isolement social chez les personnes âgées. Le système est multifonctionnel dans le sens où il implique plusieurs sous-fonctions, par exemple : la détection de la présence de la personne. Les messages échangés entre les acteurs et le système sont détaillés dans l'étape suivante traitant des cas d'utilisation.

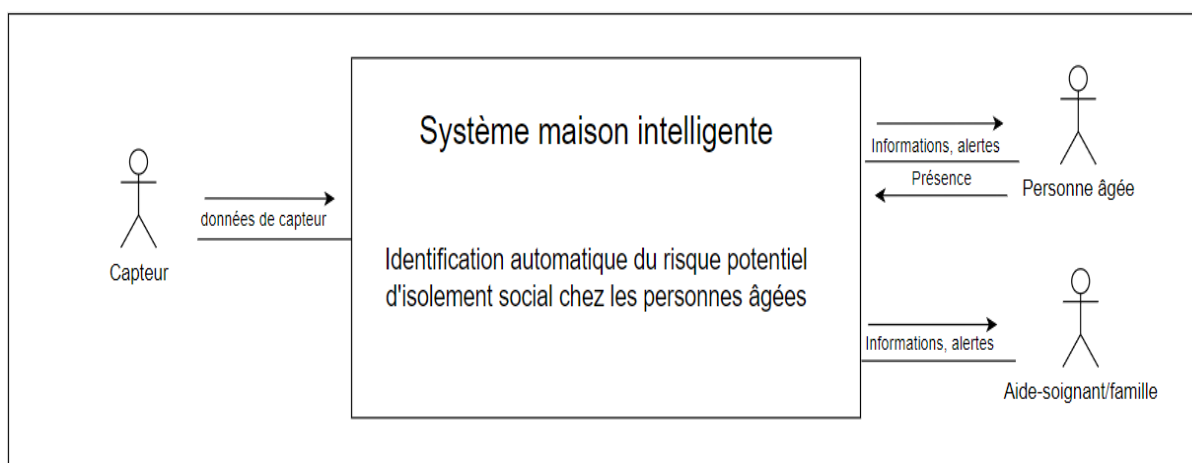


Figure 4. Diagramme de contexte du système maison intelligente.

Les acteurs retenus interagissent tous avec d'autres entités du système :

- La personne âgée qui interagit en :
 - Se déplaçant dans la maison.
 - Manipulant des objets dans la maison (le réfrigérateur, le placard, etc.).
- L'aide-soignant/famille interagit avec le système en :
 - Consultant les résultats d'analyse de surveillance de la personne âgée.
 - Recevant les alertes en cas de problème.
- Les capteurs interagissent avec le système en :
 - Fournissant diverses données en fonction du type du capteur.

3.2. Cas d'utilisation du système

Les cas d'utilisation ont pour rôle de décrire l'utilisation qui est faite du système par les acteurs pour atteindre un but.

Le système utilise des techniques d'apprentissage automatique afin de réaliser plusieurs tâches :

- Identifier les AVQs de la personne surveillée en privilégiant la détection de la prise de repas.
- Détecter le risque potentiel d'isolement social en se basant sur différents indicateurs de la mobilité et de la prise de repas, soit en utilisant les résultats des deux tâches précédentes.

L'ensemble des services du système est présenté dans le diagramme des cas d'utilisation de la figure 5. Le diagramme des cas d'utilisation sert à compléter et à classifier les fonctionnalités déjà illustrées dans le diagramme de contexte. Toutes les fonctionnalités doivent être représentées et ce, à partir des exigences fonctionnelles.

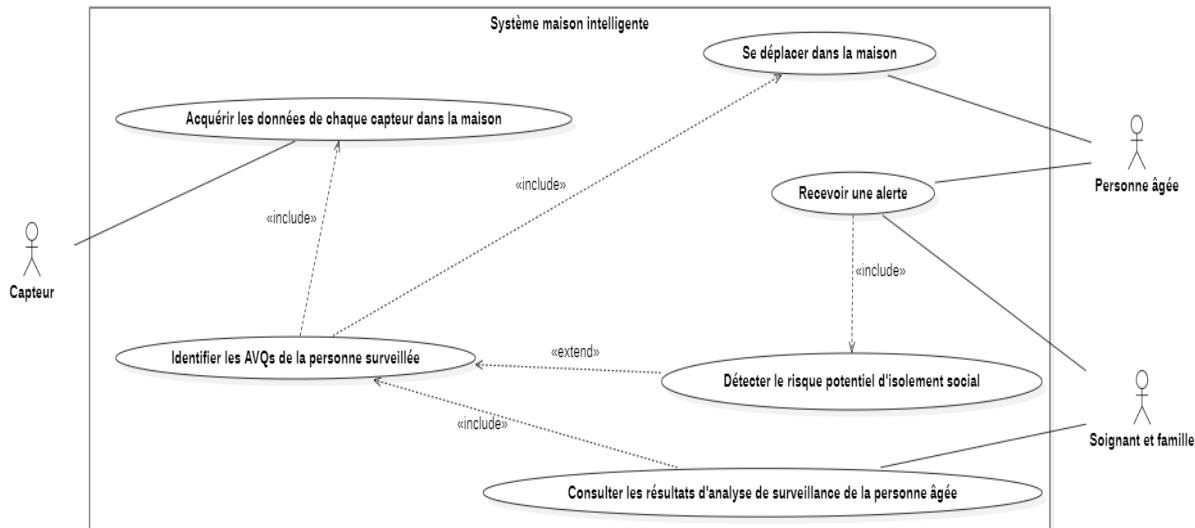


Figure 5. Diagramme des cas d'utilisation du système.

Les cas d'utilisation interviennent dans toutes les phases de l'étude, c'est à dire dans l'analyse, la conception, l'implémentation, les tests et le déploiement. Ils identifient les besoins de l'utilisateur, notamment ceux qui sont réellement critiques pour la réussite de l'étude, et aident à clarifier les circonstances d'utilisation du produit. En ce sens, ils permettent de construire un système adapté aux besoins des utilisateurs.

Les relations entre cas d'utilisation sont :

- Les relations « include » qui sont utilisées pour décrire une relation de dépendance entre deux cas d'utilisation. Lorsque le cas d'utilisation principal est appliqué, le cas d'utilisation « inclus » est également appliqué. Par exemple, pour consulter les résultats d'analyse du suivi de la personne âgée, il faut passer par l'identification des AVQs de cette personne.
- Les relations « extend » qui sont utilisées pour décrire une relation où un cas d'utilisation optionnel (cas d'utilisation « étendu ») peut être exécuté en fonction de certaines conditions qui se produisent dans le cas d'utilisation principal (cas d'utilisation « étendant »). Par exemple, on peut identifier les AVQs de la personne surveillée et on peut choisir de ne pas identifier son risque potentiel d'isolement social. D'où, la détection de risque potentiel d'isolement social est un cas optionnel par rapport au cas principal qui est l'identification d'AVQs de la personne surveillée.

Une relation entre un acteur et un cas d'utilisation suppose une interface de communication et d'échange d'informations entre l'acteur et le système.

La synthèse générale des cas d'utilisation est la suivante :

- **Identifier les AVQs de la personne surveillée** : l'identification des AVQs de la personne surveillée exploite les données des capteurs en se concentrant sur les activités liées à la prise de repas (préparer un repas, prendre un repas et laver la vaisselle).
- **Détecter le risque potentiel d'isolement social** : la modélisation de la détection de risque potentiel d'isolement social, exploite les résultats du cas d'utilisation précédent afin d'extraire des indicateurs liés à la prise de repas et à la mobilité, puis de définir un niveau de risque d'isolement social.
- **Fonctions élémentaires** :
 - Acquérir les données de chaque capteur
Le système collecte les données envoyées par les capteurs situés à différents endroits de la maison.
 - Fournir les résultats d'analyse de surveillance de la personne âgée.
Le système fournit à l'aide-soignant/famille les résultats d'analyse de surveillance de la personne âgée.
 - Envoyer une alerte.
Le système permet d'envoyer une alerte à l'aide-soignant/famille en cas de problème.

3.3. Diagramme d'activité

Un diagramme d'activité permet de modéliser un processus interactif, global ou partiel, pour un système donné. Il est donc particulièrement adapté à la modélisation du cheminement de flots de contrôle et de flots de données. Les flots de contrôle décrivent l'ordre dans lequel les instructions sont exécutées dans un programme informatique. Les flots de données désignent la circulation des informations à travers un système informatique ou un programme. Ils exposent les différentes étapes de création, de manipulation, de stockage et de transmission des données à travers les différentes composantes d'un système ou d'un programme. Le diagramme d'activité permet ainsi de représenter graphiquement le comportement d'une méthode ou le déroulement d'un cas d'utilisation. Il permet de représenter les étapes séquentielles, les décisions, les embranchements et les interactions entre différentes activités dans un ordre logique.

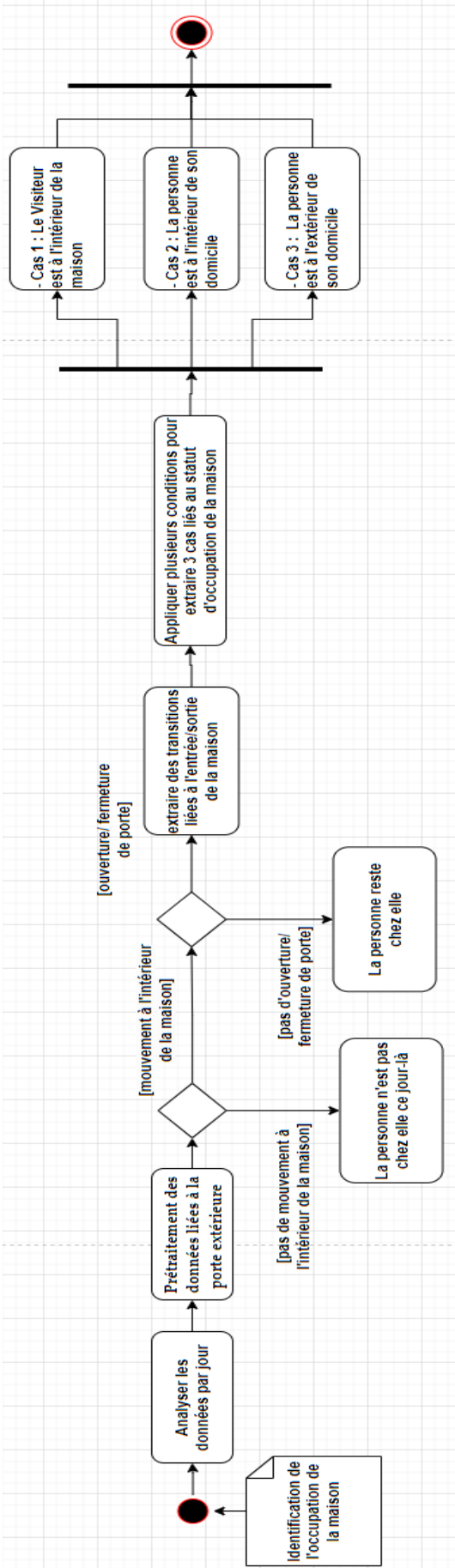


Figure 6. Diagramme d'activité de l'état d'occupation de la maison.

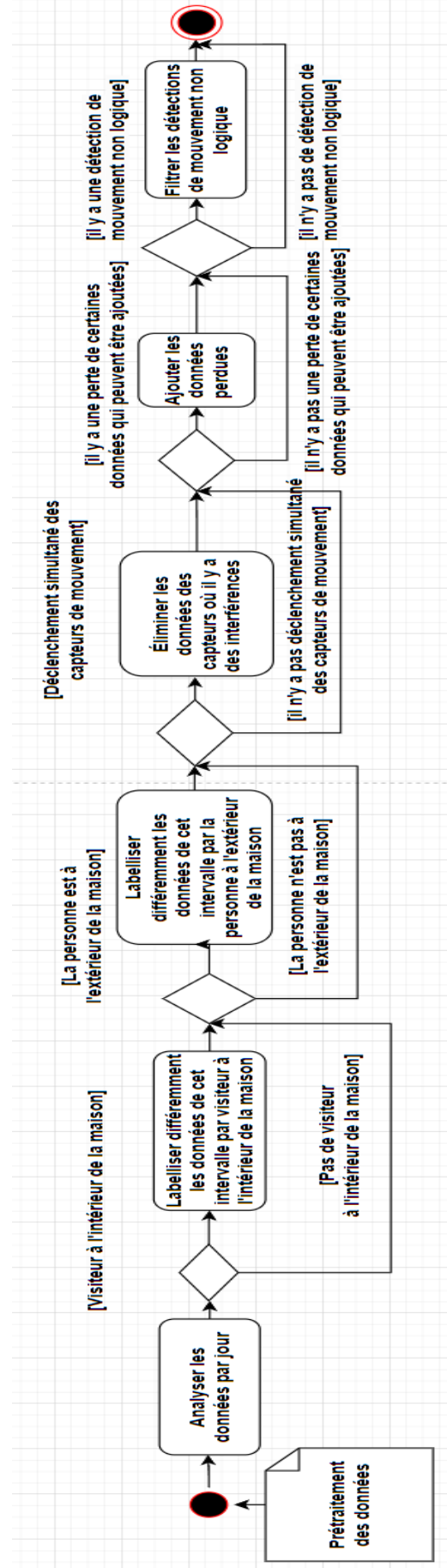


Figure 7. Diagramme d'activité du prétraitement des données.

Les figures 6 et 7 représentent deux diagrammes d'activité d'une partie de l'algorithme développé, qui sera détaillé dans le chapitre suivant. La figure 6 illustre les différentes étapes de l'algorithme de prétraitement des données. Cet algorithme est conçu pour prendre en entrée les données brutes et produire en sortie des données prétraitées, prêtes à être utilisées dans l'analyse ou le traitement ultérieur. La figure 7 illustre l'algorithme d'identification de l'occupation de la maison. Cet algorithme prend en entrée les données prétraitées et fournit en sortie trois cas liés à la situation de l'occupation de la maison : le visiteur est à l'intérieur de la maison, la personne est à l'intérieur de son domicile et la personne est à l'extérieur de son domicile.

En plus des diagrammes déjà présentés, un diagramme semble pertinent à mettre en place à savoir le diagramme entité-association. En effet, ce schéma est extrêmement bénéfique pour une représentation visuelle efficace des données et de leurs liens, ce qui facilite la compréhension, la communication et la mise en place de systèmes de bases de données performants.

3.4. Diagramme entité-association

Un diagramme entité-association (ER) est une représentation graphique utilisée dans le domaine de la conception de bases de données pour modéliser les entités et les relations entre elles. Il fait partie du processus de modélisation des données et aide à visualiser les structures de données d'un système. Les diagrammes ER sont largement utilisés dans le processus de conception de bases de données pour capturer les exigences de données et pour communiquer efficacement avec les développeurs et les utilisateurs finaux sur la structure des données d'un système. Dans la mesure où notre base de données contient plusieurs tables, le diagramme entité-association a été divisé en plusieurs parties pour faciliter la lecture. La figure 8 présente une partie du diagramme entité-association où le modèle de stockage des données par les différents capteurs répartis dans différentes maisons est illustré. La figure 9 montre une autre partie du diagramme entité-association où sont présentées les différentes tables liées à l'étape de classification d'AVQs. Le diagramme entité-association complet est présenté dans l'annexe 3.

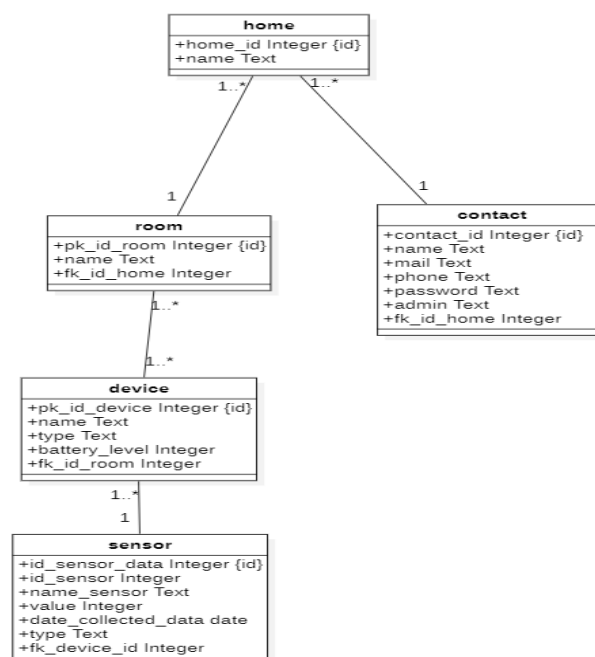


Figure 8. Diagramme entité-association de la partie collecte de données.

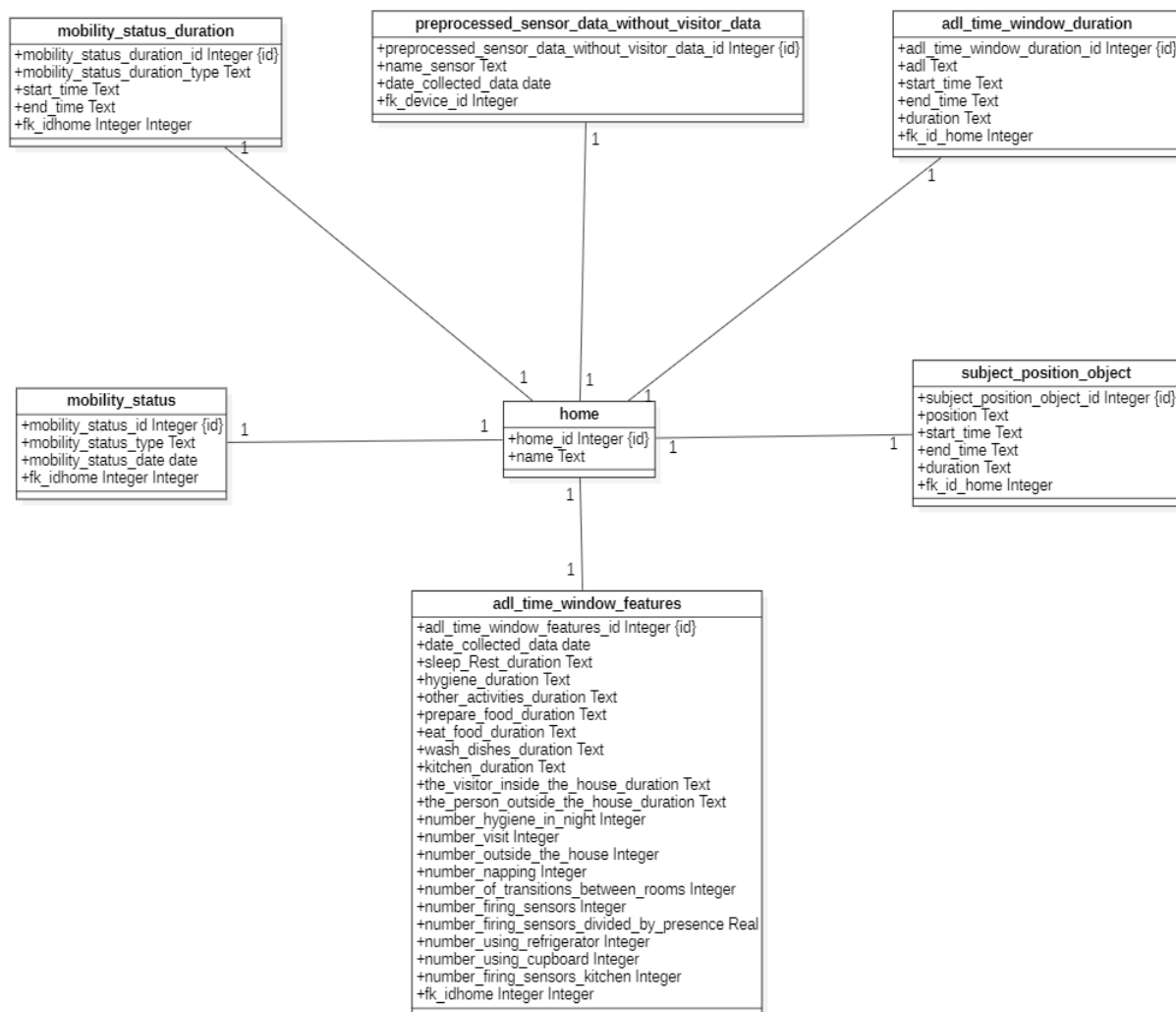


Figure 9. Diagramme entité-association de la partie identification des AVQs.

La démarche de conception qui a été présentée permet d'exprimer les exigences fonctionnelles de notre système et de définir l'architecture logique du système. Ainsi, ce travail permet à terme une réutilisation du modèle obtenu et facilite sa validation à chaque étape d'avancement de l'étude. Après la réalisation de la phase de conception avec SysML, les choix des technologies pour définir le modèle physique de notre système sont abordés.

4. Vue d'ensemble du système

4.1. Architecture du système

Dans cette partie, nous présentons le système que nous proposons afin d'identifier l'activité de prise de repas (faire les courses, préparer le repas, prendre le repas et laver la vaisselle) et la mobilité (se déplacer à l'intérieur de la maison et sortir du domicile).

Une vue d'ensemble de l'architecture du système est présentée dans la figure 10. Les principaux éléments technologiques du système sont les suivants : i) des capteurs répartis dans le domicile ; ii) un concentrateur (dongle) pour recevoir les données collectées par les capteurs sur un Raspberry Pi ; iii) un Raspberry Pi pour le stockage local et l'envoi des données à un serveur distant ; iv) un serveur

principal pour le stockage et l'analyse des données puis la diffusion des résultats obtenus ; et (v) une interface utilisateur accessible via un navigateur internet.

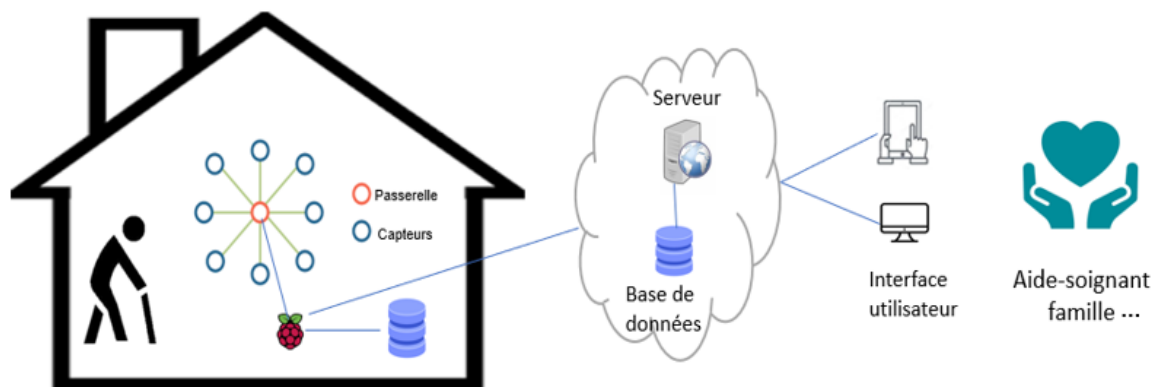


Figure 10. Synoptique général du système de surveillance proposé.

4.2. Conception du système

La sélection des capteurs utilisés dans le système répond aux exigences d'un environnement domestique et aux attentes des personnes âgées mentionnées au chapitre précédent : capteurs miniatures et sans fil, respectueux de la vie privée (pas de technologies basées sur la vision ou l'audio), peu intrusifs, simples à installer, ne nécessitant pas d'intervention des personnes âgées et autonome. Compte tenu de ces contraintes, nous avons sélectionné deux types de capteurs : des détecteurs de mouvement et des capteurs de contact. Chaque pièce de la maison est couverte par un détecteur de mouvement pour la détection de la présence avec l'ajout de trois détecteurs supplémentaires dédiés à la détection de l'activité de repas : un au-dessus de l'évier, un second au-dessus de la plaque de cuisson électrique et un dernier orienté vers la table ou l'endroit où la personne prend généralement ses repas. Les capteurs de contact sont installés sur la porte d'entrée, le réfrigérateur et le placard (contenant soit de la vaisselle soit des denrées alimentaires). En effet, nous avons réparti les capteurs dans toute la maison mais en se concentrant surtout sur la cuisine et le lieu où la personne prend généralement ses repas car ces objets comme la table de cuisine ou la plaque de cuisson permettent de détecter les AVQs liées à l'activité prise de repas : « préparer le repas », « prendre le repas » et « laver la vaisselle ». Nous avons également essayé d'optimiser le nombre de capteurs utilisés afin de réduire les coûts et de prouver qu'il était possible de détecter ces AVQs avec un nombre limité de capteurs.

Les données des capteurs sont transmises via un protocole de communication sans fil vers un Raspberry Pi. Les données envoyées par les capteurs sont collectées et stockées en local dans le Raspberry Pi qui les transfère vers un serveur distant. Étant donné que les capteurs sont facilement déployables dans des endroits spécifiques, comme mentionné ci-dessus, le système est indifférent au type de maison où il sera déployé. Une illustration d'une installation dans un logement type est présentée dans la figure 11. Elle représente la distribution type des capteurs au domicile d'une personne.

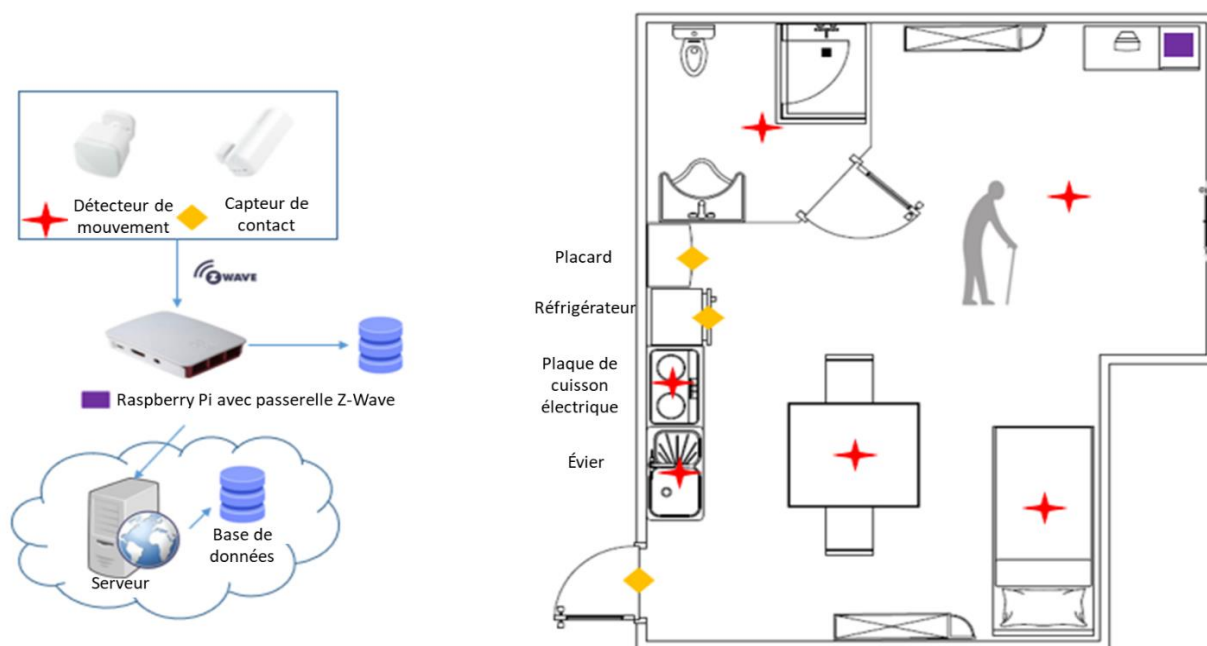


Figure 11. Exemple de distribution de capteurs au domicile d'un participant.

4.3. Choix du logiciel domotique

Le logiciel domotique est le « cerveau » de la maison. En effet, il est utilisé pour interconnecter tous les appareils, permettant ainsi la configuration de scénarios, routines, et d'avoir le contrôle sur eux.

Afin de choisir le bon logiciel domotique (le logiciel pouvant avoir un impact sur les choix technologiques des capteurs), nous avons pris en considération plusieurs critères afin d'en comparer plusieurs en open source en nous appuyant sur les travaux réalisés par Brian et al. [117]. Chacun de ces critères est noté entre 0 et 5 (5 étant la meilleure note) comme illustré dans le tableau 7.

Tableau 7. Comparaison entre les caractéristiques des différents logiciels domotiques open source [117].

Critères	Home Assistant	DomoticZ	OpenHAB	ioBroker
Popularité et activité de la communauté	5	3,3	3,75	3,3
Tarifcation pour formules d'assistance et compatibilité matérielle avec le système	2,3	3	2,6	2,3
Complexité de l'installation	3,5	4	3,5	2,5
Interface et expérience utilisateur	5	3,75	4	2
Sécurité et authentification	3,3	3,6	2,6	4,3
Extensions personnalisées et support	4,5	3,5	4,3	4,3
Performances du système	3	2,3	4,3	5
Qualité du logiciel	3,7	2,7	4	4,2
Note moyenne	3,78	3,4	3,53	3,48

Le logiciel domotique adoptée dans notre système est DomoticZ (figure 12). En effet, DomoticZ est un logiciel domotique open source populaire qui permet de contrôler et de surveiller divers appareils domestiques intelligents. Bien qu'il n'ait pas la meilleure note selon la comparaison présentée dans le tableau 7, DomoticZ possède plusieurs avantages par rapport à d'autres plateformes [118] :

1. Il possède une interface conviviale et est facile à installer et configurer, ce qui en fait un excellent choix pour les débutants.
2. Il a une communauté importante et active de développeurs et d'utilisateurs qui contribuent au logiciel, fournissent un support et créent des plug-ins et des modules complémentaires.
3. C'est un logiciel open-source, ce qui signifie qu'il est libre d'utilisation, et le code source est disponible pour les développeurs qui veulent le modifier ou l'améliorer.
4. Il prend en charge une large gamme d'appareils et de protocoles de communication, y compris Z-Wave, Zigbee et Wi-Fi, ce qui facilite l'intégration d'une grande variété d'appareils domestiques intelligents.
5. Il est hautement personnalisable, avec la possibilité de créer des scènes, des règles et des notifications personnalisées. Il prend également en charge les langages de script tels que Lua et Python, ce qui permet encore plus d'options de personnalisation.



Figure 12. Logiciel open source DomoticZ [119].

En utilisant un client MQTT (Message Queuing Telemetry Transport) natif comme indiqué dans la figure 13, DomoticZ peut publier des événements vers un broker MQTT extérieur de manière sécurisée (port 8883 du protocole MQTT) et avec une authentification spécifique pour chaque maison.

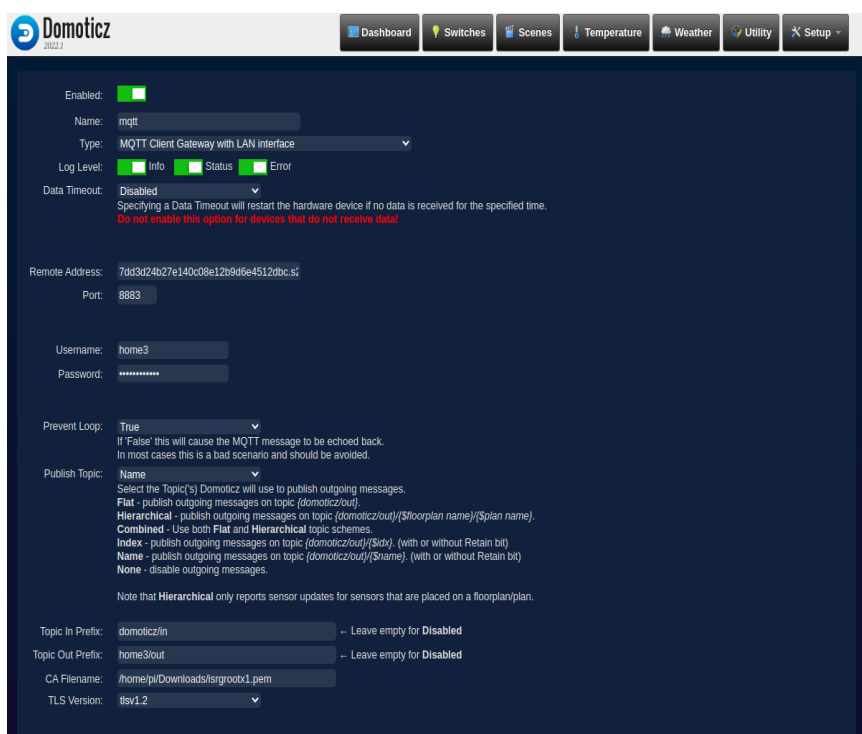


Figure 13. Configuration de MQTT dans DomoticZ.

4.4. Choix des technologies de communication sans fil

Les systèmes domotiques utilisent un certain nombre de protocoles de communication pour permettre à différents accessoires d'interagir entre eux. En fait, le choix du bon protocole sans fil dépend de divers facteurs tels que les appareils que l'on souhaite utiliser, la portée maximale et la fiabilité. Le tableau 8 représente quelques protocoles sans fil les plus couramment utilisés dans les maisons domotisées et leurs principaux paramètres techniques. Il existe d'autres protocoles mais peu utilisés ou en développement sur le marché tels que Thread, Matter, Chacon DiO 1.0, Somfy RTS, AJAX Jeweler [120].

Tableau 8. Paramètres techniques des technologies de communication sans fil couramment utilisées.

Techniques sans fil	Bande de spectre	Portée de transmission	Débit de données	Consommation électrique	Nombre de nœuds	Nombre de produits disponibles
Bluetooth à basse consommation	2,4 to 2,4835 GHz	Jusqu'à 40 mètres en intérieur	0,27 to 1,37 Mbit/s	10 à 500 mW	Illimité	Plus de 5 000
Wi-Fi	2,4/5 GHz	Jusqu'à 35 mètres en intérieur	De 600 à 9608 Mbit/s	100 à 500 mW	256	Plus de 50 000
Zigbee	868/915 MHz et 2,4 GHz	Jusqu'à 100 mètres en intérieur	250 kbit/s en 2,4 GHz, 20 kbit/s en 868 MHz, 40 kbit/s en 915 MHz	10 à 100 mW	65 000	Plus de 4 000
Z-Wave	908,42 MHz aux États-Unis et 868,42 MHz en Europe	Jusqu'à 100 mètres en intérieur	9,6 kbit/s, 40 kbps or 100 kbit/s	Il consomme 23mA en mode transmission.	232	Plus de 4 000
EnOcean	868 MHz en Europe, 902 MHz en Amérique du Nord et 928 MHz au Japon.	Jusqu'à 30 mètres	125 kbit/s	Non disponible	Non disponible	Plus de 5 000

Le protocole de communication adopté dans notre système entre les capteurs et le Raspberry Pi est Z-Wave. En effet, Z-Wave a été conçu principalement pour la domotique et l'automatisation des maisons connectées. Il a plusieurs avantages :

- **Maillage de réseau** : Les capteurs Z-Wave qui fonctionnent sur prise électrique intègrent un amplificateur de portée. En effet, Z-Wave assure une communication fiable en reconfirmant chaque message (communication bidirectionnelle) et chaque nœud alimenté par le secteur peut agir comme un répéteur pour d'autres nœuds (réseau maillé ou réseau dit « Mesh ») au cas où le récepteur ne se trouve pas à portée directe de l'émetteur [121].
- **Sécurité** : Z-Wave offre des fonctionnalités de sécurité avancées, y compris le chiffrement des données pour protéger les communications entre les appareils. En fait, Z-Wave utilise le chiffrement symétrique AES-128 (Advanced Encryption Standard avec une clé de 128 bits) pour sécuriser les communications entre les appareils [122].
- **Faible consommation d'énergie** : Les appareils Z-Wave sont conçus pour fonctionner avec une faible consommation d'énergie. Cela permet aux dispositifs de durer plus longtemps avec une seule pile.
- **Large gamme d'appareils** : Il existe une grande variété d'appareils Z-Wave disponibles sur le marché, allant des interrupteurs et des capteurs aux thermostats et aux serrures intelligentes.
- **Interopérabilité** : Z-Wave est conçu pour être compatible avec une large gamme de produits et de fabricants. Cela signifie que vous pouvez mélanger et assortir des appareils de différents fabricants qui prennent en charge Z-Wave, ce qui facilite la conception d'un système domotique personnalisé selon les besoins de l'utilisateur.

Il est préférable de placer le Raspberry Pi au centre de la maison afin de recevoir les données de tous les capteurs. Dans le cas où la maison est trop grande et sur plusieurs étages, l'amplificateur de portée est une solution afin que les données envoyées par les capteurs soient reçues par le Raspberry Pi.

La communication entre le Raspberry Pi et le serveur distant qui contient une base de données de sauvegarde se fait via Internet. Wi-Fi étant la technologie d'accès Internet la plus utilisée, le choix s'est porté sur cette technologie afin de connecter le Raspberry Pi à Internet. Disposer d'une box internet fait partie des critères d'inclusion des volontaires dans le cadre de l'étude menée lors de ces travaux de thèse.

4.5. Choix d'un protocole d'application IoT

Un protocole d'application est un protocole de communication qui définit des règles et des formats pour l'échange de données et l'interaction entre des applications ou des services. Ces protocoles permettent à divers systèmes logiciels de communiquer et d'interagir efficacement. Il existe plusieurs exemples de protocoles de communication comme HTTP, CoAP, MQTT, etc.

Afin de choisir le protocole le plus convenable de la couche application IoT, nous nous sommes basés sur une comparaison entre plusieurs protocoles réalisée par [123] et présentée dans le tableau 9.

Tableau 9. Comparaison des principaux protocoles de la couche application IOT [123].

Protocoles	MQTT	CoAP	XMPP	AMQP	DDS	HTTP
Type	léger M2M	Protocole de transfert Web	Client/ Serveur, Serveur/ Serveur	Messagerie middleware	M2M et appareil à appareil	Protocole Web standard
Protocole de communication	Publier/ S'abonner	Demande/ Réponse	Publier /S'abonner, Demande /Réponse	Point à point, publier / s'abonner	Publier/S'abonner et Demande/Réponse	Demande/ Réponse
Protocole de couche transport	TCP/IP	UDP IP	TCP/IP	TCP/IP	TCP IP et UDP/IP	TCP/IP
Sécurité	SSL/TLS	DTLS	SASL TLS	SSL/TLS SASL	TLS et DTLS	SSL/TLS
Qualité de service (QoS)	Fourni	fourni	Non fourni	fourni	fourni	N/A
Échange de données	Basé sur un broker	Basé sur un broker	Basé sur bus	Basé sur un broker	Basé sur bus	Client/serveur
En-tête et charge utile	Poids léger (taille minimale de l'en-tête : 2 octets) charge utile	En-tête 4 octets Charge utile $0 \leq 2^{16} - 1$	Communication textuelle (charge utile XML)	En-tête 8 octets Modèles de messagerie flexible Taille de paquets la plus petite : 60 octets	En-tête 8 octets, 6-24 octets Charge utile	En-tête quelques centaines à quelques kilos d'octets, charge utile dépend de la page à afficher

Le protocole de la couche application IoT adopté dans notre système entre les Raspberry Pi et le Serveur est MQTT. En effet, MQTT est un protocole de messagerie léger conçu pour l'Internet des

objets (IoT) et d'autres réseaux aux ressources limitées. Il a été développé à l'origine par IBM en 1999 et est depuis devenu un standard ouvert maintenu par le consortium OASIS [124].

MQTT est un protocole de type publication-abonnement qui permet aux appareils de communiquer de manière centralisée et asynchrone. Les appareils publient (PUBLISH) des messages vers un broker (serveur central), qui distribue ensuite ces messages à un ou plusieurs abonnés (SUBSCRIBE). MQTT est bien adapté aux applications IoT, car il permet aux appareils d'envoyer et de recevoir des données sans nécessiter de connexion point à point dédiée.

L'une des principales caractéristiques de MQTT est sa simplicité et sa légèreté. Le protocole est conçu pour être efficace et facile à mettre en œuvre sur des appareils avec une puissance de traitement, une mémoire et une bande passante limitée. Cela le rend bien adapté à une utilisation dans des appareils IoT tels que des capteurs, des actionneurs et d'autres appareils aux ressources limitées. De plus, le protocole prend en charge plusieurs niveaux de qualité de service (QoS), ce qui permet aux périphériques de contrôler la fiabilité et la rapidité de la livraison des messages. Il prend également en charge une gamme d'options d'authentification et de chiffrement, ce qui peut aider à assurer la sécurité et la confidentialité des communications IoT.

MQTT est devenu un choix populaire pour l'IoT et d'autres applications distribuées et est pris en charge par un large éventail de plateformes matérielles et logicielles comme DomoticZ.

Le format de paquet MQTT version 5.0, qui est la dernière version de MQTT, se compose des trois parties suivantes :

- En-tête fixe : composé du type de paquet, des indicateurs de paquet et de la longueur du paquet restant.
- En-tête variable : inclut des métadonnées spécifiques au type de paquet.
- Charge utile : données de charge utile spécifiques au type de paquet, par exemple, le message pour un paquet PUBLIER.

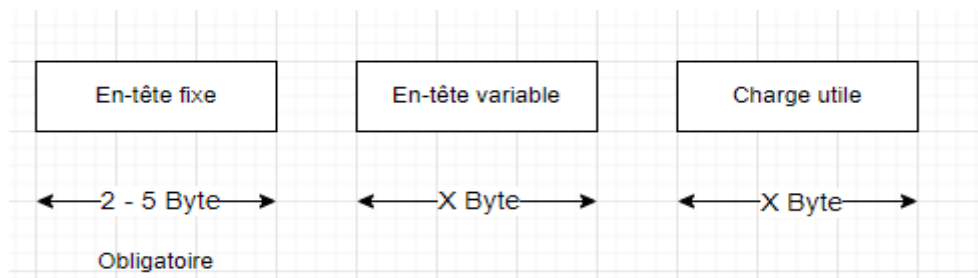


Figure 14. Structure des paquets MQTT.

La taille de l'en-tête fixe varie entre 2 et 5 octets. Pour l'en-tête variable et la charge utile, la taille est variable. Le protocole MQTT autorise les messages d'une taille maximale de 256 Mo [124].

4.6. Choix du système de gestion de la base de données

Un Système de Gestion de Base de Données (SGBD) est un logiciel conçu pour stocker, récupérer, ajouter, supprimer et modifier des données de manière efficace et sécurisée. Les SGBD jouent un rôle essentiel dans la gestion des données pour les applications informatiques, les entreprises et diverses autres organisations. Des interfaces spécifiques à l'application et un langage de base de données

adapté permettent les accès en écriture et en lecture ainsi que les fonctionnalités d'administration générales.

Parmi les SGBD les plus connus, on peut citer : MySQL, InfluxDB, SQLite, Oracle Database, Microsoft SQL Server, etc. Afin de choisir le SGBD le plus convenable pour notre système, une comparaison entre plusieurs logiciels réalisés par [125] est résumée dans le tableau 10. Seuls quelques exemples de SGBD les plus populaires ont été retenus.

Tableau 10. Comparaison des principaux SGBD [125].

Caractéristiques\BD	InfluxDB	MongoDB	MySQL	SQLite	Oracle	MariaDB	Microsoft SQL Server	Redis
Type de base de données	Temps réel	NoSQL	SQL	SQL	SQL	SQL	SQL	NoSQL
Licence	Open Source	Open Source	Open Source	Domaine public	Propriétaire	Open Source	Propriétaire	Open Source
Modèle de données	Temps séries	Document	Relationnel	Relationnel	Relationnel	Relationnel	Relationnel	Clé-valeur
Langage de requête	InfluxQL	MongoDB Query Language	SQL	SQL	SQL	SQL	SQL	Commandes Redis
Performances	Excellentes	Bonnes à excellentes	Bonnes à excellentes	Bonnes	Excellentes	Bonnes à excellentes	Bonnes à excellentes	Excellentes
Haute disponibilité	Oui	Oui	Oui	Non	Oui	Oui	Oui	Oui
Sécurité	Limitée	Bonne	Bonne	Bonne	Très bonne	Bonne	Bonne	Bonne
Coût de licence/soutien	Gratuit	Gratuit/payant	Gratuit/payant	Gratuit	Payant	Gratuit	Payant	Gratuit
Plateformes prises en charge	Multiplateforme	Multiplateforme	Multiplateforme	Multiplateforme	Multiplateforme	Multiplateforme	Windows/Linux	Multiplateforme
Communauté et support	Bonne	Grande communauté	Grande communauté	Bonne	Grande communauté	Grande communauté	Soutien solide	Grande communauté
Rang selon [125]	28	5	2	10	1	13	3	6

MySQL a été retenu car c'est celui qui répond à nos besoins. En effet, MySQL est une solution de base de données gratuite et open source, il possède un modèle de données relationnel, utilise SQL comme langage de requête, fait partie des systèmes les plus populaires, jouit d'une réputation pour ses bonnes performances en lecture et en écriture et est classé 1^{er} en tant que logiciel open source selon [125] (il est classé en 2^{ème} rang derrière Oracle selon [125] mais Oracle est un logiciel payant).

4.7. Application web

Compte tenu de la disponibilité et de la démocratisation de l'utilisation des ordinateurs et des tablettes, nous avons décidé de développer une application web pour la visualisation des données de surveillance. L'application peut être utilisée par l'aide-soignant, la famille ou un opérateur de téléassistance.

L'application a été développée en utilisant PHP comme Backend et Angular comme Frontend.

L'application web permet aux utilisateurs d'effectuer les opérations de base suivantes :

- Créer un compte ;
- Visualiser le plan de la maison ;
- Visualiser la répartition des capteurs dans les chambres ;
- Visualiser le résultat de l'analyse des données collectées par les capteurs.

L'interface graphique de l'application web a été adaptée pour une approche conviviale sans nécessiter de compétences particulières avec des indications visuelles et des animations pour guider l'utilisateur.

L'interface graphique est divisée en plusieurs pages pour simplifier l'utilisation de l'application. La figure 15 montre une page de l'application web.

Plus de détails quant aux différentes pages accessibles seront fournis au chapitre 4.

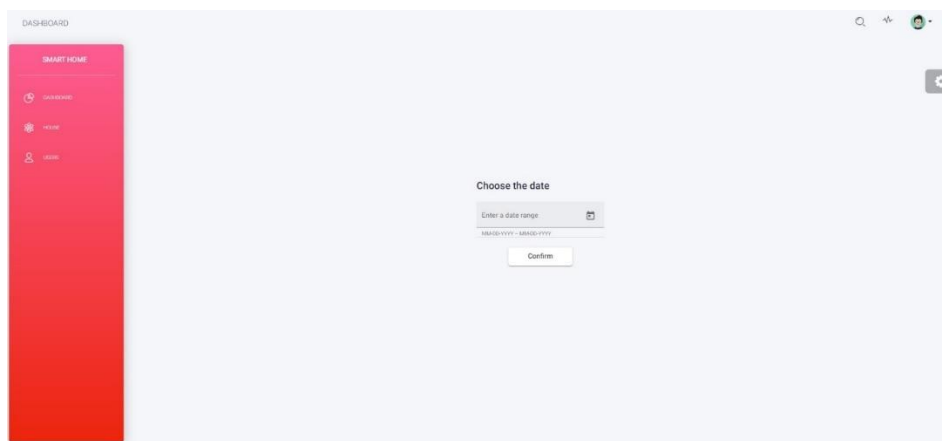


Figure 15. Application web du système.

4.8. Choix du matériel

Après avoir défini l'architecture globale, les détails techniques et de développement du sous-système comprenant les capteurs, le dongle et la Raspberry Pi sont décrits comme suit.

4.8.1. Capteurs

L'acquisition de données du système est réalisée par deux types de capteurs : le détecteur de mouvement (PIR) et le capteur de contact (contact magnétique).

4.8.1.1. Capteur de mouvement

Le détecteur de mouvement est un dispositif qui peut détecter le mouvement d'objets ou de personnes dans une zone spécifique. Il existe plusieurs types de capteurs de mouvement tels que les capteurs infrarouges PIR, les capteurs à ultrasons, les capteurs micro-onde et les capteurs d'image. Chaque capteur a ses propres caractéristiques comme indiqué dans le tableau 11.

Tableau 11. Comparaison entre les caractéristiques des différents capteurs.

Caractéristiques	Capteur micro-ondes	Capteur PIR	Capteur à ultrasons	Capteur d'image
Méthode de fonctionnement	Signaux micro-ondes de faible puissance	Changement de température	Ondes sonores à haute fréquence	Vidéo
Portée de détection	Large	Limitée	Limitée	Limitée
Consommation d'énergie	Moyenne	Faible	Moyenne	Elevée
Taux de fausses alarmes	Elevé	Faible	Faible	Faible
Coût	Elevé	Peu élevé	Elevé	Très élevé
Respect vie privée	Oui	Oui	Oui	Non

Le capteur PIR est le capteur retenu dans notre système. En effet, le capteur PIR détecte les mouvements ou les déplacements. Les capteurs PIR sont couramment utilisés dans les systèmes de sécurité, le contrôle de l'éclairage et les systèmes de gestion de l'énergie. Les PIR sont relativement simples et peu coûteux, et sont faciles à installer et à utiliser. Ils peuvent être utilisés en combinaison d'autres capteurs et dispositifs de contrôle pour créer des solutions personnalisées pour des applications spécifiques.

Afin de choisir le bon capteur PIR, une comparaison entre plusieurs capteurs PIR qui existent sur le marché est présentée dans le tableau 12.

Tableau 12. Comparaison entre les caractéristiques des différents capteurs de mouvement.

Capteur	Protocole	Alimentation	Durée de vie des piles	Sensibilité de détection de mouvement	Intervalle d'insensibilité aux mouvements après une détection	Champ de vision	Fonctions	Box domotique compatible	Prix
AEOTEC - DÉTECTEUR MULTIFONCTIONS 6 EN 1 MULTISENSOR Z-WAVE PLUS (GEN5)	Z-WAVE PLUS	Piles et adaptateur USB 5VDC	2 ans	3 à 5m	10 à 3600s	120°	Multifonctions : mouvements, température, humidité, luminosité, UV, vibration	FIBARO HC Lite JEEDOM ZIPABOX ZIBASE Pro ZIBASE Lite EEDOMUS MYFOX Home Wizard ORANGE HOMELIVE DOMOTICZ	65 € (*)
AEOTEC - DÉTECTEUR MULTIFONCTIONS 3 EN 1 Z-WAVE+ TRISENSOR	Z-WAVE PLUS	Pile CR123A 3V 1500mAh	1 an	7m	5-32767s	Non indiqué	Multifonctions : mouvements, température et luminosité	FIBARO HC ZIPABOX EEDOMUS Vera JEEDOM EEDOMUS DOMOTICZ HOMEY	50 € (*)
NYCE PIR NCZ-3041	ZigBee, HA1.2 Compliant	Pile CR2	5 ans	5m	20s, 40s, 1min, 3min, 5min	90°	Seul fonction	Smarthings, Zipato Telegesis Amazon	50 € (*)

Nodon PIR-2-1-01	EnOcean	Pile CR123A 3V	5 ans	5m	30s, 5min, 15min, 30min	120°	Seul fonction	Hestia Hiq home Homee IACONNETS JEEDOM OVERKIZ UBIANT HEMIS UBIWIZZ	60 € (*)
FIBARO DÉTECTEUR DE MOUVEMENT MULTIFONCTIONS	Z-Wave Plus	Pile CR123A 3,6VDC	2 ans	Entre 4 et 7m	6-32767s	Non indiqué	Multifonctions : Mouvements, température Luminosité Vibration	JEEDOM EEDOMUS ZIPABOX FIBARO HC ZIBASE VERA HOMEY DOMOTICZ	58 € (*)
XIAOMI AQARA - DÉTECTEUR DE MOUVEMENT	ZigBee	1 Pile CR2450	Non indiqué	7m	Non indiqué	170°	Seul fonction	JEEDOM EEDOMUS HOMEY	20 € (*)

(*) : Les prix sont obtenus à partir du site Domadoo : <https://www.domadoo.fr/fr/>

Nous avons retenu le capteur de mouvement Aeotec Trisensor car il permet de détecter un mouvement toutes les 5 secondes, valeur minimale parmi tous les capteurs (figure 16). En effet, nous avons mis l'accent sur le fait d'avoir un capteur qui détecte rapidement tout mouvement dans le temps afin de rater le moins de mouvements possible de la personne (si la personne bouge beaucoup dans un endroit et si un capteur détecte les mouvements toutes les 30 secondes, alors le capteur va détecter qu'elle a bougé une fois pendant 30 secondes, contrairement à notre choix de capteur qui va détecter 6 mouvements) et l'utiliser comme donnée d'entrée dans notre module d'analyse comportementale (nombre de mouvements par jour, etc.).



Figure 16. Détecteur de mouvement Aeotec Trisensor [126].

L'Aeotec Trisensor dispose de plusieurs paramètres de configuration. La plupart des paramètres sont laissés avec les valeurs par défaut. Seuls certains paramètres ont été configurés : le délai entre deux détections de mouvement (il est de 5 secondes dans notre cas qui est la valeur minimale), la sensibilité de détection de mouvement (c'est le paramètre qui permet d'éviter la détection de mouvements des

animaux) et enfin la couleur de la LED (Light Emitting Diode) quand il y a un mouvement (il est nécessaire de désactiver l'allumage de la LED pour ne pas déranger les personnes à chaque détection de mouvement).

4.8.1.2. Capteur de contact

Un capteur de contact est un interrupteur électromagnétique, ou contact magnétique, qui est activé par un champ magnétique. Lorsqu'un aimant est amené près du capteur, il crée un champ magnétique qui fait que les lames métalliques s'attirent et réduisent l'écart, ce qui entraîne la fermeture d'un circuit électrique et permet au courant de circuler à travers le commutateur. Lorsque l'aimant est retiré, les lames reviennent à leur position d'origine et le circuit est interrompu.

L'un des avantages de ces capteurs est leur simplicité et leur fiabilité. Ils sont relativement peu coûteux et peuvent être utilisés dans une large gamme d'applications.

Une limitation cependant est qu'ils sont sensibles aux champs magnétiques. Comme pour les capteurs de mouvement, plusieurs capteurs ont été comparés et un résumé est présenté dans le tableau 13.

Tableau 13. Comparaison entre les caractéristiques de différents interrupteurs à contact.

Capteurs	Protocole	Alimentation	Durée de vie des piles	Distance maximale entre le détecteur et l'aimant	Fonctions	Box domotique compatible	Prix
AEOTEC - ZWA008 CAPTEUR D'OUVERTURE DE PORTE DOOR/ WINDOW SENSOR 7	Z-WAVE plus	Batterie 1/2 AA	3 ans en supposant 5 événements ouverts et 5 événements fermés par jour avec les rapports de réveil désactivés	15mm	Seule fonction	ZIPABOX HomeCenter EEDOMUS Vera JEEDOM DOMOTICZ Homey	40€ (*)
Aeotec ZW112 - Door/ Window Sensor 6 – Capteur d'ouverture de porte ou fenêtre	Z-WAVE plus	Batterie Lithium rechargeable 3 .7 V, 500mAh	6 mois	22mm	Seule fonction	JEEDOM DOMOTICZ Homey FIBARO ZIPATO VERA ZIBASE	50€ (*)
EVERSPRING - MINI-DÉTECTEUR D'OUVERTURE SM810	Z-WAVE plus	2 piles Lithium 3.0V CR2450	1 an (si déclenchement 10 fois / jour)	Ouverture vers fermeture : 20mm Fermeture vers ouverture : 35mm	Multifonction : état d'ouverture/fermeture et état de la batterie	JEEDOM DOMOTICZ FIBARO VERA EEDOMUS	35€ (*)
-XIAOMI AQARA - MCGQ11LM DÉTECTEUR D'OUVERTURE PORTE/ FENÊTRE	ZIGBEE	Pile CR1632	Non indiqué	22mm	Seul fonction	JEEDOM DOMOTICZ HOMEY ZIPATO HOMEY	17€ (*)

ZIPATO DÉTECTEUR D'OUVERTURE ZIP-DS01Z	Z-WAVE plus	1 pile 3V CR2	Non indiqué	Non indiqué	Seul fonction	ZIPATO HOMEY	40€ (*)
Philio PST02-1C Z+ (Zipato PSM01 V2) – Détecteur 3 en 1 (ouverture, luminosité, température)	Z-WAVE plus	1 pile lithium 3V CR123A	Environ 2 ans	20 mm	Multifonction: ouverture, température, luminosité	ZIPABOX HomeCenter Vera ZIBASE EEDOMUS HomeLive JEEDOM DOMOTICZ	40€ (*)
FIBARO - FGDW- 002-3 DÉTECTEUR D'OUVERTURE Z-WAVE+ DOOR/WINDOW SENSOR 2	Z-WAVE plus	Pile ER14250 (1/2AA) 3,6VDC	Environ 2 ans	Non indiqué	Multifonction : ouverture, température	FIBARO EEDOMUS JEEDOM ZIPATO HOMEY VERA	50€ (*)
NODON DÉTECTEUR D'OUVERTURE SDO-2-1-05	ENOCEAN	Pile CR1216 en option pour utilisation en zone sombre	Autonomie 5 ans noir complet	>5mm	Seul fonction	JEEDOM EEDOMUS DOMOTICZ ZIPATO MYFOX	50€ (*)

(*) : Les prix sont obtenus à partir du site Domadoo : <https://www.domadoo.fr/fr/>

Nous avons retenu le capteur d'Aeotec door/window sensor 7 car il a un prix compétitif, utilise la communication Z-Wave et possède une grande autonomie de batterie (Figure 17).



Figure 17. Capteur de contact d'Aeotec door/window sensor 7 [127].

Le capteur de contact d'Aeotec door/window sensor 7 dispose de plusieurs paramètres de configuration comme le fait de le tester s'il est dans la zone de couverture ou non du réseau Z-Wave, etc. Pour notre cas, nous allons modifier seulement le paramètre d'activation de LED lors de la détection d'ouverture/fermeture de porte et conserver les autres paramètres par défaut.

4.8.2. Dongle Z-Wave

Un dongle est un petit élément matériel qui se connecte à un ordinateur ou à un autre appareil électronique pour fournir des fonctionnalités supplémentaires. Il s'agit généralement d'une clé qui se branche sur un port USB ou une autre interface. Un dongle Z-Wave est un petit périphérique USB qui peut être utilisé pour ajouter une communication sans fil Z-Wave à un ordinateur ou à un autre périphérique qui n'en dispose pas nativement.

Afin de choisir le bon dongle Z-Wave, le tableau 14 présente les caractéristiques techniques de plusieurs solutions du marché.

Tableau 14. Comparaison entre les caractéristiques des différents dongles qui existent sur le marché.

Dongle	Alimentation	Distance d'émission	Fonction	Fréquence	Box domotique compatible	Prix
Aeotec ZW090 « Z-Stick » GEN5 - Dongle USB adaptateur / contrôleur Z-Wave Plus - AEOTEC by AEON LABS (**)	USB 4,75 à 5,25VDC et Batterie rechargeable Lithium 3,7V, 100mAh	50m environ en intérieur	Contrôleur Z-Wave plus	Non indiqué	JEEDOM ZIBASE DOMOTICZ Indigo	52€ (*)
Vision ZU1401-5 Dongle USB contrôleur Z-Wave+	USB	Jusqu'à 100m en champ libre en extérieur (compter 20 m en intérieur avec des murs en béton)	Contrôleur Z-Wave Plus	868,42MHz	Somfy Box Tahoma JEEDOM DOMOTICZ	30€ (*)
Everspring SA413 - Clé "Dongle" USB Z-Wave+ (équivalent Sigma Design UZB)	4,75 - 5,25 V (via USB)	Jusqu'à 100m en champ libre (en extérieur et sans obstacle), 30m max. environ en intérieur (peut varier suivant de nombreux facteurs)	Contrôleur Z-Wave Plus	868,42 Mhz	JEEDOM DOMOTICZ HOMESEER IP SYMCON Embedded Automation (MCONTROL) 4HomeMedia CONTROLTHINK	30€ (*)
Z-Wave. Me UZB1 - Dongle Z-Wave Plus USB - (équivalent SIGMA DESIGNS UZB)	Via USB	Jusqu'à 40 m en intérieur et sans obstacle (peut varier suivant de nombreux facteurs)	Contrôleur Z-Wave+	868,42MHz	JEEDOM ZIBASE	35€ (*)
Z-Wave. Me RaZberry2 - Carte d'extension Z-Wave+ pour Raspberry Pi avec antenne améliorée	Via le connecteur GPIO du Raspberry Pi	Jusqu'à 200 m en champ libre (en extérieur et sans obstacle), 40m max. environ en intérieur (peut varier suivant de nombreux facteurs)	Contrôleur Z-Wave+	868,42 Mhz	JEEDOM DOMOTICZ	60€ (*)

(*) : Les prix sont obtenus à partir du site Domadoo : <https://www.domadoo.fr/fr/>

(**) : Ce dongle USB Z-Wave Aeotec ZW090 n'est actuellement pas compatible avec les Raspberry Pi 4 (problème de compatibilité avec la distribution Buster)

Le dongle retenu est l'Aeotec ZW090 (Figure 18) car il est recommandé par les avis d'utilisateurs sur le site Domotique store et pour sa compatibilité avec DomoticZ [128].



Figure 18. Dongle USB contrôleur Z-Wave Aeotec ZW090 "Z-Stick" GEN5 [129].

Le dongle USB contrôleur Z-Wave Aeotec ZW090 "Z-Stick" GEN5 dispose de plusieurs paramètres de configuration comme la possibilité de réinitialiser aux paramètres d'usine par défaut, etc. Pour notre cas, nous allons modifier seulement le paramètre d'activation de LED pour le positionner en mode éteint et conserver les autres paramètres par défaut.

4.8.3. Contrôleur domotique

Le contrôleur domotique est le centre de contrôle et de collecte des données du système.

Il exécute plusieurs tâches :

1. Réception des commandes de fonctionnement, incluant la recherche de capteurs (phase de découverte), connexion et déconnexion de capteurs (phase de connexion) via le dongle Z-Wave.
2. Après la connexion avec les capteurs, il envoie des commandes pour configurer les paramètres des capteurs via le dongle Z-Wave. Chaque capteur a ses propres paramètres.
3. Réception et collecte des données des capteurs.
4. Envoi de toutes les données collectées au serveur via MQTT.

Pour effectuer ces tâches, un Raspberry Pi a été sélectionné.

Le Raspberry Pi est en effet un ordinateur monocarte développé par la fondation Raspberry Pi. C'est une plateforme populaire pour la conception de projets électroniques (Figure 19).

Le Raspberry Pi 3b+ a été choisi car c'est le plus convenable en termes de CPU, RAM et nombres de ports USB et pour sa compatibilité avec le dongle utilisé. Le dongle USB Z-Wave Aeotec ZW090 n'était pas compatible avec le Raspberry Pi4 au moment de l'achat du matériel en 2020. En fait, il y a un problème de compatibilité avec la distribution Buster (Buster est le nom de code d'une version du système d'exploitation Raspberry Pi OS). Ce problème de compatibilité a depuis été résolu avec la version suivante du dongle USB Z-Wave Aeotec ZW090.



Figure 19. Raspberry Pi 3b+.

5. Conclusion

Nous avons décrit dans ce chapitre la démarche de conception/prototypage de notre système : nous avons présenté une description fonctionnelle du dispositif selon le formalisme SysML. De cette manière, une représentation des divers aspects du système a été réalisée, tels que la structure, le comportement, les exigences, etc. Cela offre une vision exhaustive et approfondie du système à développer. En outre, SysML offre une documentation organisée pour le système, en enregistrant les

choix de conception, les contraintes et les liens entre les éléments. Cela rend la gestion du système plus facile et facilite la transmission des connaissances. Ainsi, toute réutilisation en tout ou partie du système sera facilitée et toute modification sera envisageable en un temps raccourci.

Puis, nous avons détaillé nos choix logiciels et matériels permettant sa mise en œuvre en nous basant sur un comparatif selon divers critères. L'architecture matérielle et logicielle globale comprend des capteurs, un Raspberry Pi, un dongle Z-Wave et le logiciel domotique DomoticZ. Les capteurs sont installés judicieusement à divers endroits de la maison pour permettre l'acquisition des données relatives aux AVQs considérées. DomoticZ collecte toutes les données acquises par les capteurs via le dongle Z-Wave et les stocke en temps réel localement dans le Raspberry Pi et en même temps dans un serveur distant en utilisant le protocole d'application MQTT. C'est cette architecture que nous avons déployé au domicile des participants de l'étude et que nous présenterons dans le chapitre 4.

Dans le chapitre 3, nous allons détailler les différentes étapes de l'algorithme pour la classification de l'activité de prise de repas (courses, cuisine, manger et laver la vaisselle) et de la mobilité.

Chapitre 3. Identification des AVQs et du niveau de risque d'isolement social

1. Introduction

Pour être fonctionnellement autonome, les personnes âgées doivent être capables d'effectuer seules les AVQs, notamment manger, se laver, cuisiner, boire. Les échelles ADL et IADL vues dans le chapitre 1 permettent de coter cette autonomie. Par conséquent, l'automatisation du suivi et l'identification de ces AVQs est une étape cruciale pour observer le comportement et détecter des potentielles situations à risque d'un habitant dans son domicile de vie. La reconnaissance d'activité est un sujet difficile et largement étudié. Le choix des technologies mises en place et des modèles d'apprentissage automatique ainsi que le type d'habitat au sein duquel les informations sur l'activité sont collectées sont les principaux points de divergence entre les nombreuses approches illustrées dans la littérature.

Dans ce chapitre, la phase de prétraitement des données sera tout d'abord introduite. Puis, une partie sera dédiée aux algorithmes utilisés pour la détection des AVQs retenus dans le cadre de cette thèse (activité de repas et mobilité). Enfin, notre approche d'identification du niveau de risque d'isolement social chez les personnes âgées sera présentée.

Les exemples utilisés dans ce chapitre s'appuient sur les données de plusieurs personnes participant à notre étude comme indiqué dans l'annexe 5 et l'annexe 6. Certaines situations n'apparaissant que chez certaines personnes, nous avons choisi d'illustrer les approches proposées à partir des données provenant de plusieurs personnes plutôt que de nous concentrer sur une seule d'entre elles.

2. Description de notre approche

La figure 20 donne un aperçu de la démarche de classification des AVQs et l'estimation du niveau de risque d'isolement social. Notre démarche se décompose en 4 étapes. La première étape implique la collecte des données brutes via notre système de surveillance. La deuxième étape consiste à mettre en forme ces données. La troisième étape s'articule autour de la classification des AVQs en utilisant des algorithmes d'apprentissage non supervisé. Enfin, la dernière phase vise à évaluer le niveau de risque d'isolement social en croisant les indicateurs liés à la mobilité et à la prise de repas. Chaque étape est détaillée dans les paragraphes suivants.

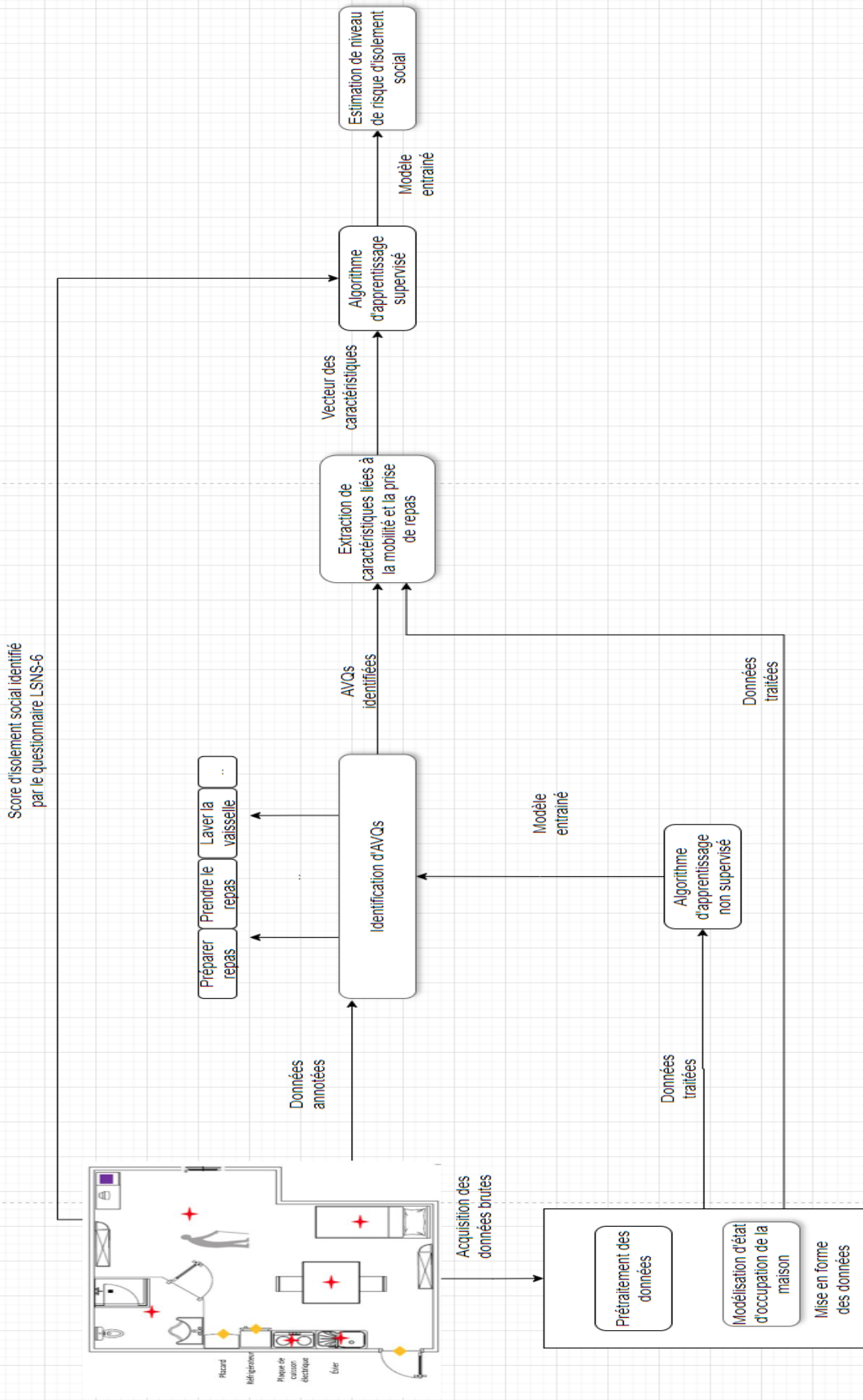


Figure 20. Aperçu de l'algorithme global.

2.1. Acquisition des données brutes

Le système de surveillance proposé a été présenté dans le chapitre 2. Bien que les données soient collectées en temps réel, ces dernières sont analysées toutes les 24 heures. En effet, notre objectif est d'identifier les changements de comportement par rapport à un rythme habituel, une analyse quotidienne est considérée ainsi pertinente.

Les données sont stockées localement, dans le Raspberry Pi, au sein d'une base de données gérée par DomoticZ et également sur un serveur distant déployé au sein du laboratoire LAAS à travers l'utilisation du protocole de communication MQTT. Chaque Raspberry Pi conserve les données collectées d'un seul participant et le serveur distant conserve les données de tous les participants.

Les capteurs de contact détectent l'ouverture ou la fermeture de la porte d'entrée, d'un placard et d'un réfrigérateur, tandis que les capteurs PIR détectent les mouvements dans les zones surveillées. Le capteur PIR fonctionne en envoyant un signal « 1 » lors de la détection d'un mouvement et « 0 » après 1 seconde de détection de mouvement, avec une période de rétention de 5 secondes après la détection de mouvement. Il est capable de détecter les mouvements jusqu'à une portée de 7 mètres avec un champ de vision de 120°. De plus, il offre une sensibilité configurable sur une échelle de 11 points pour éviter les bruits tels que les mouvements des animaux dans la maison. Le capteur de contact envoie un signal « 1 » lors de la détection de l'ouverture de la porte et « 0 » lorsqu'il détecte la fermeture de la porte. Les journaux d'événements dans la base de données incluent la date, l'heure, le type de capteur et son état. Seules les informations recueillies par ces capteurs seront utilisées pour identifier les AVQs ciblées.

2.2. Prétraitement des données

L'étape suivante est le prétraitement des données.

Bien que l'on puisse initialement penser que la disponibilité de grandes quantités de données provenant de capteurs est suffisante pour avoir un algorithme efficace en utilisant des techniques d'apprentissage automatique pour identifier les AVQs, cette supposition est souvent erronée. En réalité, les données brutes disponibles ne peuvent pas toujours être exploitées directement. Elles nécessitent généralement une étape de prétraitement afin d'être adaptées à l'analyse et à l'apprentissage automatique. Ainsi, bien que la quantité de données soit importante, leur qualité et leur structure sont tout aussi cruciales pour obtenir des résultats précis et fiables dans la reconnaissance des AVQs. En effet, des erreurs techniques (données erronées en raison de dysfonctionnements ponctuels des capteurs) ou humaines (oubli de changement de piles des capteurs quand elles sont faibles ou mauvais réglages de la sensibilité des capteurs de mouvement) peuvent fausser les données et corrompre l'apprentissage. Pour créer des données exploitables qui nous permettent d'élaborer des modèles pertinents et fiables, il est fréquemment nécessaire de développer une approche de prétraitement des données adaptée (« data preprocessing »).

L'algorithme de prétraitement des données collectées se compose de plusieurs étapes :

- (1) **Prétraiter des données liées à la porte d'entrée** : le capteur de contact qui est fixé sur la porte d'entrée représente le capteur le plus important pour identifier l'occupation de la maison. Cependant, les données collectées par ce capteur contiennent parfois des valeurs aberrantes qui doivent être supprimées.

Normalement, une ouverture puis une fermeture de la porte doit se traduire par l'envoi d'un 1 puis d'un 0 dans la base de données. Or on observe parfois des séquences incohérentes dans le jeu de données. En effet, il arrive de recevoir la séquence 0.1.0 sur un laps de temps très court (de l'ordre de la seconde) comme illustrée dans la figure 21. Le souci est qu'aucune ouverture de porte (1 dans la base) n'a été détectée avant le premier 0.

Un autre exemple est la séquence 1.0.1.0 avec un laps de temps très réduit entre les deux séquences de 1.0 (de l'ordre de la seconde). Cela correspondrait à une première ouverture puis une fermeture normale de la porte puis une seconde ouverture et fermeture de la porte sans délai entre la 2^{ème} ouverture et fermeture de la porte. Ainsi, les ouvertures et fermetures de porte (« 1 » et « 0 ») réalisées en moins d'une seconde sont supprimées de la base.

name_sensor	value	date_colleted_data	type
door			
front door contact sensor	0	2020-12-07 08:38:54	contact
front door contact sensor	1	2020-12-07 08:38:55	contact
front door contact sensor	0	2020-12-07 08:39:06	contact
front door contact sensor	1	2020-12-07 08:39:06	contact
front door contact sensor	0	2020-12-07 08:39:06	contact
front door contact sensor	1	2020-12-07 19:19:16	contact
front door contact sensor	0	2020-12-07 19:19:24	contact
front door contact sensor	1	2020-12-07 19:19:24	contact
front door contact sensor	0	2020-12-07 19:19:24	contact

1^{er} type d'erreur

2^{ème} type d'erreur

Figure 21. Exemple de données qui contiennent des valeurs aberrantes collectées.

- (2) **Labelliser différemment les données quand il y a un visiteur dans la maison** : s'il y a un intervalle de temps pendant lequel la maison accueille un visiteur, on labellise différemment toutes les données qui existent dans cet intervalle par deux informations « visiteur à l'intérieur de la maison ». La première indique le début de la visite et la seconde désigne la fin de la visite. En effet, il est très compliqué de distinguer, dans une maison où un visiteur et une personne âgée bougent en même temps, les AVQs réalisées uniquement par la personne âgée avec notre ensemble de capteurs binaires. Ainsi, on cherche à identifier les AVQs uniquement quand la personne est seule chez elle. La figure 22 présente un exemple de cette situation.



Figure 22. Illustration de la situation « un visiteur est à l’intérieur de la maison » (A) Données brutes (B) Données prétraitées.

(3) **Optimiser les données quand la personne est à l’extérieur de la maison** : On labellise différemment les données dans l’intervalle de temps pendant lequel la personne est à l’extérieur de la maison. En effet, quand la personne est à l’extérieur de la maison, on a 2 ouvertures et 2 fermetures de portes. Ces 4 lignes sont alors remplacées par 2 lignes qui indiquent le début et la fin de la sortie de la personne à l’extérieur de la maison. La figure 23 présente un exemple de cette situation.

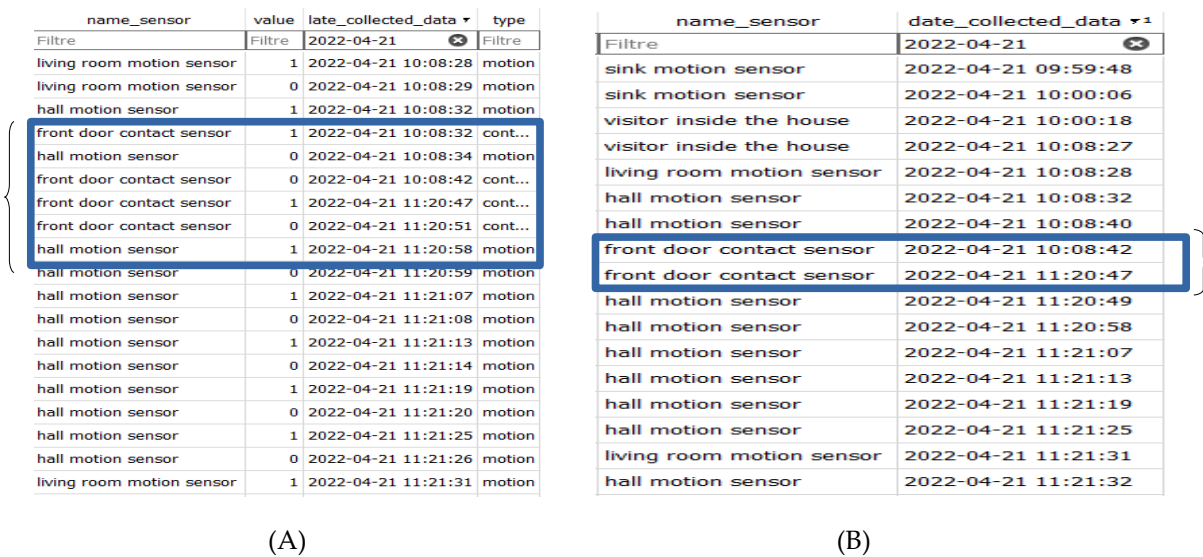


Figure 23. Illustration de la situation « la personne est à l’extérieur » (A) Données brutes (B) Données prétraitées.

- (4) **Optimiser les données envoyées par les capteurs de mouvement ainsi que les capteurs de contact du réfrigérateur et du placard** : Dans les faits, nous nous concentrons uniquement sur les données « 1 » envoyées par les capteurs PIR et par les capteurs de contact du réfrigérateur et du placard. Afin de réduire le volume des données à traiter et de faciliter la lecture de la base de données, seules les valeurs 1 sont conservées comme l'illustre la figure 24.

name_sensor	value	late_collected_data ▾	type
Filter	Filter	2022-04-21	Filter
bedroom motion sensor	1	2022-04-21 00:14:02	motion
bedroom motion sensor	0	2022-04-21 00:14:03	motion
bedroom motion sensor	1	2022-04-21 01:03:38	motion
bedroom motion sensor	0	2022-04-21 01:03:40	motion
bedroom motion sensor	1	2022-04-21 01:22:16	motion
bedroom motion sensor	0	2022-04-21 01:22:17	motion
bedroom motion sensor	1	2022-04-21 01:22:25	motion
bedroom motion sensor	0	2022-04-21 01:22:26	motion
bedroom motion sensor	1	2022-04-21 01:22:30	motion
bedroom motion sensor	0	2022-04-21 01:22:32	motion
bedroom motion sensor	1	2022-04-21 01:22:38	motion
bedroom motion sensor	0	2022-04-21 01:22:39	motion
bedroom motion sensor	1	2022-04-21 01:22:43	motion
bedroom motion sensor	0	2022-04-21 01:22:45	motion
bedroom motion sensor	1	2022-04-21 01:22:50	motion
bedroom motion sensor	0	2022-04-21 01:22:51	motion
bathroom motion sensor	1	2022-04-21 01:22:54	motion
bathroom motion sensor	0	2022-04-21 01:22:55	motion
bathroom motion sensor	1	2022-04-21 01:23:01	motion
bathroom motion sensor	0	2022-04-21 01:23:02	motion

(A)

name_sensor	date_collected_data ▾ 1
Filter	2022-04-21
bedroom motion sensor	2022-04-21 00:14:02
bedroom motion sensor	2022-04-21 01:03:38
bedroom motion sensor	2022-04-21 01:22:16
bedroom motion sensor	2022-04-21 01:22:25
bedroom motion sensor	2022-04-21 01:22:30
bedroom motion sensor	2022-04-21 01:22:38
bedroom motion sensor	2022-04-21 01:22:43
bedroom motion sensor	2022-04-21 01:22:50
bathroom motion sensor	2022-04-21 01:22:54
bathroom motion sensor	2022-04-21 01:23:01

(B)

Figure 24. Illustration de la réduction des données de mouvement (exemple avec salle de bain et salon) (A) Données brutes (B) Données prétraitées.

- (5) **Déclenchement simultané des capteurs de mouvement** : s'il y a des activations de capteurs en même temps en raison du recouvrement de leur zone de détection, on procède à un filtrage spécifique. Cette phase de prétraitement dépend de l'architecture de la maison et des zones de couvertures des capteurs. Sur l'exemple illustré dans la figure 25, la proximité entre la table à manger et le réfrigérateur entraîne des détections simultanées du capteur de mouvement situé au-dessus de la table et du capteur d'ouverture de la porte du réfrigérateur. On filtre alors la détection de mouvement de la table à manger car la personne est en réalité en train d'ouvrir le réfrigérateur.

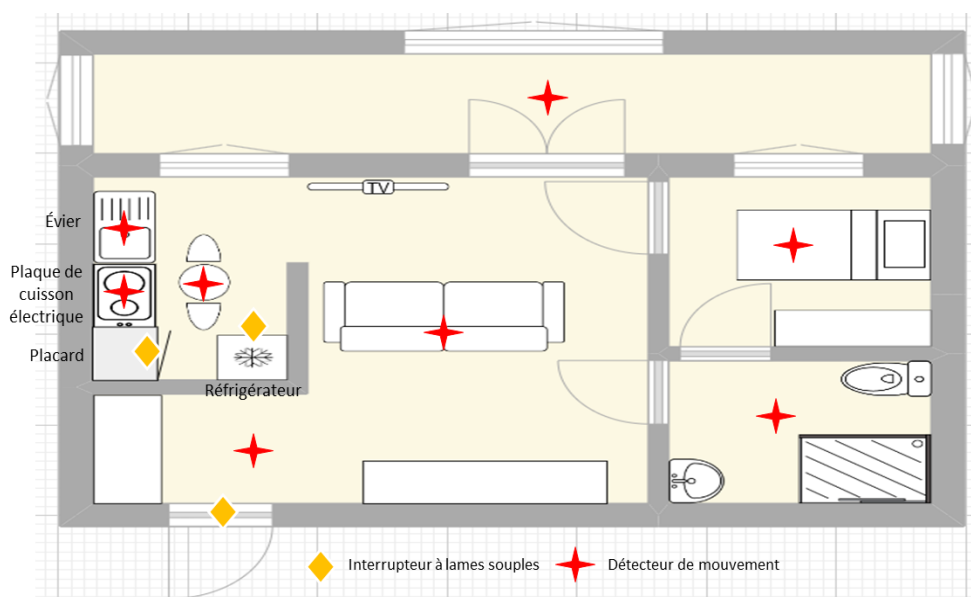


Figure 25. Exemple de répartition des capteurs dans une maison.

- (6) **Trous dans les données** : si une perte de certaines données est constatée, alors on essaye de combler les manques. En effet, on applique la théorie des graphes pour comprendre les mouvements possibles à l'intérieur de la maison comme illustré par la figure 26 et ainsi ajouter certaines données perdues. Prenons l'exemple d'un capteur de détection de mouvement placé dans le hall qui serait tombé ou aurait cessé de fonctionner, et qui permet d'identifier l'action de sortir/entrer dans la maison. En effet, lorsque la personne entre dans la maison, il y a forcément une détection de mouvement par le capteur situé dans le hall après l'ouverture de la porte. Et lorsque la personne quitte la maison, il doit y avoir une détection de mouvement par le capteur situé dans le hall avant l'ouverture de la porte. Ainsi, les données de la détection de mouvement du hall manquantes sont ajoutées, comme indiqué sur la figure 27.

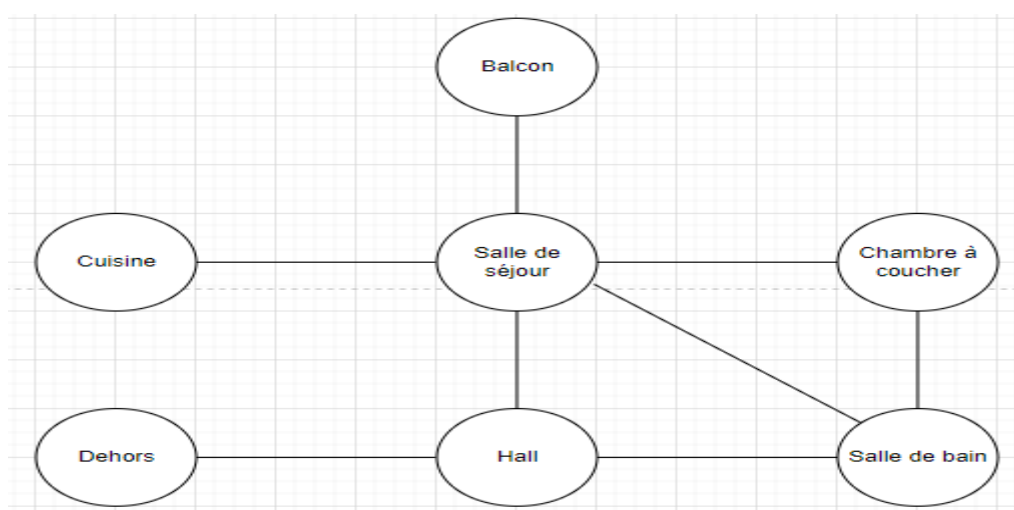


Figure 26. Mouvements possibles à l'intérieur d'une maison en utilisant la théorie des graphes.

name_sensor	value	date_collected_data ▼¹	type
Filtre	Filtre	2022-05-26 ✖	Filtre
living room motion sensor	1	2022-05-26 10:16:05	motion
living room motion sensor	0	2022-05-26 10:16:06	motion
living room motion sensor	1	2022-05-26 10:16:12	motion
living room motion sensor	0	2022-05-26 10:16:13	motion
front door contact sensor	1	2022-05-26 10:16:23	cont...
front door contact sensor	0	2022-05-26 10:17:06	cont...
front door contact sensor	1	2022-05-26 16:35:10	cont...
front door contact sensor	0	2022-05-26 16:35:15	cont...
living room motion sensor	1	2022-05-26 16:35:24	motion
living room motion sensor	0	2022-05-26 16:35:25	motion

name_sensor	late_collected_data ▼
Filtre	2022-05-26 ✖
living room motion sensor	2022-05-26 10:16:05
living room motion sensor	2022-05-26 10:16:12
hall motion sensor	2022-05-26 10:17:04
front door contact sensor	2022-05-26 10:17:06
front door contact sensor	2022-05-26 16:35:10
hall motion sensor	2022-05-26 16:35:12
living room motion sensor	2022-05-26 16:35:24

(A)
(B)

Figure 27. Illustration de la récupération de perte de données (A) Données brutes (B) Données ajoutées en cohérence avec la théorie des graphes.

(7) **Filtrer les détections de mouvement non logiques** : s'il y a des détections de mouvement non logiques (au vu de la disposition des pièces et des transitions possibles entre elles), alors on les filtre. On applique de nouveau la théorie des graphes pour comprendre les mouvements possibles à l'intérieur de la maison et ainsi filtrer les mouvements non logiques ou impossibles. Quand on a une détection de mouvement sur le balcon pendant la nuit alors que la personne est dans son lit, on filtre cette détection de mouvement comme illustré par la figure 28.

name	value	date ▼¹	type
Filtre	Filtre	2022-05-31 ✖	Filtre
bedroom motion sensor	1	2022-05-31 02:27:10	motion
bedroom motion sensor	0	2022-05-31 02:27:12	motion
bedroom motion sensor	1	2022-05-31 02:27:42	motion
bedroom motion sensor	0	2022-05-31 02:27:44	motion
balcony motion sensor	1	2022-05-31 03:48:02	motion
balcony motion sensor	0	2022-05-31 03:48:07	motion
balcony motion sensor	1	2022-05-31 03:53:58	motion
balcony motion sensor	0	2022-05-31 03:54:03	motion
balcony motion sensor	1	2022-05-31 05:09:58	motion
balcony motion sensor	0	2022-05-31 05:10:03	motion
bedroom motion sensor	1	2022-05-31 06:29:04	motion
bedroom motion sensor	0	2022-05-31 06:29:05	motion
bedroom motion sensor	1	2022-05-31 06:31:53	motion
bedroom motion sensor	0	2022-05-31 06:31:55	motion
bedroom motion sensor	1	2022-05-31 06:32:03	motion
bedroom motion sensor	0	2022-05-31 06:32:04	motion
bedroom motion sensor	1	2022-05-31 06:32:11	motion

name	date ▼¹
Filtre	2022-05-31 ✖
bedroom motion sensor	2022-05-31 02:27:10
bedroom motion sensor	2022-05-31 02:27:42
bedroom motion sensor	2022-05-31 06:29:04
bedroom motion sensor	2022-05-31 06:31:53
bedroom motion sensor	2022-05-31 06:32:03
bedroom motion sensor	2022-05-31 06:32:11

(A)
(B)

Figure 28. Illustration de détections de mouvements « anormaux »(A) Données brutes (B) Filtrage des détections de mouvement.

2.3. Identification de l'occupation de la maison

La 1^{ère} étape qui suit l'acquisition et le traitement des données est l'identification de l'occupation de la maison, qui consiste à répondre à la question « la personne est-elle au sein de son domicile ? ». Afin d'alléger les futurs traitements, le système ne prendra en compte que les moments où la maison est occupée par la personne pour identifier les AVQs. Chaque tranche horaire sera classée selon deux catégories : « la personne est dans sa maison » ou « la personne n'est pas dans sa maison ». Dans la mesure où les personnes âgées, ayant participé à la collecte des données, reçoivent des visites régulières de plusieurs personnes comme des soignants, des infirmières, ou des aides à domicile, il a été décidé d'ajouter une seconde situation, à savoir « un visiteur est présent dans la maison ». Par conséquent, lorsque nous identifions que « la personne est dans sa maison », nous signifions qu'elle y est seule. Cela confirme que les AVQs réalisées à l'intérieur de la maison sont effectuées par la personne surveillée et non par un tiers. En résumé, 3 situations sont déterminées : « la personne est à l'intérieur de la maison », « la personne est à l'extérieur de la maison » et « un visiteur est présent dans la maison ».

L'algorithme d'identification de l'occupation de la maison englobe 3 étapes :

- 1) **Identification de la présence de la personne dans sa maison pendant une journée (24h)** : La 1^{ère} étape consiste à vérifier si la personne est présente ou non dans la maison car elle peut être à l'extérieur tout le jour considéré. S'il y a détection de mouvement par les capteurs PIR, on passe à l'étape suivante sinon on labellise par « la personne est à l'extérieur de la maison ».
- 2) **Utilisation ou non de la porte extérieure sur la journée** : si la porte extérieure n'est pas utilisée, la personne n'a pas quitté la maison et y a passé 24 heures. Dans le cas contraire, il faudra passer à l'étape suivante pour détecter les cas d'occupation de la maison.
- 3) **Détection des entrées/sorties de la maison en extrayant 5 événements à partir de 5 conditions** : L'utilisation conjointe des données provenant de capteurs de mouvement et de capteurs de contact permet d'identifier cinq types d'événements pouvant survenir : « la personne entre dans la maison », « la personne sort de la maison », « un visiteur entre dans la maison », « un visiteur sort de la maison » et « la personne et un visiteur sortent de la maison ». La détection de ces événements permet de détecter les cas d'occupation de la maison.

Les 5 conditions illustrées dans la figure 29 sont les suivantes :

- a) **Condition 1** : détection de mouvements entre la (i-1)-ème ouverture de la porte et la i-ème fermeture de la porte.
- b) **Condition 2** : détection de mouvements entre la i-ème fermeture de la porte et (i+1)-ème ouverture de la porte.
- c) **Condition 3** : détection de mouvements entre la (i -1)-ème fermeture de la porte et la i-ème ouverture de la porte.
- d) **Condition 4** : détection de mouvements entre la i-ème ouverture de la porte et (i+1)-ème fermeture de la porte.
- e) **Condition 5** : détection de mouvements entre la i-ème ouverture de la porte et la (i)-ème fermeture de la porte.

Au début de la journée, pour la 1^{ère} ouverture ou fermeture de la porte, la (i-1)-ème ouverture ou fermeture de la porte correspond au début du jour soit 00:00:00. Exemple : pour la condition 1 et si la 1^{ère} ouverture de la porte survient à 8h00, on vérifie s'il y a détection de mouvements entre 00:00:00 et 08:00:00.

En fin de journée, pour la dernière ouverture ou fermeture de porte, la $(i+1)$ -ème ouverture ou fermeture de la porte correspond à la fin du jour soit 23:59:59. Exemple : pour la condition 4 et si la dernière ouverture de la porte est à 20h00, on vérifie s'il y a détection de mouvements entre 20:00:00 et 23:59:59.

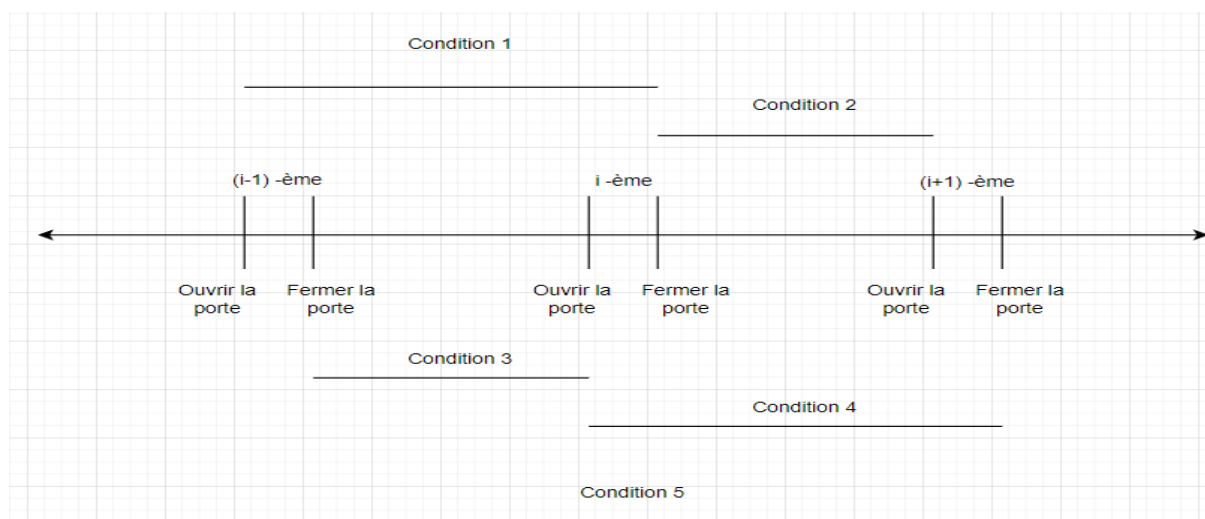


Figure 29. Illustration des 5 conditions appliquées pour la détection des entrées/sorties.

Après l'extraction de ces caractéristiques, on applique des combinaisons de ces conditions pour identifier cinq types d'événements. On suppose qu'au début de la journée, il n'y a pas de visiteur au domicile de la personne âgée. Ces combinaisons sont résumées dans le tableau 15.

Tableau 15. Ensemble des combinaisons pour détecter les événements réalisés par la personne et par le visiteur.

	Condi tion 1	Condi tion 2	Condi tion 3	Condi on 4	Condi tion 5	Visiteur à l'intérieur de la maison	Conditions supplémentaires	Les actions réalisées par la personne et par le visiteur
Combinaison 1	N/A	Faux	Faux	N/A	Vrai	N/A	N/A	La personne entre chez elle à la i -ème ouverture de la porte et quitte la maison à la i -ème fermeture de la porte
Combinaison 2	N/A	Vrai	Vrai	N/A	Faux	N/A	Le temps entre la i -ème ouverture et la i -ème fermeture de la porte est supérieur à 30 secondes	La personne quitte son domicile à la i -ème fermeture de la porte et entre dans le domicile à la i -ème ouverture de la porte
Combinaison 3	N/A	N/A	Faux	Vrai	N/A	N/A	N/A	La personne entre dans la maison à la i -ème ouverture de la porte

Combinaison 4	Vrai	Faux	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	La personne quitte la maison à la i -ème fermeture de la porte
Combinaison 5	Vrai	Faux	N/A	N/A	N/A	Oui	N/A	La personne et le visiteur quittent la maison à la i -ème fermeture de la porte
Combinaison 6	N/A	Vrai	Vrai	N/A	Vrai	Non	Le temps entre la i -ème ouverture et la i -ème fermeture de la porte est supérieur à 30 secondes	Un visiteur entre dans la maison à la i -ème ouverture de la porte et quitte la maison à la i -ème fermeture de la porte
Combinaison 7	N/A	Vrai	Vrai	N/A	N/A	Non	N/A	Un visiteur entre dans la maison à la i -ème ouverture de la porte
Combinaison 8	N/A	Vrai	Vrai	N/A	N/A	Oui	N/A	Un visiteur quitte la maison à la i -ème fermeture de la porte
Combinaison 9	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	S'il n'y a que des ouvertures et des fermetures de portes liées au visiteur durant un jour ou s'il n'y a pas d'ouvertures et de fermetures de la porte durant une journée	La personne reste chez elle

Après avoir obtenu les actions effectuées par la personne et par le visiteur, on peut déterminer le statut d'occupation de la maison. En effet, cette étape consiste à identifier les 3 cas d'occupation de la maison (« la personne est à l'intérieur de la maison », « la personne est à l'extérieur de la maison » et « un visiteur est à l'intérieur de la maison ») en utilisant les événements obtenus dans la précédente étape : « la personne entre dans la maison », « la personne sort de la maison », « le visiteur entre dans la maison », « le visiteur sort de la maison » et « la personne et le visiteur sortent de la maison ».

Pour faciliter la présentation de notre travail, nous allons numéroter ces événements de la façon suivante :

- événement 1 : la personne entre dans la maison
- événement 2 : la personne sort de la maison
- événement 3 : le visiteur entre dans la maison
- événement 4 : le visiteur sort de la maison

- événement 5 : la personne et le visiteur sortent de la maison

Tableau 16. Ensemble des combinaisons pour détecter les événements réalisés par la personne et par le visiteur.

Entrée	Conditions supplémentaires	Sortie
Il n'y a pas événement 1 ni 2 ni 5	N/A	« la personne est à l'intérieur de la maison » pendant toute la journée
événement 3 puis événement 4	N/A	« Un visiteur est à l'intérieur de la maison » entre les deux événements
événement 3 puis événement 5	N/A	« Un visiteur est à l'intérieur de la maison » entre les deux événements
événement 1	Il y a seulement l'événement 1 durant la journée (on ne prend pas en considération des événements qui impliquent un visiteur)	« la personne est à l'extérieur de la maison » du début de la journée jusqu'à cet événement et « la personne est à l'intérieur de la maison » à partir de cet événement jusqu'à la fin de la journée
événement 2 ou événement 5	Il y a seulement l'événement 2 durant la journée (on ne prend pas en considération des événements qui impliquent un visiteur)	« la personne est à l'intérieur de la maison » du début de la journée jusqu'à cet événement et « la personne est à l'extérieur de la maison » à partir de cet événement jusqu'à la fin de la journée
événement 1 puis événement 2 ou événement 5	événement 1 est le premier événement dans la journée et on ne prend pas en considération des événements qui impliquent un visiteur	« la personne est à l'extérieur de la maison » du début de la journée jusqu'à cet événement
événement 2 ou événement 5 puis événement 1	événement 2 ou 5 est le premier événement dans la journée et on ne prend pas en considération des événements qui impliquent un visiteur	« la personne est à l'intérieur de la maison » du début du début de la journée jusqu'à cet événement
événement 1 puis événement 2 ou événement 5	on ne prend pas en considération des événements qui impliquent un visiteur	« la personne est à l'intérieur de la maison » entre les deux événements puis « la personne est à l'extérieur de la maison » jusqu'à l'événement suivant ou la fin de la journée
événement 2 ou événement 5 puis événement 1	on ne prend pas en considération des événements qui impliquent un visiteur	« la personne est à l'extérieur de la maison » entre les deux événements puis « la personne est à l'intérieur de la maison » jusqu'à l'événement suivant ou la fin de la journée

Le résultat de l'application de ces conditions est la reconnaissance de l'état de l'occupation de la maison. La figure 30 montre un exemple de reconnaissance d'occupation de la maison à partir des événements identifiés.

mobility_status_duration_type	start_time ▼ ¹	end_time
Filtre	2022-04-21 ✕	Filtre
The person is inside his/her home	2022-04-21 00:00:00	2022-04-21 10:08:42
The Visitor is inside the house	2022-04-21 08:14:29	2022-04-21 08:17:06
The Visitor is inside the house	2022-04-21 09:14:56	2022-04-21 09:19:44
The Visitor is inside the house	2022-04-21 10:00:18	2022-04-21 10:08:27
The person is outside his/her home	2022-04-21 10:08:42	2022-04-21 11:20:47
The person is inside his/her home	2022-04-21 11:20:47	2022-04-21 11:57:32
The person is outside his/her home	2022-04-21 11:57:32	2022-04-21 13:37:50
The person is inside his/her home	2022-04-21 13:37:50	2022-04-21 16:12:43
The Visitor is inside the house	2022-04-21 16:11:42	2022-04-21 16:12:43
The person is outside his/her home	2022-04-21 16:12:43	2022-04-21 16:26:57
The person is inside his/her home	2022-04-21 16:26:57	2022-04-21 17:33:51
The Visitor is inside the house	2022-04-21 16:44:26	2022-04-21 16:46:01
The person is outside his/her home	2022-04-21 17:33:51	2022-04-21 19:26:23
The person is inside his/her home	2022-04-21 19:26:23	2022-04-21 19:45:10
The person is outside his/her home	2022-04-21 19:45:10	2022-04-21 19:47:38
The person is inside his/her home	2022-04-21 19:47:38	2022-04-21 23:59:59

(A)

mobility_status_type	mobility_status_date
Filtre	2022-04-21 ✕
Visitor enter the house	2022-04-21 08:14:29
Visitor leave the house	2022-04-21 08:17:06
Visitor enter the house	2022-04-21 09:14:56
Visitor leave the house	2022-04-21 09:19:44
Visitor enter the house	2022-04-21 10:00:18
Visitor leave the house	2022-04-21 10:08:27
leave the house	2022-04-21 10:08:42
enter the house	2022-04-21 11:20:47
leave the house	2022-04-21 11:57:32
enter the house	2022-04-21 13:37:50
Visitor enter the house	2022-04-21 16:11:42
the person and the visitor leave the house	2022-04-21 16:12:43
enter the house	2022-04-21 16:26:57
Visitor enter the house	2022-04-21 16:44:26
Visitor leave the house	2022-04-21 16:46:01
leave the house	2022-04-21 17:33:51
enter the house	2022-04-21 19:26:23
leave the house	2022-04-21 19:45:10
enter the house	2022-04-21 19:47:38

(B)

Figure 30. Exemple de reconnaissance de l'état d'occupation d'une maison (A) Evénement identifié (B) Etat d'occupation de la maison à partir de ces événements.

2.4. Localisation de la personne

Après avoir procédé à l'identification de l'occupation de la maison, nous nous concentrons sur la localisation de la personne. Cette étape facilite le travail d'identification des AVQs.

L'algorithme de localisation de la personne fonctionne selon la description suivante : S'il y a une succession de détection de mouvements dans une pièce puis une détection de mouvements dans une pièce différente, alors on considère que la personne était dans la 1^{ère} pièce entre la 1^{ère} détection de mouvement dans la 1^{ère} pièce et la 1^{ère} détection de mouvement dans la 2^{ème} pièce. Sur la figure 31, on observe une succession de détection de mouvements dans la chambre à coucher entre 00:57:06 et 05:46:25, puis une détection de mouvements à 05:46:28 dans la salle de bain. Selon notre raisonnement, la personne était dans la chambre à coucher entre 00:57:06 et 05:46:28.

name_sensor	date_collected data ▼ ¹
Filtre	2022-04-20
bedroom motion sensor	2022-04-20 00:57:06
bedroom motion sensor	2022-04-20 00:57:12
bedroom motion sensor	2022-04-20 00:57:18
bedroom motion sensor	2022-04-20 00:57:24
bedroom motion sensor	2022-04-20 00:57:37
bedroom motion sensor	2022-04-20 01:23:27
bedroom motion sensor	2022-04-20 04:29:10
bedroom motion sensor	2022-04-20 05:45:55
bedroom motion sensor	2022-04-20 05:46:01
bedroom motion sensor	2022-04-20 05:46:08
bedroom motion sensor	2022-04-20 05:46:14
bedroom motion sensor	2022-04-20 05:46:20
bedroom motion sensor	2022-04-20 05:46:25
bathroom motion sensor	2022-04-20 05:46:28
bathroom motion sensor	2022-04-20 05:46:34
bedroom motion sensor	2022-04-20 05:46:35
bathroom motion sensor	2022-04-20 05:48:28
bathroom motion sensor	2022-04-20 05:48:36
bedroom motion sensor	2022-04-20 05:48:40

(A)

position	start_time ▼ ¹	end_time	duration
Filtre	Filtre	Filtre	Filtre
bedroom	2022-04-20 00:57:06	2022-04-20 05:46:28	4:49:22
bathroom	2022-04-20 05:46:28	2022-04-20 05:46:35	0:00:07
bedroom	2022-04-20 05:46:35	2022-04-20 05:48:28	0:01:53
bathroom	2022-04-20 05:48:28	2022-04-20 05:48:40	0:00:12
bedroom	2022-04-20 05:48:40	2022-04-20 06:36:01	0:47:21

(B)

Figure 31. Illustration de localisation à partir des données collectées (A) Données prétraitées (B) Identification de la position.

Ainsi, on obtient la localisation de la personne durant la journée. Après l'identification de la localisation de la personne, on passe à l'étape d'identification des AVQs.

2.5. Identification des AVQs

Ce paragraphe présente les différents algorithmes utilisés pour identifier les AVQs. Les AVQs ciblés dans notre étude sont les suivantes : « sommeil/relaxation », « préparer repas », « prendre repas », « laver la vaisselle », « hygiène » et « autres activités ».

2.5.1. Traitement des flux de données

Ce paragraphe expose les deux approches les plus répandues dans la littérature pour le traitement des flux de données. La figure 32 est une représentation abstraite d'une séquence de déclenchements des capteurs (représentés par des lignes verticales). Les blocs de données analysés par chacune des deux approches sont ensuite présentés. La séquence d'activité sous-jacente qui entraîne le déclenchement de ces capteurs est A1, A2, A3, A4 et A5. Chaque activité entraîne un nombre et un type de déclenchements de capteurs différents.

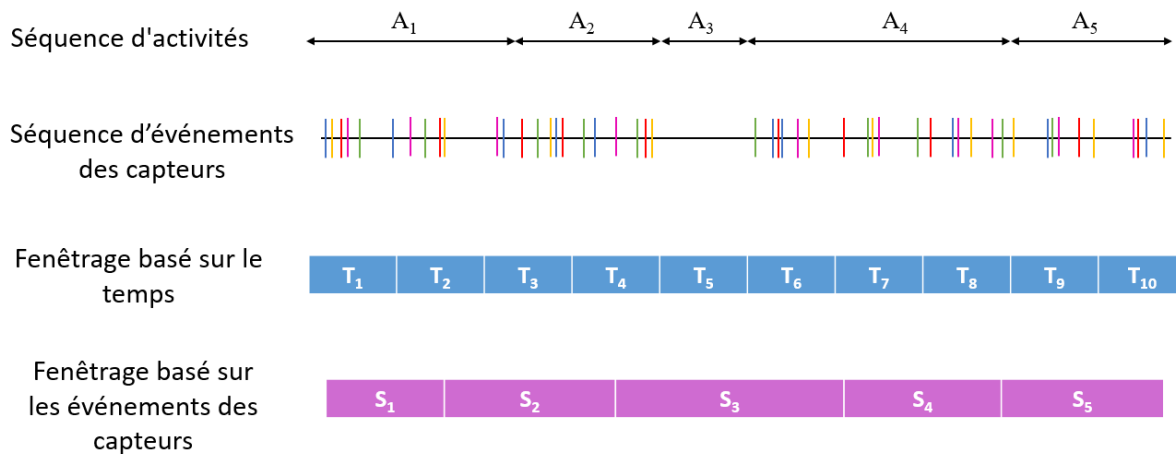


Figure 32. Exemple de méthodes de traitement de flux de données.

2.5.1.1. Fenêtrage basé sur le temps

Comme le montre la figure 32, la première méthode de traitement des données en continu consiste à diviser la séquence complète en segments de durée égale, désignés par T1 jusqu'à T10. Cette méthode, dans laquelle les données des capteurs sont échantillonnées à un rythme périodique, est fréquemment utilisée avec des accéléromètres et des gyroscopes. Cependant, la question du choix de la durée idéale de l'intervalle de temps doit être réfléchi. Un intervalle très petit pourrait ne pas contenir suffisamment de données d'activités nécessaires pour tirer une conclusion raisonnable. L'activité qui domine l'intervalle de temps aura un impact plus fort sur le choix de classification si l'intervalle de temps est trop large puisque des informations sur de nombreuses activités peuvent être incluses. Lorsqu'on travaille avec des capteurs qui n'ont pas une fréquence d'échantillonnage fixe, un problème se pose. En fait, il est probable que certaines périodes dans le contexte actuel ne contiennent aucun déclenchement de capteurs (par exemple, T5 dans la figure 32). On crée alors des heuristiques qui étendent l'activité des intervalles de temps antérieurs à l'intervalle de temps actuel [130]. En effet, si on prend l'exemple d'un capteur de mouvement qui surveille la présence d'une personne dans son lit durant son sommeil, on peut trouver des intervalles de temps où il n'y a pas d'activation de capteur car la personne bouge très peu durant le sommeil. Donc, même s'il n'y a pas d'activation de capteur, on est sûr que la personne est encore dans son lit. La présence dans le lit s'arrête quand la personne est détectée dans un autre endroit.

2.5.1.2. Fenêtrage basé sur les déclenchements des capteurs

Comme le montre la figure 32, la deuxième méthode de traitement du flux de capteurs consiste à diviser la séquence en fenêtres contenant chacune le même nombre de déclenchements de capteurs (sans distinction selon le type de capteurs). Les segments S1 jusqu'à S5 servent d'illustration à cela. Il est clair qu'il existe une différence dans la durée des fenêtres. Ainsi, lors de la réalisation d'activités comme la préparation de repas, plusieurs capteurs peuvent être déclenchés, donc la durée de la séquence basée sur les déclenchements des capteurs sera réduite. En revanche, pendant les moments calmes comme l'activité de sommeil/relaxation, il n'y aura pas beaucoup de déclenchements de capteurs donc la durée de la séquence basée sur les déclenchements des capteurs sera plus longue. Cette approche présente également certains inconvénients intrinsèques. Prenons le bloc S3 comme

exemple, les derniers événements des capteurs de ce bloc commencent en même temps que les premiers événements des capteurs de l'activité A4. Entre le 1^{er} événement et le dernier événement de capteur lié au bloc S3, il existe un intervalle de temps important. S'il existe un décalage temporel important, la pertinence de tous les événements de capteurs dans ce bloc par rapport à l'événement précédent peut être minime. Par conséquent, traiter tous les événements de capteurs de la même manière ne semble pas une solution judicieuse [130].

Pour choisir l'approche de fenêtrage la plus adaptée à la détection des AVQs, nous avons mené des expériences avec divers intervalles de temps pour le fenêtrage temporel et différents seuils d'activations de capteurs pour l'approche basée sur les capteurs. Après comparaison des résultats obtenus avec différents algorithmes de détection d'AVQ, nous opterons pour l'approche qui démontrera les meilleures performances, et qui sera présenté dans le chapitre 4. Les valeurs choisies pour chaque approche sont les suivantes :

- Le fenêtrage basé sur le temps a été utilisé en appliquant 4 fenêtres de temps différentes (5, 10, 20 et 30 minutes) afin de comparer les résultats et en déduire la valeur la plus pertinente par rapport à notre application.
- Le fenêtrage basé sur les activations des capteurs a été utilisé en appliquant 4 fenêtres de nombre d'activation de capteur différentes (10, 15, 20 et 30 activations de capteur) pour comparer le résultat de chaque valeur et déduire le choix le plus convenable.

2.5.1.3. Application des méthodologies de fenêtrage basées sur le temps et sur les événements des capteurs

Après l'obtention de la localisation de la personne sur la journée et en appliquant le principe du fenêtrage, on calcule le taux d'occupation pour chaque pièce pour chaque intervalle de temps.

Un exemple de calcul du taux d'occupation, en appliquant l'équation 1, est présenté dans la figure 33. Si la personne passe 3 minutes et 17 secondes dans la salle de bain au sein d'un intervalle de 10 minutes et le reste du temps dans la chambre à coucher, on divise le temps passé dans la salle de bain par la durée totale de l'intervalle de temps considéré pour obtenir le taux d'occupation (même calcul pour la chambre à coucher).

$$\text{Taux de présence par fenêtrage temporel} = \frac{\text{durée de présence de la personne dans un endroit} * 100}{\text{durée de l'intervalle de la fenêtre}} \quad (1)$$

position	start_time ▼¹	end_time	duration
bedroom	2022-04-20 00:00:00	2022-04-20 00:53:49	0:53:49
bathroom	2022-04-20 00:53:49	2022-04-20 00:57:06	0:03:17
bedroom	2022-04-20 00:57:06	2022-04-20 05:46:28	4:49:22

(A)

start_date ▼¹	end_date	electric_hob	sink	kitchen	dining_table	bathroom	bedroom	living_room	balcony	hall	office_room	refrigerator	cupboard	visitor	outside_the_house	guest_room
2022-04-20 00:00:00	2022-04-20 00:10:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-20 00:10:00	2022-04-20 00:20:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-20 00:20:00	2022-04-20 00:30:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-20 00:30:00	2022-04-20 00:40:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-20 00:40:00	2022-04-20 00:50:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-20 00:50:00	2022-04-20 01:00:00	0.0	0.0	0.0	0.0	32.83	67.17	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-20 01:00:00	2022-04-20 01:10:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-20 01:10:00	2022-04-20 01:20:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

(B)

Figure 33. (A) Exemple d'identification de la position d'une personne (B) Exemple d'application de la méthodologie de fenêtrage basée sur le temps.

Concernant la méthodologie de fenêtrage basée sur les événements des capteurs, on s'appuie sur le tableau d'activations des capteurs, résultat de la phase 2 de prétraitement.

Un exemple de calcul de taux d'occupation pour chaque intervalle de temps est présenté dans la figure 34. On calcule la fenêtre de temps pour le nombre d'activation des capteurs. Dans cet exemple, on a utilisé 10 activations de capteurs. Dans l'exemple retenu, la durée correspondant à 10 activations de capteurs est de 56 minutes et 53 secondes. La personne a passé 3 minutes et 4 secondes dans la salle de bain dans cet intervalle (entre 00:53:49 et 00:56:53) et le reste du temps dans sa chambre. En appliquant l'équation 2, on obtient un taux d'occupation de 5,39% dans la salle de bain.

$$\text{Taux de présence par fenêtrage d'activations} = \frac{\text{durée de présence de la personne dans un endroit} * 100}{\text{durée de l'intervalle de la fenêtre de N activations de capteurs}} \quad (2)$$

name_sensor	date_collected_data ▼¹
Filtre	Filtre
bedroom motion sensor	2022-04-20 00:53:10
bedroom motion sensor	2022-04-20 00:53:16
bedroom motion sensor	2022-04-20 00:53:23
bedroom motion sensor	2022-04-20 00:53:29
bedroom motion sensor	2022-04-20 00:53:36
bedroom motion sensor	2022-04-20 00:53:41
bedroom motion sensor	2022-04-20 00:53:47
bathroom motion sensor	2022-04-20 00:53:49
bathroom motion sensor	2022-04-20 00:53:55
bathroom motion sensor	2022-04-20 00:56:53

(A)

start_date ▼¹	end_date	duration	electric_hob	sink	kitchen	dining_table	bathroom	bedroom	living_room	balcony	hall	office_room	refrigerator	cupboard	visitor	outside_the_house	guest_room
Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre
2022-04-20 00:00:00	2022-04-20 00:56:53	0:56:53	0.0	0.0	0.0	0.0	5.39	94.61	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

(B)

Figure 34. (A) Exemple d'identification de la position d'une personne (B) Exemple d'application de la méthodologie de fenêtrage basée sur les événements des capteurs.

Après avoir appliqué les deux méthodologies de fenêtrage des flux de données avec les différentes valeurs (5, 10, 20 et 30 minutes pour le fenêtrage temporel et 10, 15, 20 et 30 activations pour le fenêtrage basé sur les capteurs), nous avons procédé à l'application des algorithmes d'identification des AVQs pour chaque méthode de fenêtrage en tant que données d'entrée.

3. Algorithme de classification d'AVQs

3.1. Approche logique basée sur la matrice de corrélation

Dans la mesure où chaque personne a ses propres habitudes lors de la réalisation des AVQs, les règles qui permettent de détecter les AVQs, notamment pour le processus d'activité de prise de repas, sont personnalisées. Afin d'avoir une idée de la façon dont la personne se comporte à la maison, nous avons calculé une matrice de corrélation.

3.1.1. Matrice de corrélation

Une matrice de corrélation est une matrice carrée dans laquelle chaque cellule du tableau indique la corrélation entre deux variables. La matrice de corrélation est symétrique, car la corrélation entre une variable V1 et une variable V2 est la même que la corrélation entre V2 et V1. De plus, les valeurs de la diagonale sont toujours égales à un, car une variable est toujours parfaitement corrélée à elle-même [131]. La corrélation entre plusieurs variables aléatoires ou statistiques est une notion de connexion qui contredit leur indépendance.

Il existe trois méthodes pour obtenir une matrice de corrélation basées sur des coefficients différents : le coefficient de corrélation de Pearson, le coefficient de corrélation de Spearman et le coefficient de corrélation de Kendall. Dans notre analyse, nous avons choisi le coefficient de corrélation de Spearman. En effet, le coefficient de corrélation de Pearson est adapté aux données continues et linéaires, tandis que les coefficients de Spearman et Kendall sont plus adaptés aux données ordinales et aux situations où la relation entre les variables n'est pas nécessairement linéaire. De plus, le

coefficient de corrélation de Spearman mesure la force et la direction de la relation monotone entre les variables tandis que le coefficient de corrélation de Kendall mesure la concordance entre les paires d'observations dans les deux variables. On a ainsi retenu le coefficient de corrélation de Spearman pour nos données afin de mesurer la force et la direction de la relation monotone entre des variables ordinales.

Le coefficient de corrélation de Spearman est une mesure des relations monotones entre deux caractéristiques. Il est souvent désigné par la lettre grecque ρ (rho) ou la lettre r_s . La représentation mathématique pour calculer la valeur est illustrée par l'équation 3 :

$$r_s = \rho_{R(X),R(Y)} = \frac{\text{cov}(R(X),R(Y))}{\sigma_{R(X)}\sigma_{R(Y)}} \quad (3)$$

Où ρ désigne le coefficient de corrélation de Pearson habituel, mais appliqué aux variables de rang, $\text{cov}(R(X), R(Y))$ est la covariance des variables de rang.

$\sigma_{R(X)}$ correspond aux écarts types des variables de rang.

Le coefficient de corrélation de Spearman peut prendre une valeur réelle comprise entre -1 et 1.

- (1) La valeur maximale $\rho = 1$ indique qu'il existe une fonction croissante de façon monotone entre x et y . En d'autres termes, des valeurs x plus grandes correspondent à des valeurs y plus grandes et vice versa.
- (2) La valeur minimale $\rho = -1$ indique le cas où il existe une fonction décroissante de façon monotone entre x et y . En d'autres termes, des valeurs x plus grandes correspondent à des valeurs y plus petites et vice versa.
- (3) Les valeurs intermédiaires fournissent des informations sur le degré de dépendance linéaire entre les deux variables. Plus le coefficient est proche des valeurs extrêmes -1 et 1, plus l'association entre les deux rangs est forte. Et plus le coefficient est proche de la valeur centrale 0, plus l'association entre les deux rangs est faible.
- (4) La valeur $\rho = 0$ indique qu'il n'y a aucune relation entre x et y .

3.1.2. Calcul de la matrice de corrélation pour l'activité prise de repas

L'ensemble de données que nous utilisons pour calculer les corrélations est le nombre d'activation de chaque capteur pendant des fenêtres de x minutes (x étant 5, 10, 20 et 30) et pendant des fenêtres de y activations de capteurs (y étant 10, 15, 20 et 30). On utilise le résultat obtenu comme indiqué dans la section 2.5.1.3 du présent chapitre en se limitant à la fréquence d'activation des capteurs de la cuisine. Le tableau 17 représente un exemple de données avec fenêtrage temporel utilisé pour le calcul de la matrice de corrélation.

Après le calcul des matrices de corrélation en utilisant toutes les données collectées d'une personne sur une période de 120 jours avec 4 choix de fenêtres de 5, 10, 20 et 30 minutes, nous avons obtenu des résultats comparables quel que soit le temps choisi (voir figure 35). Nous avons obtenu le même résultat pour l'ensemble des participants.

Tableau 17: Exemple de données avec fenêtrage temporel utilisé pour le calcul de la matrice de corrélation.

Début	fin	Nbre_activation _évier_capteur_de _mouvement	Nbre_activation _plaque_électrique _capteur_de _mouvement	Nbre_activation _table_à_manger _capteur_de _mouvement	Nbre_activation _réfrigérateur _capteur_de _contact	Nbre_activation _placard_capteur _de_contact
2020-12-07 12:00:00	2020-12-07 12:09:59	5	10	3	0	1

En appliquant la matrice de corrélation avec le fenêtrage d'activation des capteurs, il y a généralement peu d'informations pour corréler les données. C'est pourquoi nous avons collecté les informations de corrélation des données avec le fenêtrage temporel et les avons utilisées dans notre algorithme d'identification d'AVQs pour les deux approches : fenêtrage temporel et fenêtrage d'activation.

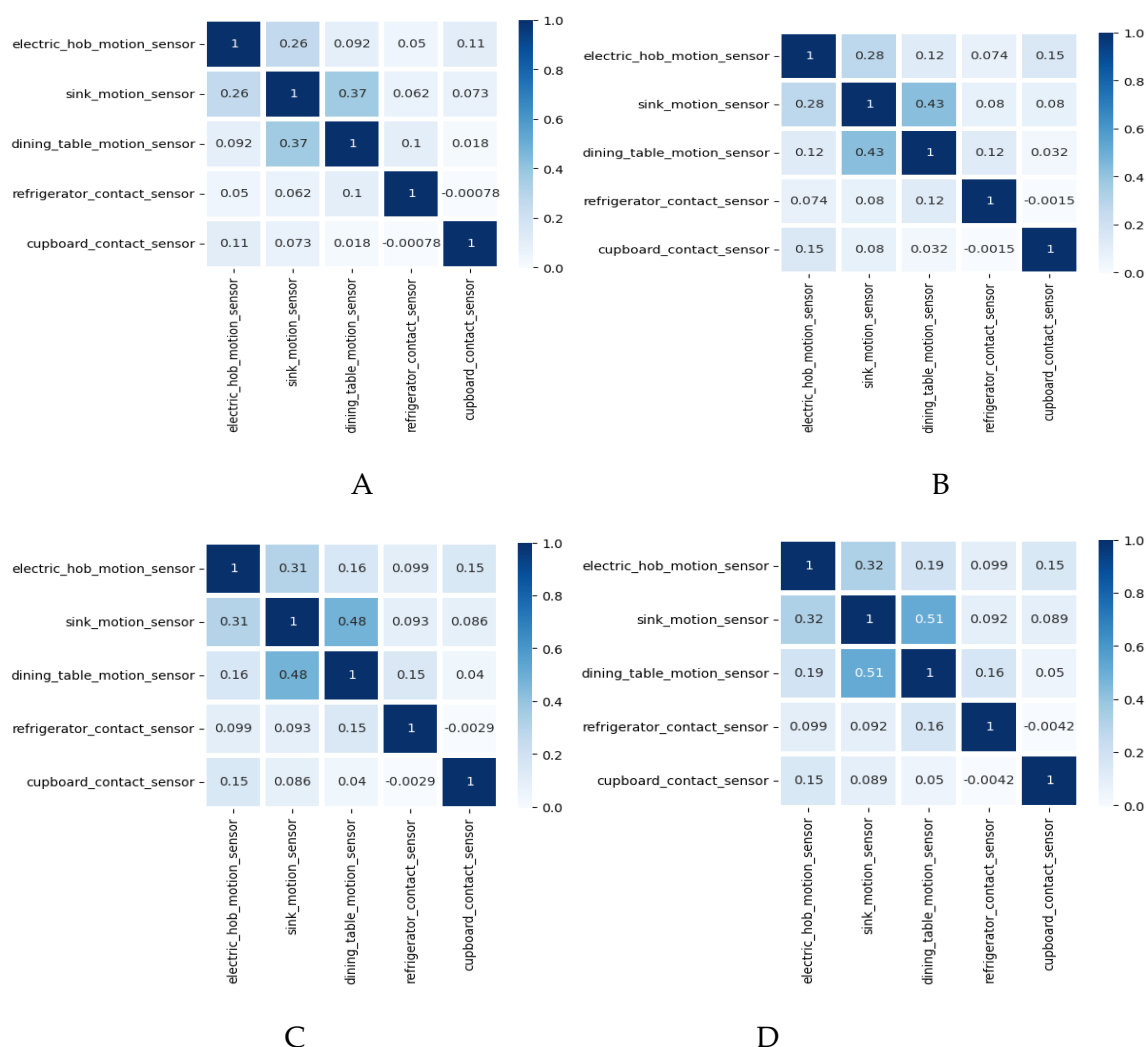


Figure 35. Matrice de corrélation durant toute la période de collecte de données sur une fenêtre de 5 minutes (A), 10 minutes (B), 20 minutes (C), 30 minutes (D).

Le but d'utiliser la matrice de corrélation est de comprendre le comportement de la personne au sein de sa cuisine. En effet, en prenant l'exemple indiqué dans la figure 36, on peut voir que la valeur de corrélation entre `sink_motion_sensor` et `electric_hob_motion_sensor` est égale à 0,9 (les 2 variables sont positivement corrélées). Ceci indique que plus la personne utilise l'évier, plus il y a une probabilité élevée qu'elle utilise également la plaque électrique, et vice-versa sans ordre chronologique.

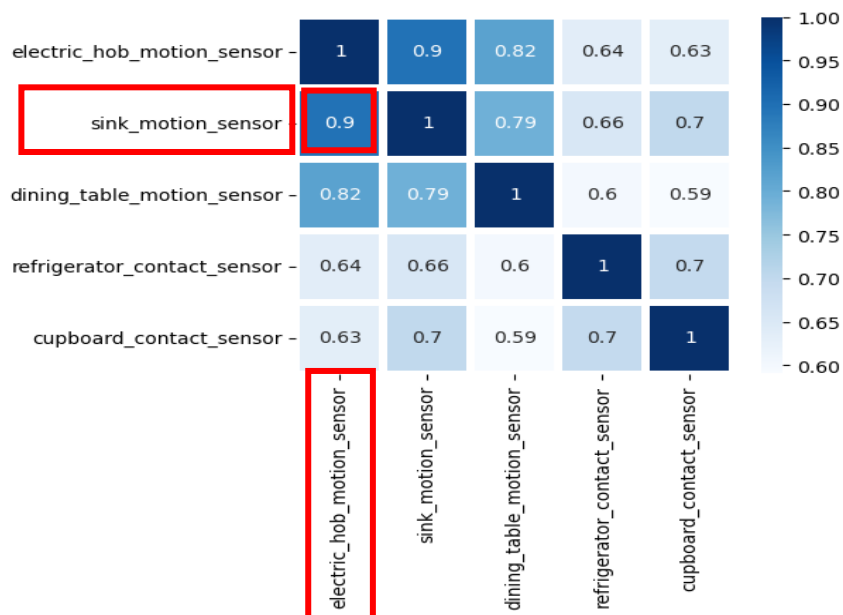


Figure 36 : Exemple d'une matrice de corrélation.

3.1.3. Présentation de l'approche logique basée sur la matrice de corrélation

Nous présentons maintenant notre approche logique développée basée sur la matrice de corrélation pour identifier les AVQs (« sommeil/relaxation », « préparer le repas », « prendre le repas », « laver la vaisselle », « hygiène » et « autres activités »). Cet algorithme comprend plusieurs étapes :

1. Nous avons identifié deux évènements « la personne est à l'extérieur de la maison » et « le visiteur est à l'intérieur de la maison », que l'on considère comme une activité.
2. Si la personne se trouve dans la zone de la salle de bain, alors on affecte ce temps à l'activité « hygiène ».
3. Si une personne se trouve dans la zone du salon, du balcon, du hall ou de la chambre de visiteur, alors on affecte ce temps aux « autres activités ».
4. Si une personne se trouve dans la zone où se situe la plaque électrique, le réfrigérateur ou le placard alors on affecte ce temps à l'activité de « préparation des aliments ».
5. Si une personne se trouve dans la zone de la table à manger, on affecte ce temps à l'activité « manger ».
6. Si la personne est dans la zone de l'évier pendant plus de 30 secondes et s'il n'y a pas de détection de la personne dans les zones plaque électrique, réfrigérateur ou placard, alors on affecte ce temps à l'activité « laver la vaisselle ». Sinon, on affecte ce temps pour l'activité « préparer le repas ». La 3^{ème} ligne dans la figure 37 indique que la personne a passé 57,67%, 2,17%, 39%, et 1,17% respectivement devant la plaque de cuisson électrique, l'évier, la table à manger et le réfrigérateur. Le temps passé devant l'évier est additionné aux temps

passés devant la plaque de cuisson électrique et le réfrigérateur, et classé comme une phase de préparation de repas ce qui correspond à la 2^{ème} partie de la condition ci-dessus. Sur la 4^{ème} ligne de la figure 37 la personne a passé 15,33%, 83,5%, et 1,17% respectivement devant l'évier, près de la table à manger et dans la salle de séjour. En appliquant la 1^{ère} partie de la condition ci-dessus, on identifie l'activité « faire la vaisselle ».

start_date ▼¹	end_date	electric_hob	sink	kitchen	dining_table	bathroom	bedroom	living_room	balcony	hall	office_room	refrigerator	cupboard	visitor	outside_the_house	guest_room
2022-05-23	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre
2022-05-23 19:00:00	2022-05-23 19:10:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-05-23 19:10:00	2022-05-23 19:20:00	0.0	0.67	0.0	98.5	0.0	0.0	0.83	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-05-23 19:20:00	2022-05-23 19:30:00	57.67	2.17	0.0	39.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.17	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-05-23 19:30:00	2022-05-23 19:40:00	0.0	15.33	0.0	83.5	0.0	0.0	1.17	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-05-23 19:40:00	2022-05-23 19:50:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-05-23 19:50:00	2022-05-23 20:00:00	0.0	5.67	0.0	2.0	5.67	8.33	74.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	3.83	0.0	0.0

Figure 37. Exemple de pourcentage de l'identification de la position d'une personne qui correspond aux deux activités « faire la vaisselle » et « préparer le repas ».

- Si on a une succession de présence de la personne dans la chambre à coucher (pendant au minimum 30 minutes), même avec une interruption brève de sa présence, alors on affecte ce temps à l'activité « sommeil/relaxation » sinon on affecte ce temps à « autres activités ». Dans la figure 38, la personne a passé quelques minutes dans la chambre à coucher entre 7h50 et 8h10. Cependant, elle a également passé quelques minutes pendant le même intervalle de temps dans d'autres pièces telles que la cuisine, etc. En appliquant la 2^{ème} partie de la condition, on classe ces périodes de présence de la personne dans la chambre à coucher comme « autres activités » et non « sommeil/relaxation ».

start_date ▼¹	end_date	electric_hob	sink	kitchen	dining_table	bathroom	bedroom	living_room	balcony	hall	office_room	refrigerator	cupboard	visitor	outside_the_house	guest_room
Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre
2022-04-20 06:40:00	2022-04-20 06:50:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-20 06:50:00	2022-04-20 07:00:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-20 07:00:00	2022-04-20 07:10:00	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	79.33	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	20.67	0.0	0.0
2022-04-20 07:10:00	2022-04-20 07:20:00	0.0	0.0	0.0	0.0	51.83	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	48.17	0.0	0.0
2022-04-20 07:20:00	2022-04-20 07:30:00	1.33	2.83	0.0	9.83	55.5	27.17	2.0	0.0	1.33	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-20 07:30:00	2022-04-20 07:40:00	0.0	12.33	0.0	42.83	42.33	1.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-20 07:40:00	2022-04-20 07:50:00	0.0	1.83	0.0	95.5	0.0	0.67	2.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-20 07:50:00	2022-04-20 08:00:00	0.0	5.17	0.0	18.33	0.0	74.67	1.83	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-20 08:00:00	2022-04-20 08:10:00	0.0	7.33	0.0	5.5	0.0	66.67	1.5	0.0	1.83	0.0	0.17	0.0	17.0	0.0	0.0
2022-04-20 08:10:00	2022-04-20 08:20:00	1.33	5.83	0.0	44.5	42.17	4.83	1.33	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

Figure 38. Exemple de pourcentage de l'identification de la position d'une personne qui correspond à l'activité « autres activités ».

Après avoir suivi les étapes ci-dessus, nous appliquons des conditions spécifiques liées à l'identification de quelques AVQs. Ces conditions prennent en considération ce qui se passe dans l'intervalle actuel, précédant et suivant pour décider de la modification ou non de labélisation d'une activité. Ces conditions sont présentées dans le tableau 18.

Tableau 18. Ensemble des règles spécifiques à l'identification de quelques AVQs.

	Détection de l'activité « Préparer le repas »	Détection de l'activité « Prendre le repas »	Détection de l'activité « Laver la vaisselle »	La personne est dans la zone de l'évier	Résultat
Condition 1	Vrai	Vrai dans l'intervalle en cours ou dans les 20 dernières minutes	N/A	Vrai	On affecte le temps passé devant l'évier à l'activité « laver la vaisselle »
Condition 2	Vrai	N/A	Vrai dans l'intervalle précédent	Vrai	
Condition 3	Faux dans l'intervalle en cours et dans les 10 minutes précédentes et suivantes	Vrai dans l'intervalle en cours et faux dans les 10 minutes précédentes et suivantes	Faux dans l'intervalle en cours et dans les 10 minutes précédentes et suivantes	N/A	Le temps affecté à l'activité manger le repas sera finalement labellisé comme autres activités. Cette activité peut correspondre à s'asseoir seulement dans la zone de la table à manger.
Condition 4	Vrai	Faux dans l'intervalle en cours et vrai dans les 20 dernières minutes	N/A	N/A	Le temps affecté à l'activité préparer le repas sera labellisé comme autres activités. Cette activité peut correspondre à ranger la cuisine après la prise de repas.
Condition 5	Vrai dans l'intervalle en cours et faux dans les 20 minutes suivantes	Faux dans l'intervalle en cours et dans les 20 minutes suivantes	N/A	N/A	Le temps affecté à l'activité préparer le repas sera labellisé comme autres activités.
Condition 6	Vrai dans l'intervalle en cours et faux dans les 20 minutes suivantes	Faux dans l'intervalle en cours et dans les 20 minutes suivantes	N/A	N/A	Le temps affecté à l'activité préparer le repas sera labellisé comme autres activités.
Condition 7	Faux dans l'intervalle en cours et dans les 10 minutes précédentes et suivantes	Faux dans l'intervalle en cours et dans les 10 minutes précédentes et suivantes	Vrai dans l'intervalle en cours et faux dans les 10 dernières minutes	N/A	Le temps affecté à l'activité laver la vaisselle sera labellisé comme autres activités. Cette activité peut correspondre à la prise de médicaments.

Après avoir appliqué toutes ces conditions, on utilise la matrice de corrélation afin de personnaliser la détection d'activité de prise de repas.

L'utilisation de la matrice de corrélation se déroule selon 3 étapes :

1. Calculer la matrice de corrélation des 7 derniers jours pour identifier les AVQs du 8^{ème} jour comme indiqué dans la figure 39. En effet, nous avons pris 7 jours comme phase d'apprentissage afin de différencier la semaine du week-end car la personne peut avoir 2 comportements alimentaires différents sur ces 2 périodes. Puis, on utilise la matrice obtenue pour personnaliser l'identification de la prise de repas pour le 8^{ème} jour.
2. Extraire les éléments de corrélation entre capteurs spécifiques (les capteurs placés dans la cuisine) : éléments de corrélation entre l'évier et la plaque électrique, entre la table à manger et la plaque électrique, entre le placard et l'évier, entre le placard et la plaque électrique, entre le placard et la table à manger, entre le réfrigérateur et l'évier, entre le réfrigérateur et la plaque électrique, entre le réfrigérateur et la table à manger.
3. Si la valeur des éléments extraits de la matrice de corrélation est élevée (proche de 1), alors la personne surveillée, utilise les différents équipements de la cuisine pour préparer le repas puis pour la prise de repas. Ainsi, la détection de l'activité de préparation du repas est obligatoire comme préalable à la détection d'une activité de prise de repas. Ainsi, si la valeur des éléments extraits de la matrice de corrélation est élevée et qu'il y a détection de l'activité « prendre le repas » dans l'intervalle actuel et qu'il n'y a pas détection de l'activité « préparer le repas » dans l'intervalle actuel ou dans les 20 dernières minutes alors l'activité « prendre le repas » est modifiée par « autres activités ».

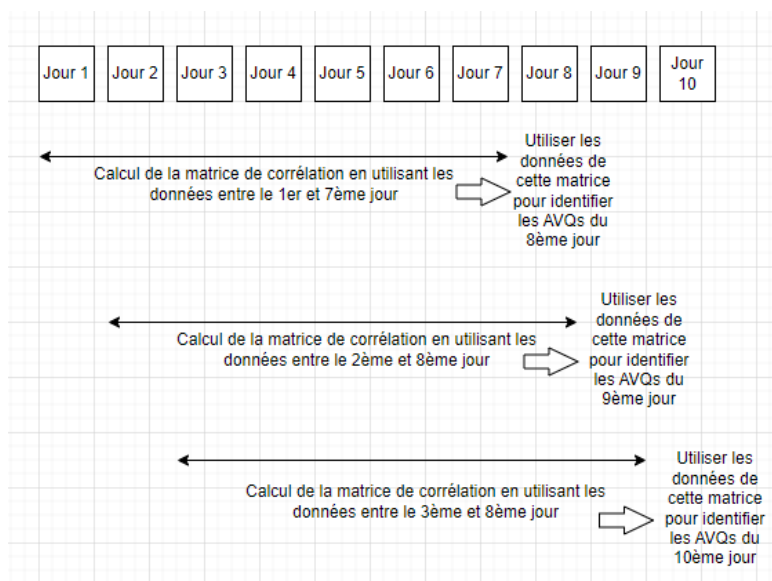


Figure 39. Fenêtre glissante pour le calcul de la matrice de corrélation.

La dernière étape consiste en l'identification des AVQs. Cette étape se focalise sur l'élimination des activités de courtes durées. Les composants de cette étape sont les suivants :

1. Si le temps consacré à la préparation des repas, à la prise de repas, au sommeil/relaxation, à l'hygiène et autres activités est inférieur à 1 minute, celui-ci est affecté à l'activité dominante (plus longue durée) dans l'intervalle actuel.
2. L'activité « faire la vaisselle » n'est pas prise en compte si le temps est inférieur à 30 secondes.
3. Les activités « la personne hors de la maison », « le visiteur à l'intérieur de la maison » ou « l'hygiène nocturne » n'ont aucune condition relative à leur durée.

Il arrive parfois que plusieurs activités soient identifiées au sein d'un même intervalle comme présenté dans les sections 2.5.1.1 et 2.5.1.2 du présent chapitre. On parle ainsi de classification multi-étiquettes, approche qui consiste à considérer qu'une instance peut appartenir à plusieurs classes et non uniquement à une seule. Il existe trois méthodes pour prendre la décision finale sur les AVQs dans un intervalle de temps donné :

- Choisir l'activité qui a dominé l'intervalle de temps : On peut avoir des intervalles où il y a plus d'une AVQ identifiée. C'est pourquoi on peut réaliser un choix en indiquant que l'activité qui a duré le plus longtemps est l'activité retenue pour cet intervalle de temps. La figure 40 présente un exemple de détection d'AVQs par fenêtrage de 30 minutes. Comme indiqué dans la 2^{ème} ligne, on observe une activité d'hygiène dans la nuit entre 6h et 6h30 qui a duré quelques minutes mais l'activité dominante dans cet intervalle est l'activité de « sommeil/relaxation ». Donc, en appliquant notre approche, on élimine cette activité et on ne conserve seulement que l'activité dominante que l'on enregistre comme « ADL_level1 ».

start_date v1	end_date	prepare_food	eat_food	wash_dishes	sleep_rest	hygiene	person_outside_the_house	visitor_inside_the_house	other
2022-04-21	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre
2022-04-21 05:30:00	2022-04-21 06:00:00	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-21 06:00:00	2022-04-21 06:30:00	0.0	0.0	0.0	92.611	7.389	0.0	0.0	0.0
2022-04-21 06:30:00	2022-04-21 07:00:00	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0

start_date v1	end_date	ADL	ADL_level1
2022-04-21	Filtre	Filtre	Filtre
2022-04-21 05:30:00	2022-04-21 06:00:00	sleep-Rest	sleep-Rest
2022-04-21 06:00:00	2022-04-21 06:30:00	sleep-Rest/Hygiene in the night	sleep-Rest
2022-04-21 06:30:00	2022-04-21 07:00:00	sleep-Rest	sleep-Rest

Figure 40. Exemple de détection d'AVQs en gardant seulement l'activité dominante pour un intervalle de temps de 30 minutes.

- Choisir quelques AVQs en fixant un nombre maximal d'AVQs retenues : pour cette approche, on trie les AVQs détectées en fonction du temps de réalisation dans l'intervalle considéré. Puis, on fixe un nombre d'AVQs à retenir et on néglige les autres AVQs. La figure 41 présente un exemple de détection d'AVQs par fenêtrage de 30 minutes. En effet, comme indiqué dans la dernière ligne, on a eu plusieurs AVQs détectées dans cet intervalle de temps. Si on se limite à 2 activités par intervalle, alors on obtient l'activité « prendre le repas » et « hygiène » qui est présentée sous le colonne « ADL_level2 ».

start_date v1	end_date	prepare_food	eat_food	wash_dishes	sleep_rest	hygiene	person_outside_the_house	visitor_inside_the_house	other
2022-04-21	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre
2022-04-21 05:30:00	2022-04-21 06:00:00	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-21 06:00:00	2022-04-21 06:30:00	0.0	0.0	0.0	92.611	7.389	0.0	0.0	0.0
2022-04-21 06:30:00	2022-04-21 07:00:00	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-21 07:00:00	2022-04-21 07:30:00	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-21 07:30:00	2022-04-21 08:00:00	0.0	0.0	0.0	99.222	0.489	0.0	0.0	0.389
2022-04-21 08:00:00	2022-04-21 08:30:00	1.889	41.444	4.278	0.0	28.667	0.0	8.722	15.0

start_date ▼¹	end_date	ADL	ADL_level2
2022-04-21	Filtre	Filtre	Filtre
2022-04-21 05:30:00	2022-04-21 06:00:00	sleep-Rest	sleep-Rest
2022-04-21 06:00:00	2022-04-21 06:30:00	sleep-Rest/Hygiene in the night	sleep-Rest/Hygiene in the night
2022-04-21 06:30:00	2022-04-21 07:00:00	sleep-Rest	sleep-Rest
2022-04-21 07:00:00	2022-04-21 07:30:00	sleep-Rest	sleep-Rest
2022-04-21 07:30:00	2022-04-21 08:00:00	Get up from the bed	Get up from the bed
2022-04-21 08:00:00	2022-04-21 08:30:00	Eat food/Hygiene/Other activities/The visitor inside the house/Wash dishes	Eat food/Hygiene

Figure 41. Exemple de détection d’AVQs en gardant seulement deux activités dominantes pour un intervalle de temps de 30 minutes.

- La prise en compte de toutes les AVQs quelle que soit leur durée : pour cette approche, on retient toutes les activités détectées dans cet intervalle. La figure 42 présente un exemple de détection d’AVQs par fenêtrage de 30 minutes. En effet, comme indiqué dans la dernière ligne, on a eu plusieurs AVQs détectées dans cet intervalle de temps. Et en appliquant notre approche, on retient toutes ces activités qui sont présentées dans la colonne « ADL».

start_date ▼¹	end_date	prepare_food	eat_food	wash_dishes	sleep_rest	hygiene	person_outside_the_house	visitor_inside_the_house	other
2022-04-21	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre	Filtre
2022-04-21 05:30:00	2022-04-21 06:00:00	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-21 06:00:00	2022-04-21 06:30:00	0.0	0.0	0.0	92.611	7.389	0.0	0.0	0.0
2022-04-21 06:30:00	2022-04-21 07:00:00	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-21 07:00:00	2022-04-21 07:30:00	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2022-04-21 07:30:00	2022-04-21 08:00:00	0.0	0.0	0.0	99.222	0.489	0.0	0.0	0.389
2022-04-21 08:00:00	2022-04-21 08:30:00	1.889	41.444	4.278	0.0	28.667	0.0	8.722	15.0

start_date ▼¹	end_date	ADL
2022-04-21	Filtre	Filtre
2022-04-21 05:30:00	2022-04-21 06:00:00	sleep-Rest
2022-04-21 06:00:00	2022-04-21 06:30:00	sleep-Rest/Hygiene in the night
2022-04-21 06:30:00	2022-04-21 07:00:00	sleep-Rest
2022-04-21 07:00:00	2022-04-21 07:30:00	sleep-Rest
2022-04-21 07:30:00	2022-04-21 08:00:00	Get up from the bed
2022-04-21 08:00:00	2022-04-21 08:30:00	Eat food/Hygiene/Other activities/The visitor inside the house/Wash dishes

Figure 42. Exemple de détection d’AVQs en gardant toutes les activités pour un intervalle de temps de 30 minutes.

Pour notre système, la 3^{ème} approche qui conserve toutes les AVQs détectées dans un intervalle a été retenue. En effet, si on essaye d’appliquer la 1^{ère} ou la 2^{ème} approche, on perd différentes informations liées à diverses activités comme indiqué dans les résultats présentés dans les figures 40 et 41. En fait, la figure 40 montre que l’on perd l’information sur l’activité « hygiène » dans la nuit, et la figure 41 montre que l’on perd l’information de l’activité « laver la vaisselle », etc. C’est pourquoi il nous a semblé pertinent de choisir la 3^{ème} approche.

Afin de vérifier la fiabilité et la performance de cette approche logique basée sur la matrice de corrélation, nous avons appliqué le même jeu de données sur d’autres algorithmes et avons obtenu des résultats comparatifs qui seront présentés dans le chapitre suivant.

3.2. Algorithmes d'apprentissage non supervisé

Il existe plusieurs algorithmes d'apprentissage supervisé et non supervisé qui ont été utilisés pour détecter les AVQs comme nous l'avons illustré dans le premier chapitre. Afin d'appliquer les algorithmes d'apprentissage, il est nécessaire d'annoter les AVQs. Néanmoins, cette tâche est assez compliquée si on ne dispose pas de caméras dans la maison de la personne surveillée ou d'un outil permettant une description précise continue et temps réel de ce qui se passe réellement. En effet, si on demande aux personnes surveillées elles même d'annoter leurs activités, il arrive très souvent que ces annotations soient incomplètes, partielles voire non réalisées. En effet, lors de la première phase de tests réalisée avec des jeunes volontaires, seule une personne a annoté quelques activités « prendre le repas ». De plus, si on demande à un expert d'annoter les données brutes, cette solution se révèle chronophage si on dispose d'une grande quantité de données et il y a toujours la possibilité de réaliser des erreurs dans l'annotation. Il reste donc le choix d'appliquer des algorithmes d'apprentissage non supervisé, ces derniers fonctionnant avec des données non annotées (comme dans notre étude ou dans les différentes bases de données ouvertes telles que celles du projet CASAS [9]). Nous nous limiterons ainsi à 3 algorithmes les plus utilisés à savoir K-means, Gaussian Mixture Model (GMM) et BIRCH.

3.2.1. Algorithme K-means

L'un des algorithmes d'apprentissage non supervisé les plus simples et les plus populaires est l'algorithme K-means. Il permet d'analyser un jeu de données pour regrouper les données « similaires » en groupes (ou clusters). Ce concept est utilisé dans divers domaines de l'industrie, tels que le marketing de segmentation des clients, l'analyse des réseaux sociaux, etc. K-means traite tous les points de données de la même manière au cours de l'étape d'affectation, sans tenir compte des différences d'importance ou de pertinence [132].

L'algorithme K-means avec données pondérées étend l'algorithme K-means de base. En effet, dans de nombreux scénarios réels, les points de données peuvent avoir différents niveaux d'importance ou de signification. L'algorithme K-means avec données pondérées tient compte de ces poids lors de l'étape d'affectation. L'algorithme veille à ce que les points ayant des poids plus élevés contribuent davantage au calcul des centroïdes des grappes, ce qui signifie qu'ils ont une plus grande influence sur le résultat final du regroupement. La méthode K-means avec données pondérées peut s'avérer utile dans des situations où la méthode K-means traditionnelle pourrait produire des résultats sous-optimaux, car elle traite tous les points de données de la même manière. Pour effectuer un K-means de données pondérées, les poids des points de données sont généralement attribués en fonction de la connaissance experte du domaine ou des caractéristiques des données [133].

3.2.2. Algorithme Gaussian Mixture Model

Les modèles de mélange gaussien (Gaussian Mixture Model) sont des modèles probabilistes permettant de représenter des sous-populations normalement distribuées au sein d'une population globale. Il s'agit d'un type de modèle de mélange, dans lequel les données sont supposées être générées à partir d'un mélange de plusieurs distributions gaussiennes (également connues sous le nom de distributions normales). Chaque distribution gaussienne du mélange représente un composant ou une grappe au sein des données. En général, les modèles de mélange ne nécessitent pas

de savoir à quelle sous-population appartient un point de données, ce qui permet au modèle d'apprendre automatiquement les sous-populations. L'affectation des sous-populations n'étant pas connue, il s'agit d'une forme d'apprentissage non supervisé [134].

Un GMM avec données pondérées (Weighted-Data Gaussian Mixture Model : W-GMM) existe et permet d'incorporer des poids différents pour les points de données individuels. Dans le contexte du W-GMM, le poids associé à chaque point de données indique son importance ou sa signification dans le processus de modélisation. Les points de données ayant un poids plus élevé ont une plus grande influence sur les paramètres des distributions gaussiennes. Cela permet au modèle d'accorder plus d'importance à certaines observations lors de l'estimation des composantes sous-jacentes des données [135].

3.2.3. Algorithme BIRCH

BIRCH (Balanced Iterative Reducing and Clustering using Hierarchies) est un algorithme d'exploration de données non supervisé qui effectue un regroupement hiérarchique sur de grands ensembles de données. Il s'agit d'un algorithme de regroupement qui peut regrouper de grands ensembles de données en générant d'abord un petit résumé compact de l'ensemble de données qui conserve autant d'informations que possible. BIRCH est souvent utilisé pour compléter d'autres algorithmes de regroupement en créant un résumé de l'ensemble de données que l'autre algorithme de regroupement peut alors utiliser. Il construit de manière incrémentale et dynamique une structure de données arborescente pour représenter la distribution des données, ce qui facilite à la fois le regroupement et la détection des valeurs aberrantes [136].

Dans l'algorithme BIRCH standard, tous les points de données sont traités de la même manière. Cependant, dans certains scénarios réels, tous les points de données n'ont pas la même importance. D'où le besoin d'utiliser l'algorithme BIRCH avec des données pondérées. Les modifications de la pondération des données sont réalisées à l'étape d'insertion et de mise à jour des nœuds afin de s'assurer que les informations pondérées soient utilisées de manière appropriée [137].

Concernant la labellisation des activités, les clusters sont formés en regroupant les différentes fenêtres de données et en les numérotant de 0 au nombre de clusters demandé, puis a posteriori, labellisés selon les données que possède chaque cluster.

Ainsi ces trois algorithmes utilisent la pondération des données afin d'augmenter ou de réduire l'influence de certaines données de capteurs sur le modèle. En effet, le capteur de contact du réfrigérateur est moins activé par rapport aux autres capteurs, mais fournit davantage d'informations sur les AVQs. Afin de prendre cela en compte, nous avons augmenté la pondération correspondante à ces événements dans les algorithmes d'apprentissage non-supervisé. La même pondération a été utilisée pour chaque algorithme.

Chacun des 3 algorithmes prend en paramètre d'entrée le nombre de clusters à définir parmi les données. Ce nombre correspond par exemple au paramètre k de l'algorithme K-means. Afin de choisir ce nombre de clusters, nous avons suivi la méthode classique dites "méthode du coude" [132] pour l'algorithme K-means. Dans cette méthode, nous avons fait varier le paramètre k de 2 à 20, en calculant dans chaque cas la valeur de la variance intra-cluster, c'est à dire comment les points de chaque cluster sont éparpillés. Plus le paramètre k augmente, plus la variance diminue car nous obtenons des clusters de plus en plus fins. Le paramètre choisi est alors celui pour lequel la variance

commence à se stabiliser (ce qui ressemble à un coude si l'on visualise la variance en fonction de k). Dans notre cas, le paramètre choisi est alors $k=6$. De fait, celui-ci correspond au nombre total d'AVQs. Nous avons donc choisi de conserver ce paramètre pour l'application des algorithmes GMM et BIRCH.

Les résultats de ces 3 algorithmes et de l'algorithme de méthode logique basé sur la matrice de corrélation sont présentés dans le chapitre 4. Après avoir exposé notre démarche pour l'identification des AVQs, la dernière phase de notre étude consiste en l'estimation du niveau de risque d'isolement social.

4. Estimation du niveau de risque d'isolement social

À la suite de la détection d'AVQs, l'extraction de plusieurs indicateurs permet de calculer le niveau de risque d'isolement social chez les personnes âgées. Le niveau de risque d'isolement social est obtenu en combinant un niveau de risque d'isolement social lié à la mobilité et un niveau de risque d'isolement social lié à la prise de repas.

La prédiction d'isolement social lié à la mobilité est basée sur les indicateurs relatifs à la mobilité extraite sur une période comme :

- La moyenne du pourcentage de temps consacré à l'activité « sommeil/relaxation » par jour.
- La moyenne du pourcentage de temps passé à l'extérieur de la maison par jour.
- La moyenne du nombre de sorties à l'extérieur de la maison par jour.
- La moyenne du nombre de transitions entre les capteurs par jour.
- La moyenne du nombre d'activations des capteurs par jour.
- La moyenne du nombre d'activations des capteurs divisé par la durée de présence de la personne à la maison par jour.
- La moyenne du nombre de siestes par jour.

La prédiction d'isolement social lié à la prise de repas est basée sur les indicateurs relatifs à la prise de repas sur une période comme :

- La moyenne du pourcentage du temps passé pour l'activité « préparer le repas » par jour.
- La moyenne du pourcentage du temps passé pour l'activité « prendre le repas » par jour.
- La moyenne du pourcentage du temps passé pour l'activité « laver la vaisselle » par jour.
- La moyenne du pourcentage du temps passé à la cuisine par jour.
- La moyenne du nombre d'utilisations du réfrigérateur par jour.
- La moyenne du nombre d'utilisations du placard par jour.
- La moyenne du nombre d'activations des capteurs de la cuisine par jour.

Afin de confirmer notre estimation du niveau de risque d'isolement social, nous nous sommes appuyés sur le score obtenu à travers un formulaire rempli avec les personnes âgées en début et en fin d'expérimentation (environ 3 mois entre les deux réalisations du formulaire). Le formulaire proposé reprend le LSNS-6 présenté dans la section 2.4 du chapitre 1 et est utilisé comme vérité terrain pour l'évaluation du niveau de risque d'isolement social estimé. Le score d'isolement social de LSNS-6 est compris entre 0 et 30, un score inférieur ou égal à 12 correspondant à une situation « à risque » d'isolement social. On propose ainsi de mettre en place 3 niveaux inspirés de la règle du LSNS-6 pour le niveau de risque d'isolement social :

- Un niveau entre 0 et 12 indique un risque élevé d'isolement social.
- Un niveau entre 13 et 17 indique un risque moyen d'isolement social.
- Un niveau entre 18 et 30 indique un risque faible d'isolement social.

Afin de réaliser l'estimation du niveau de risque d'isolement social, nous avons utilisé trois algorithmes d'apprentissage supervisé. Ces derniers ont été testés et évalués.

- **Arbre de décision**

Un arbre de décision est une structure arborescente de type organigramme dans laquelle un nœud interne représente une caractéristique (ou un attribut), la branche représente une règle de décision et chaque nœud feuille représente le résultat. Le nœud le plus élevé d'un arbre de décision est appelé nœud racine. L'algorithme apprend à partitionner sur la base de la valeur de l'attribut. Il partitionne l'arbre de manière récursive, appelée partition récursive. Sa visualisation ressemble à celle d'un diagramme de flux qui imite facilement la pensée humaine. C'est pourquoi les arbres de décision sont faciles à comprendre et à interpréter [138].

- **Forêt d'arbres décisionnels ou forêt aléatoire**

La forêt aléatoire est un algorithme d'apprentissage supervisé présentant deux variantes : l'une est utilisée pour les problèmes de classification et l'autre pour les problèmes de régression. C'est l'un des algorithmes les plus flexibles et les plus faciles à utiliser. Il crée des arbres de décision sur des échantillons de données, obtient des prédictions de chaque arbre et sélectionne la meilleure prédiction.

L'algorithme de la forêt aléatoire combine plusieurs arbres de décision, ce qui donne une forêt d'arbres, d'où le nom de forêt aléatoire. Plus le nombre d'arbres dans la forêt est élevé, plus la précision est grande [139].

- **Régression logistique**

Un modèle statistique appelé régression logistique étudie les relations entre un ensemble de variables qualitatives X_i et une variable qualitative Y . Il s'agit d'un modèle linéaire généralisé qui utilise une fonction de lien logistique. Un modèle de régression logistique utilise également l'optimisation des coefficients de régression pour prédire la probabilité qu'un événement se produise (valeur 1) ou non (valeur 0). Ce résultat oscille constamment entre 0 et 1. Lorsque la valeur prédite est supérieure à un seuil, l'événement est susceptible de se produire, mais il ne l'est pas lorsque la valeur est inférieure au même seuil [140].

La comparaison des résultats issus des 3 algorithmes sera présentée dans le chapitre 4.

5. Conclusion

Nous avons décrit dans ce chapitre notre approche d'identification des AVQs et d'estimation du niveau de risque d'isolement social. La première étape est la collecte et le prétraitement des données brutes provenant des divers capteurs installés dans le domicile de la personne surveillée, soulignant ainsi l'importance cruciale de cette étape fondamentale pour la suite de notre travail. Ensuite, nous avons décrit la détection de l'occupation du domicile, en distinguant trois cas : « la personne est à l'intérieur de la maison », « la personne est à l'extérieur de la maison » et « un visiteur est à l'intérieur de la maison ». Puis, nous avons détaillé notre approche d'identification des AVQs ciblées

(« sommeil/relaxation », « préparer repas », « prendre repas », « laver la vaisselle », « hygiène » et « autres activités »). En effet, quatre algorithmes, à savoir l'algorithme logique basé sur la matrice de corrélation, K-means, Gaussian Mixture Model et BIRCH, ces trois derniers basés sur des données pondérées, ont été utilisés afin de comparer leur performance. Pour chaque algorithme, nous avons appliqué deux méthodologies de fenêtrage des flux de données, le fenêtrage temporel (5, 10, 20 et 30 minutes) et le fenêtrage basé sur les activations des capteurs (10, 15, 20 et 30 activations) afin d'évaluer leur impact sur la détection des AVQs. Enfin, nous avons exposé notre approche de détection du niveau de risque d'isolement social s'appuyant sur l'extraction de différents indicateurs relatifs à la mobilité et à la prise de repas, lesquels sont ensuite utilisés par trois algorithmes d'apprentissage supervisé : l'arbre de décision, la forêt aléatoire et la régression logistique pour comparer leurs résultats.

Dans le chapitre 4, les résultats d'analyse des données obtenus dans le cadre d'une installation en environnement réel au domicile de 3 jeunes adultes dans un premier temps (phase de validation des approches) puis au domicile de 6 personnes âgées résidant dans une résidence autonomie pour personnes âgées sont présentés.

Chapitre 4. Expérimentation et résultats d'analyse des données

1. Introduction

L'isolement social est considéré comme l'un des facteurs possibles à l'origine de troubles tels que la dépression, les troubles cognitifs et l'appauvrissement du réseau social [141]. Ainsi, une intervention précoce et des mesures appropriées de la part des proches et des professionnels de la santé peuvent aider les personnes âgées à surmonter cette situation de santé. Comme nous l'avons explicité dans les chapitres précédents, pour estimer l'isolement social chez les personnes âgées, il est nécessaire d'identifier les activités principales telles que le sommeil/relaxation, la préparation du repas, la prise de repas, laver la vaisselle, faire son hygiène, ainsi que d'autres activités. Nous avons également inclus l'identification de la personne à l'extérieur de sa maison et la présence d'un visiteur. Ces activités ont été identifiées à l'aide de différents algorithmes d'apprentissage automatique, exploitant les capteurs de mouvement et les capteurs de contact. À partir de ces activités, des indicateurs pertinents ont été extraits liés à la mobilité et à la prise de repas. En utilisant ces indicateurs, plusieurs modèles, dont l'arbre de décision, la forêt aléatoire et la régression logistique, ont été appliqués pour estimer le niveau de risque d'isolement social avec le score de LSNS-6 comme référence. La performance de chaque modèle a été évaluée afin de déterminer l'algorithme le plus performant.

2. Phases d'expérimentation de l'étude

Dans un premier temps, l'architecture du système décrit dans le chapitre 2 (figure 10) a été déployée dans 4 habitations. Les objectifs de cette première expérience étaient de valider la configuration technique et le choix des capteurs, de collecter des données précises, en situation réelle, au domicile des participants, ainsi que de développer et tester l'algorithme que nous avons proposé. Aucun scénario précis n'a été réalisé par les participants. Le but de cette collecte de données était de comprendre comment les AVQs ciblées sont réalisées par la personne au sein de son domicile de vie et d'identifier les modifications dans leurs habitudes de vie. Dans un second temps, nous avons installé notre système au domicile de 6 personnes âgées résidant dans la résidence autonomie de Lègue située dans la ville de Frouzins (31). La Résidence de Lègue n'est pas une structure médicalisée mais elle est surveillée 24h/24. Pour assurer ce fonctionnement, une équipe de maîtresses de maison est présente en permanence et propose aux résidents un accompagnement et une surveillance au quotidien. La structure est donc à mi-chemin entre le domicile et la structure d'accueil médicalisée. Le nombre de participants est limité dans cette étude. Ceci est dû en grande partie aux difficultés rencontrées dans le recrutement des personnes âgées pour cette expérimentation durant la période COVID en 2020.

2.1. Participants

2.1.1. Participants jeunes

La 1^{ère} phase a permis de collecter les données, entre décembre 2020 et juillet 2021, auprès de 4 participants jeunes vivants seuls dans leur domicile. Parmi ces 4 participants, un est un doctorant et 3 sont des jeunes travailleurs. Ils sont âgés entre 26 et 30 ans au moment de la collecte des données et sont en bonne santé. Le tableau 19 présente une brève description du profil des participants.

Tableau 19. Profil des participants lors de la 1^{ère} phase.

Sujets	Participant W	Participant X	Participant Y	Participant Z
Nombre de jours de données collectées	51 jours	36 jours	33 jours	36 jours
Âge	26	30	27	26
Sexe	Masculin	Masculin	Féminin	Masculin
Type de maison	Appartement	Appartement	Appartement	Appartement
Situation	Travailleur	Travailleur	Travailleur	Doctorant

2.1.2. Participants âgés

La 2^{ème} phase s'est déroulée entre avril 2022 et février 2023 et a impliqué 6 participants âgés de la résidence autonomie de Lègue à Frouzins (31). Les participants sont âgés de 60 à 87 ans au moment de la collecte des données. Ces 6 personnes vivent seules et peuvent bénéficier de différents services comme la téléassistance, le portage de repas, l'aide à domicile, les soins infirmiers en fonction de l'état de santé de la personne. Le tableau 20 présente une brève description du profil des participants.

Tableau 20. Profil des participants lors de la 2^{ème} phase.

Sujets	Participant A	Participant B	Participant C	Participant D	Participant E	Participant F
Nombre de jours de données collectées	145 jours	121 jours	115 jours	123 jours	69 jours	113 jours
Age	87	65	86	86	60	83
Sexe	Féminin	Masculin	Féminin	Féminin	Féminin	Féminin
Type de maison	Résidence personne âgée	Studio (Résidence personne âgée)	Résidence personne âgée	Résidence personne âgée	Résidence personne âgée	Appartement
Situation	Seule	Seul	Seule	Seule	Seule (avec un chat)	Seule
Services bénéficiés	Téléassistance, portage de repas (repas pris en commun le midi), aide à domicile, soins infirmiers	Téléassistance, portage de repas (Du mercredi au dimanche soir : repas dans le studio et le midi, mange dans le restaurant commun de la résidence), aide-ménagère (lundi et jeudi après-midi), soins infirmiers (tous les jours matin à 10h30 et après-midi à 16h30-17h)	Téléassistance, portage de repas, aide-ménagère	Aide à domicile (1 fois/15 jours), portage de repas (arrivée à la résidence il y a 5 mois)	Téléassistance, portage de repas (repas prise en commun le midi et soir sauf 2 fois par semaine pour le déjeuner), aide à domicile (tous les jours à 18h30), soins infirmiers (elle est arrivée en juin 2022, son bras est cassé au début de l'expérience puis elle a enlevé la prothèse vers la fin de l'expérience)	Téléassistance, aide à domicile (chaque jeudi matin entre 9h et 10h30)

Nous avons demandé à chaque participant de remplir un questionnaire qui se compose de 3 parties. La 1^{ère} partie porte sur le profil général de la personne. La 2^{ème} partie se compose du questionnaire LSNS-6, présenté dans la section 2.4 du chapitre 1, pour identifier le score d'isolement social et de

l'échelle de solitude de Jong Gierveld, présenté dans la section 2.4 du chapitre 1, pour identifier le score de solitude. La 3^{ème} partie concerne des questions pour identifier les habitudes de vie de la personne en termes de mobilité et de prise de repas. Ce questionnaire est présenté dans l'annexe 5. Chaque participant a rempli le questionnaire au début et à la fin de l'expérience. Les personnes jeunes de la 1^{ère} phase ont répondu uniquement au début de l'expérience à ce questionnaire compte tenu de la courte durée de la collecte des données.

Nous avons identifié chaque participant par un code connu uniquement par le responsable de l'étude pour garantir l'anonymisation des données. Ils sont présentés ici par une lettre.

Ces expérimentations, qui ont fait l'objet d'une déclaration normale auprès du comité éthique de la recherche de Toulouse (n°2022-465) ainsi que d'un consentement éclairé avec les personnes et leurs familles (annexe 4), se sont déroulées sur une période comprise entre 33 et 51 jours pour les jeunes participants et 69 et 145 jours pour les participants âgés.

2.1.3. Base de données Aruba-1

Pour valider les résultats de notre algorithme, nous avons utilisé la base de données Aruba-1, une base de données ouverte au public et qui a été développée dans le cadre du projet CASAS [9]. Aruba-1 est un ensemble de données annotées composé de données de capteurs collectées dans la maison d'un résident sur une période de 219 jours (environ 7 mois). La collecte de données a été réalisée en utilisant des capteurs ambiants tels que des capteurs de mouvement, des capteurs de contact et des capteurs de température, ce qui est comparable à nos choix de capteurs. L'habitant de la maison était une femme. Ses enfants et petits-enfants lui rendaient visite régulièrement. Elle effectuait ses activités quotidiennes sans aucune supervision ni scénario prédéfini. Cet ensemble de données contient 11 catégories d'activités, notamment préparer des repas, se détendre, manger, travailler, dormir, laver la vaisselle, se déplacer du lit aux toilettes, entrer à la maison, quitter la maison, faire le ménage et utiliser l'appareil respiratoire pour son problème d'apnée du sommeil. Les données brutes des capteurs incluent des informations telles que la date, l'heure, l'ID du capteur, l'état du capteur, l'activité et l'état de l'activité tels qu'indiqué dans le tableau 21.

Tableau 21. Exemple de données brutes des capteurs ambiants Aruba-1.

Date	Temps	ID du capteur	État du capteur	Activité	Etat de l'activité
2010-11-04	05:40:51.303739	M004	ON	Du lit aux toilettes	Début
2010-11-04	05:40:52.342105	M005	OFF	"	
2010-11-04	05:40:57.176409	M007	OFF	"	
2010-11-04	05:40:57.941486	M004	OFF	"	
2010-11-04	05:43:24.021475	M004	ON	"	
2010-11-04	05:43:26.273181	M004	OFF	"	
2010-11-04	05:43:26.345503	M007	ON	"	
2010-11-04	05:43:26.793102	M004	ON	"	
2010-11-04	05:43:27.195347	M007	OFF	"	
2010-11-04	05:43:27.787437	M007	ON	"	
2010-11-04	05:43:29.711796	M005	ON	"	
2010-11-04	05:43:30.279021	M004	OFF	Du lit aux toilettes	Fin

En vue de réaliser une évaluation de nos algorithmes et compte tenu de la connaissance a priori des AVQs ciblés pour notre étude, nous avons effectué quelques modifications sur les AVQs annotés d'Aruba-1. Nous avons fusionné les activités se détendre, travailler, faire le ménage et respirer avec l'appareil respiratoire en une seule activité qui est « autres activités ». L'activité « du lit aux toilettes » a été transformée en « hygiène » et le temps entre « quitter la maison et entrer à la maison » a été labellisé comme « la personne est à l'extérieur de la maison ».

Des prétraitements sur les données ont été réalisés afin de correspondre à notre format de données. La maison est instrumentée avec 31 capteurs de mouvements, 4 capteurs de contacts et 4 capteurs de température. Les capteurs de température ont été exclus de l'analyse de données. La répartition des capteurs est indiquée dans la figure 43.

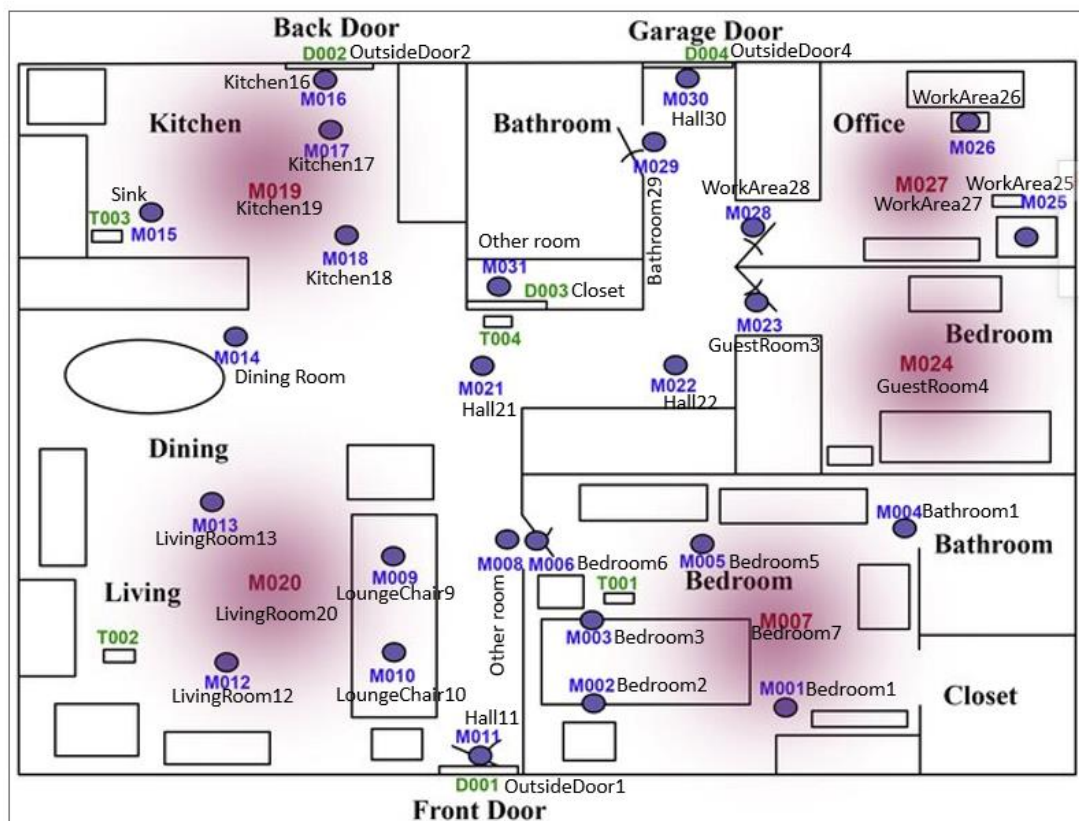


Figure 43. Plan de l'installation des capteurs au sein de la maison d'Aruba-1.

En résumé, nous avons installé notre système chez deux profils de personnes (jeunes et âgées) et avons testé nos algorithmes sur deux types de base de données (une base de données collectées par notre système et une base de données publique).

3. Résultats des expérimentations

En se basant sur l'architecture globale présentée dans le chapitre 2, nos algorithmes ont été appliqués sur diverses bases de données afin d'identifier les AVQs et estimer le niveau de risque d'isolement social. Les divers résultats sont présentés dans les paragraphes suivants.

3.1. Détection d'occupation de la maison

Cette étape consiste à appliquer l'algorithme d'identification de l'occupation de la maison, présenté dans la section 2.3 du chapitre 3, pour identifier 3 situations : « la personne est à l'intérieur de la maison », « la personne est à l'extérieur de la maison » et « un visiteur est présent dans la maison ». En effet, il est essentiel de repérer ces différentes périodes afin d'examiner uniquement les moments où la personne est seule à son domicile, afin de vérifier que les AVQs réalisées à l'intérieur de la maison sont bien réalisées par la personne surveillée et non par un tiers.

Afin d'illustrer la détection de ces situations, nous avons choisi le participant F qui reçoit chaque jeudi une aide à domicile entre 9h et 10h30, comme indiqué dans sa réponse au questionnaire présenté dans l'annexe 6. On voit, dans la figure 44, que le système a bien détecté la présence d'un visiteur le jeudi 13/10/2022. En effet, nous disposons de 19 jeudis entre le 29/09/2022 et le 09/02/2023 (période d'expérimentation pour le participant F). Nous en retiendrons seulement 16 dûs à une perte de données pendant cette période. En observant les résultats de l'algorithme dans l'intervalle entre 8h et 12h, la présence d'un visiteur a été détectée pour 15 jeudis. Aucune visite n'a été détectée pour le jeudi 29/12/2022, ce qui peut s'expliquer par le fait qu'il se situe pendant la période des fêtes de fin d'année. Un doute subsiste sur la durée de présence de l'aide à domicile pour deux jeudis car celle-ci est restée moins de 30 minutes.

Ainsi, le taux de reconnaissance de l'évènement « présence de l'aide à domicile » pour le participant F nous donne : $14/16=0,875$.


type	start_time ^{v1}	end_time
Filter	2022-10-13 	Filter
The person is inside his/her home	2022-10-13 00:00:00	2022-10-13 10:59:21
The Visitor is inside the house	2022-10-13 08:58:00	2022-10-13 09:41:00
The Visitor is inside the house	2022-10-13 09:42:47	2022-10-13 10:33:25
The person is outside his/her home	2022-10-13 10:59:21	2022-10-13 12:18:44
The person is inside his/her home	2022-10-13 12:18:44	2022-10-13 12:31:57
The person is outside his/her home	2022-10-13 12:31:57	2022-10-13 12:36:09
The person is inside his/her home	2022-10-13 12:36:09	2022-10-13 13:51:37
The person is outside his/her home	2022-10-13 13:51:37	2022-10-13 15:38:40
The person is inside his/her home	2022-10-13 15:38:40	2022-10-13 23:59:59

Figure 44. Exemple de données d'entrée/sortie du participant F.

NB : Le système possède une limite inhérente aux caractéristiques des capteurs utilisés qui ne sont pas capable de différencier les personnes au sein de l'habitat. En effet, le système détecte seulement l'entrée et la sortie de la personne sans être en mesure de savoir si elle est accompagnée d'un visiteur.

À la suite de l'expérimentation, le participant C a semblé intéressé par les observations et conclusions de nos analyses et a voulu mettre à l'épreuve notre système en demandant quelles AVQs avaient été détectées lors de la journée du 3 juin 2022. En effet, durant cette journée, ce participant avait demandé à un employé de la résidence de le réveiller tôt car il avait un rendez-vous et il a passé la journée à l'extérieur de la maison. Comme l'illustre la Figure 45, notre système a bien détecté l'arrivée d'un visiteur à 6h52, qui est resté un court instant, puis son départ entre 7h51 et 18h32. Lors de la présentation de ces résultats, le participant C a confirmé ce que l'on avait observé.

type	start_time ^{▼1}	end_time
Filtre	2022-06-03 <input checked="" type="checkbox"/>	Filtre
The person is inside his/her home	2022-06-03 00:00:00	2022-06-03 07:51:59
The Visitor is inside the house	2022-06-03 06:00:52	2022-06-03 06:01:37
The person is outside his/her home	2022-06-03 07:51:59	2022-06-03 18:32:43
The person is inside his/her home	2022-06-03 18:32:43	2022-06-03 23:59:59
The Visitor is inside the house	2022-06-03 21:35:52	2022-06-03 21:38:55

Figure 45. Exemple de données d'entrée/sortie de participant C pour la journée 03/06/2022.

De plus, nous avons évalué l'activité « la personne est à l'extérieur de la maison » pour la base de données Aruba-1 et nous avons obtenu les résultats indiqués dans le tableau 22. Les indicateurs de performance utilisés sont : la sensibilité, la spécificité, l'exactitude et le F-mesure.

TP (True Positive) : instances de classes positives correctement classées comme positives.

FN (False Negative) : instances de classes positives classées à tort comme négatives.

FP (False Positive) : instances de classes négatives incorrectement classées comme positives.

TN (True Negative) : instances de classes négatives correctement classées comme négatives.

$$\text{Sensitivité} = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (4)$$

$$\text{Spécificité} = \frac{TN}{(TN+FP)} \quad (5)$$

$$\text{Exactitude} = \frac{TP+TN}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (6)$$

$$F - \text{ mesure} = \frac{2*TP}{(2*TP+FP+FN)} \quad (7)$$

Nous avons appliqué l'algorithme d'identification d'occupation de la maison sur la base de données Aruba-1 et les indicateurs de performance calculés à partir des quatre équations (4) à (7). On constate que les résultats obtenus avec l'utilisation de fenêtres temporelles ont donné des performances supérieures à l'utilisation de fenêtres d'activations des capteurs. En revanche, le changement de la valeur de l'intervalle pour les 2 approches n'a qu'un effet limité sur les performances obtenues.

Tableau 22. Performance de l'identification de l'activité « la personne est à l'extérieur de la maison ».

	Sensitivité	Spécificité	Exactitude	F-mesure
Fenêtre de 5 min	0,989	0,983	0,984	0,954
Fenêtre 10 min	0,991	0,98	0,982	0,95
Fenêtre 20 min	0,995	0,98	0,983	0,955
Fenêtre 30 min	0,988	0,976	0,978	0,946
Fenêtre de 10 activations	0,716	0,988	0,985	0,503
Fenêtre 15 activations	0,787	0,985	0,982	0,544
Fenêtre 20 activations	0,88	0,983	0,982	0,611
Fenêtre 30 activations	0,891	0,976	0,974	0,605

3.2. Classification des AVQs

En utilisant les résultats de la détection d'occupation de la maison, nous pouvons ici nous concentrer sur la classification des AVQs de la personne quand elle est seule dans son logement. Les AVQs

ciblées sont « sommeil/relaxation », « préparer le repas », « prendre le repas », « laver la vaisselle », « hygiène » et « autres activités » en nous focalisant essentiellement sur les activités liées à la prise de repas et la mobilité. Comme indiqué dans la section 7 du chapitre 1, il est difficile d'obtenir des données annotées. En effet, les personnes ont tendance à oublier d'effectuer l'annotation de leurs AVQs, et il est très compliqué de demander à un expert d'annoter une grande quantité de données. Nous avons donc décidé de travailler avec des données non annotées, en validant notre approche grâce aux annotations partielles dont nous disposons. Pour cela, nous avons proposé 4 algorithmes d'apprentissage non supervisé afin d'identifier les AVQs pour les 3 cohortes de participants présentés dans la section 2.1 ci-dessus (personnes jeunes, personnes âgées et base de données publique Aruba-1). Afin de faire une comparaison entre les différents algorithmes, nous avons divisé les données de chaque participant en 3 parties (80% de données pour l'apprentissage, 10% pour la validation et 10% pour le test). Et comme dans certains cas nous avons quelques données annotées, nous avons placé ces données dans la partie test des données. Nous avons ensuite comparé les quelques données annotées avec le résultat obtenu pour chaque algorithme. Les résultats obtenus sont présentés dans les paragraphes suivants.

3.2.1. Détection de l'activité « prendre le repas » en utilisant les données d'une personne jeune

Comme indiqué à la section 3.2 du chapitre 3, les jeunes participants ont été invités à annoter leurs AVQs, mais une seule personne a annoté certaines activités « prendre le repas ». Par conséquent, nous avons appliqué nos algorithmes de classification définie dans la section 3 du chapitre 3 pour étudier leur performance dans la détection de cette activité pour cette personne.

3.2.1.1. Approche logique basée sur la matrice de corrélation

La 1^{ère} étape de cette approche consiste à calculer la matrice de corrélation comme indiqué dans la section 3.1.1 du chapitre 3. Notre objectif principal est de connaître le comportement de la personne dans son habitat afin de personnaliser et d'identifier automatiquement les AVQs, essentiellement les activités liées à la prise de repas. À partir de l'évolution de cette matrice de corrélation, nous pouvons déduire logiquement des comportements et des habitudes liés aux AVQs des participants. Pour exemple, la figure 46 montre les valeurs de la matrice de corrélation des données sur 7 jours glissants pour le participant A. Le calcul de la matrice est détaillé dans la section 3.1.1 du chapitre 3. On peut observer :

- une forte corrélation monotone entre les données de mouvement au-dessus de l'évier et de la table à manger avec une faible variation (valeurs comprises entre 0,68 et 0,94).
- une corrélation monotone moyenne ou faible entre les données de mouvement des autres capteurs avec une variation faible sauf quelques pics de corrélation entre les données de mouvement au-dessus de la plaque électrique et l'utilisation du réfrigérateur.

En effet, une forte corrélation entre les données de mouvement au-dessus de l'évier et de la table à manger a été obtenue. Ceci est dû au fait que le participant A utilise ces deux objets ensemble. Donc, le participant A prend son repas et fait la vaisselle. De plus, la corrélation monotone moyenne ou faible entre les données de mouvement des autres capteurs indique que ce participant n'utilise pas beaucoup en même temps les autres équipements de la cuisine comme la plaque électrique, le réfrigérateur, etc. Enfin, les quelques pics de corrélation obtenus entre les données de mouvement au-dessus de la plaque électrique et l'utilisation du réfrigérateur sont liés à une utilisation du réfrigérateur plus fréquente certains jours. Ainsi, on peut en conclure que le participant A prépare très

peu son repas ou ne prépare pas de repas et qu'il prend son repas puis lave sa vaisselle. Ceci correspond à la déclaration qu'il a fournie dans le formulaire (voir annexe 6) qui indique que ce participant A ne prépare pas ses repas (il bénéficie du portage des repas, prend son repas puis lave sa vaisselle). Nous ne constatons pas de changements dans le comportement de ses activités pendant la période de surveillance.

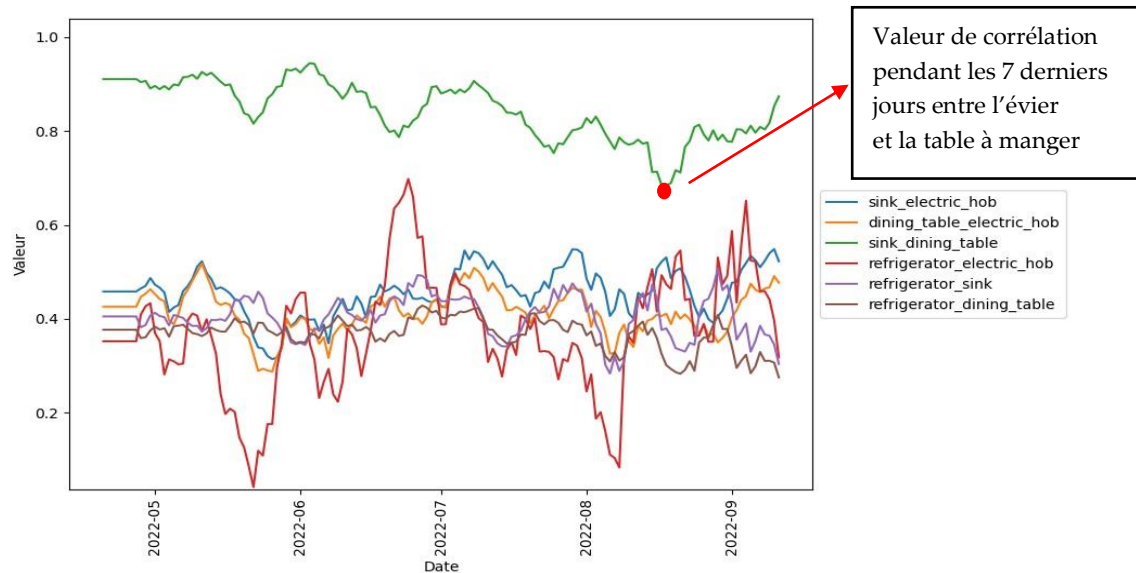


Figure 46. Evolution de la matrice de corrélation pour les capteurs de la cuisine – Exemple du participant A.

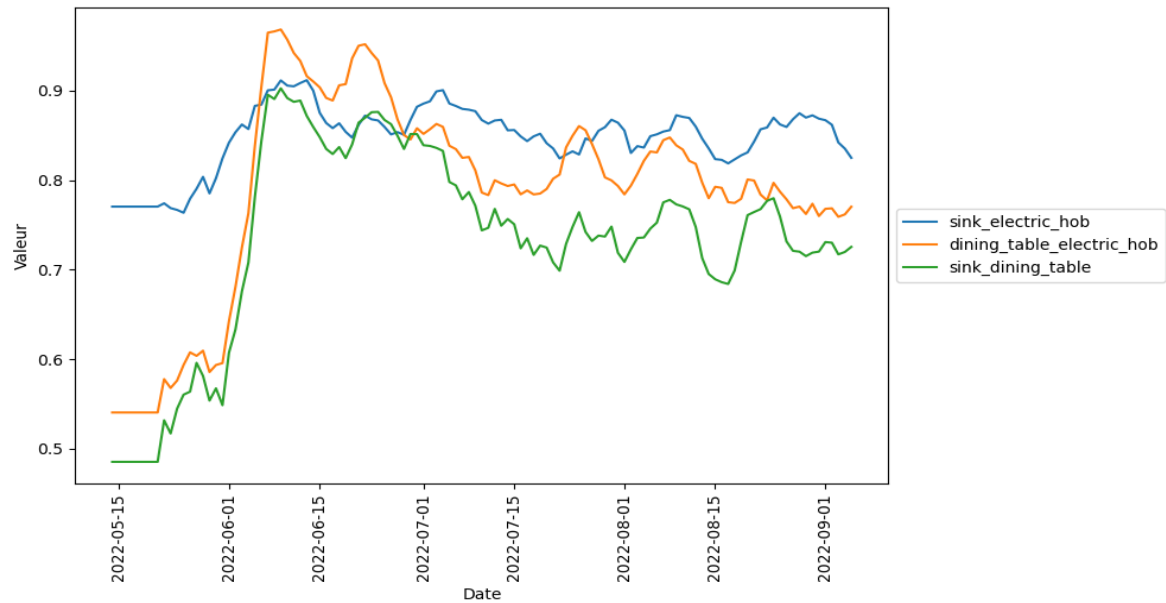
Comme indiqué précédemment, notre objectif est de personnaliser l'activité « prise de repas » car chaque personne a son propre comportement pour cette activité. Nous avons donc recalculé la matrice de corrélation pour une autre personne. La figure 47 présente les valeurs de la matrice de corrélation des données sur 7 jours glissants pour le participant C concernant les capteurs de la cuisine. Les valeurs de la matrice de corrélation sont présentées en deux parties distinctes (A) et (B) afin d'éviter la superposition des courbes. On peut observer :

- une forte corrélation monotone entre les données de mouvement au-dessus de l'évier et l'utilisation de la table à manger, entre les données de mouvement au-dessus de l'évier et l'utilisation de la plaque électrique et entre les données de mouvement au-dessus de la table à manger et l'utilisation la plaque électrique,
- une corrélation monotone moyenne ou faible entre les données de mouvement des autres capteurs avec une variation faible sauf un pic de corrélation entre les données de mouvement au-dessus de la table à manger et l'utilisation du placard.

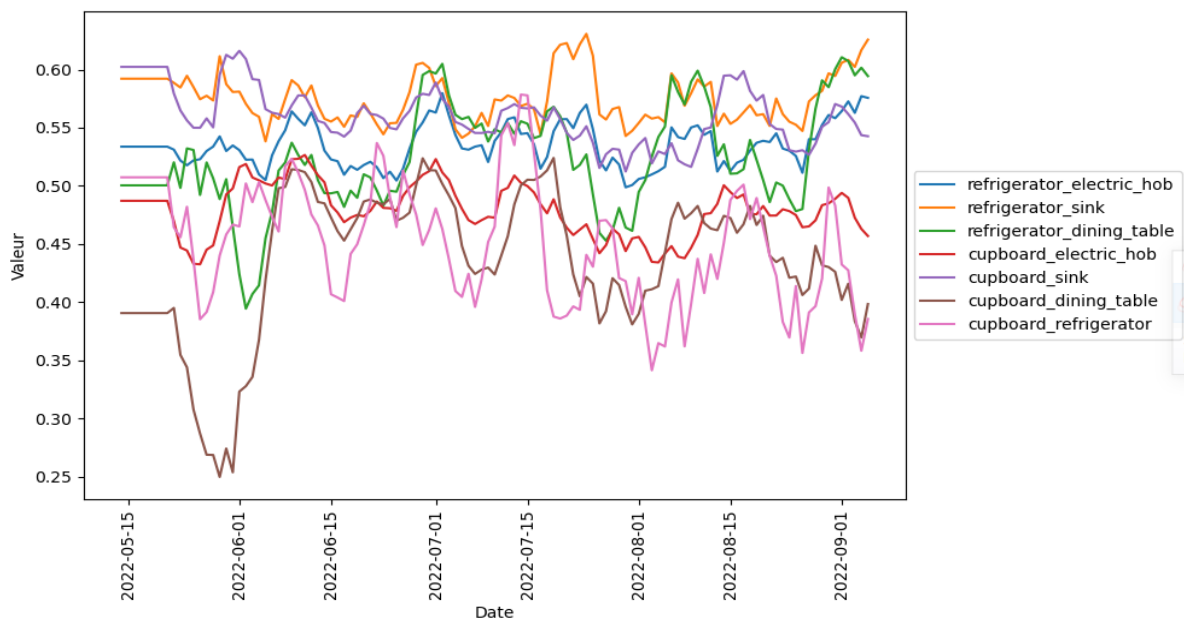
En effet, la forte corrélation indiquée précédemment a été obtenue par le fait que le participant C utilise en même temps la table à manger, la plaque électrique et l'évier. On peut déduire qu'il prépare son repas, prend son repas et fait la vaisselle en utilisant ces 3 équipements.

De plus, la corrélation monotone moyenne ou faible entre les données de mouvement des autres capteurs indique que le participant C n'utilise pas beaucoup les autres équipements de la cuisine comme le placard, le réfrigérateur, etc. Enfin, le seul pic de corrélation obtenu entre les données de mouvement au-dessus de la table à manger et l'utilisation du placard est lié à une utilisation peu fréquente du placard. Ainsi, on peut estimer que cette personne prépare son repas, en utilisant surtout

la plaque électrique avec quelques utilisations d'autres équipements de la cuisine comme le réfrigérateur et le placard, qu'il prend son repas puis lave sa vaisselle. Ceci correspond à sa déclaration dans le formulaire, comme indiqué dans l'annexe 6. Le participant C bénéficie du portage des repas et prépare aussi des repas. Cette personne prend son repas puis lave sa vaisselle. Nous ne constatons pas de changements dans le comportement de ses activités durant la période de l'étude.



(A)

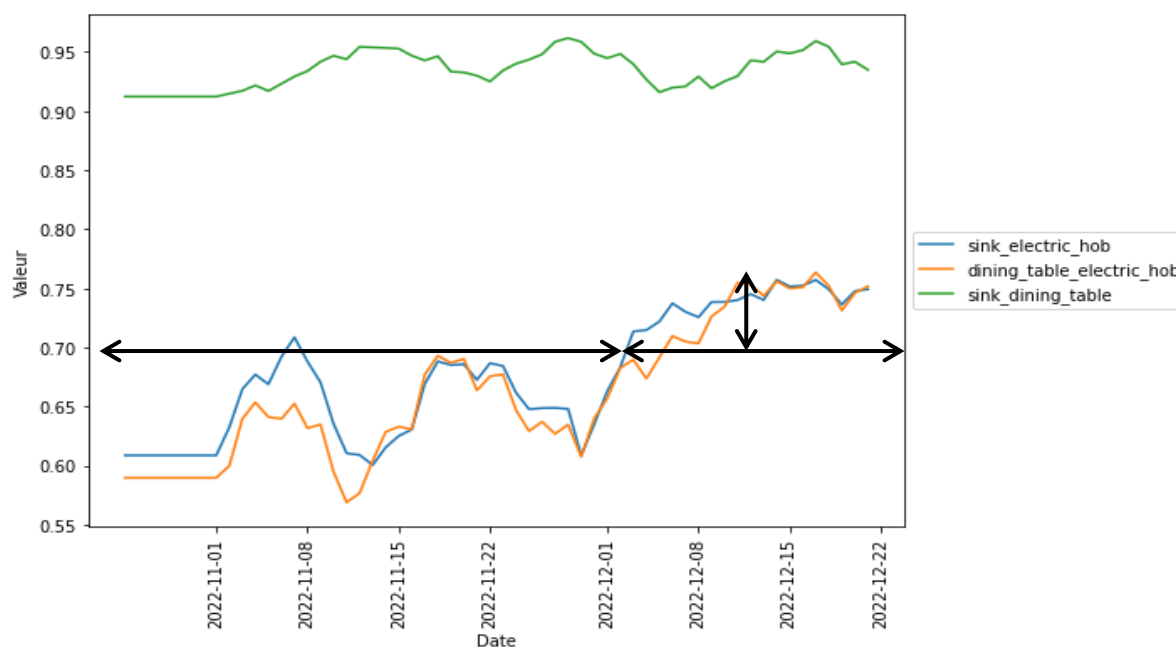


(B)

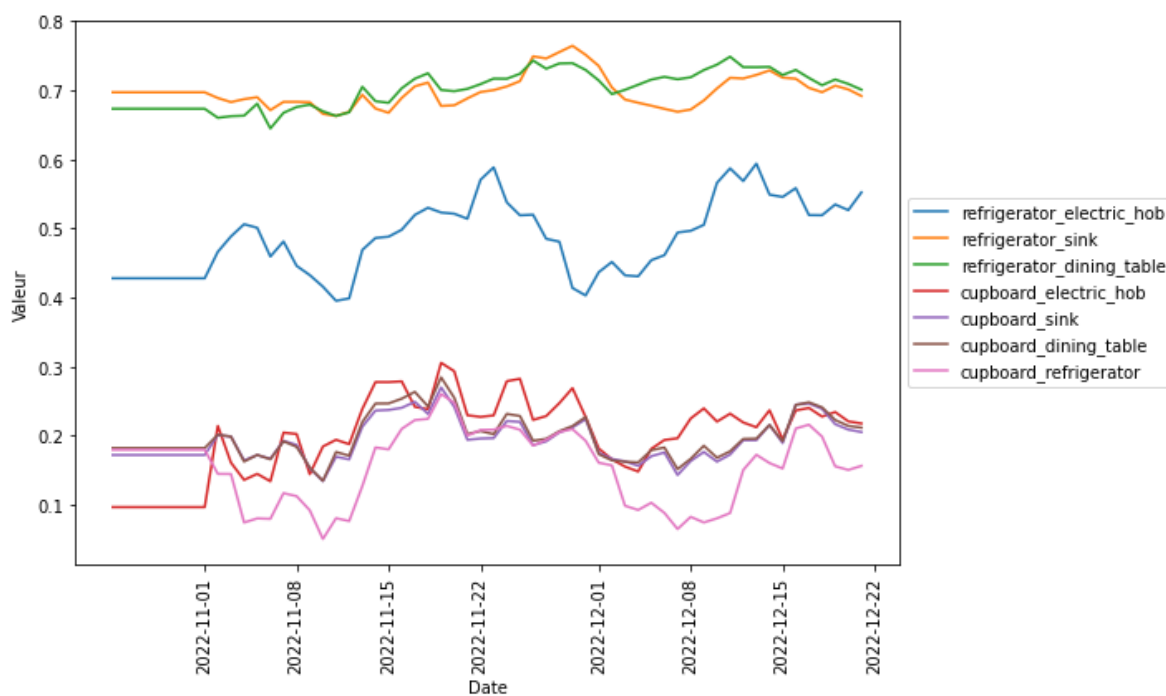
Figure 47. (A) Evolution de la matrice de corrélation pour les capteurs de la cuisine (B) Evolution de la matrice de corrélation pour les capteurs de la cuisine – Exemple du participant C.

Ces résultats montrent que le participant A utilise beaucoup la table à manger et l'évier dans son processus de prise de repas et très peu la plaque électrique et le réfrigérateur. À l'inverse, le participant C utilise beaucoup la table à manger, l'évier et la plaque électrique et très peu le placard et le réfrigérateur dans son processus de prise de repas.

On peut donc en conclure que le participant A cuisine rarement, mange sur la table à manger et fait la vaisselle. En revanche, le participant C prépare généralement ses repas en utilisant le réfrigérateur, la plaque électrique et l'évier. Il mange sur la table à manger et fait la vaisselle dans l'évier. Ces résultats sont cohérents avec l'enquête auto-déclarée remplie par ces deux personnes au début de l'expérience. Il est clair que les habitudes diffèrent entre deux personnes, mais qu'elles peuvent aussi évoluer pour la même personne au cours du temps (en fonction de son état de santé, de rééducation à la suite d'un problème de santé ou de son état psychique...). On illustre cette différence de comportement à l'aide d'un troisième participant. La figure 48 montre les valeurs de la matrice de corrélation sur 7 jours glissants pour le participant E. On peut observer qu'à partir du mois de décembre les valeurs de la matrice de corrélation des données de mouvement au niveau de l'évier et de la plaque électrique et au-dessus de la plaque électrique et de la table à manger augmentent. Avant le mois de décembre la plupart des valeurs sont au-dessous d'un seuil, symbolisé par un trait noir sur la figure 48. À partir du mois de décembre, on constate que toutes les valeurs se trouvent au-dessus de ce seuil, les valeurs passant de 0,65 à 0,75. Ceci est cohérent avec l'évolution de la santé du participant E entre le début de l'expérience où il avait le bras cassé et ne pouvait préparer ses repas et le mois de décembre où il récupérait peu à peu l'usage de son bras et recommençait à préparer seul ses repas, comme indiqué dans l'annexe 6. L'étude des variations de la matrice de corrélation permet ainsi de tenir compte de ces évolutions (à la hausse ou à la baisse) et d'adapter la détection des AVQs, en minimisant les faux positifs et faux négatifs.



(A)



(B)

Figure 48. (A) Evolution de la matrice de corrélation pour les capteurs de la cuisine (B) Evolution de la matrice de corrélation pour les capteurs de la cuisine – Exemple du participant E.

Après avoir présenté différents exemples de profils liés au comportement de prise de repas à l'aide de la matrice de corrélation, nous présentons les résultats de classification des AVQs d'un participant jeune. En effet, un seul participant jeune, le participant Z, a inscrit sur un registre quelques données annotées sur l'activité « prendre le repas ». Le participant Z a fourni 16 événements annotés de l'activité « prendre le repas » et le résultat obtenu est indiqué dans le tableau 23.

Pour tenir compte des erreurs de synchronisation temporelle des participants lors de l'annotation de leurs activités, nous avons opté pour une approche qui applique une marge de ± 15 minutes par rapport à l'heure indiquée par le participant Z. Par exemple, si un participant déclare avoir commencé à manger à midi, nous considérons l'activité comme ayant débuté entre 11h45 et 12h15 afin de prendre en compte les possibles variations de 15 minutes dans le moment exact où l'activité a commencé. Cette approche vise à améliorer la précision de l'analyse des données en prenant en considération les écarts de temps éventuels signalés par les participants. En appliquant l'algorithme logique basé sur la matrice de corrélation, nous avons obtenu des taux de détection compris entre 31,2% (5/16) et 81,2% (13/16) pour la détection d'activité de « prendre le repas ». Ceci est influencé par plusieurs facteurs (durée optimale de l'intervalle de temps pour l'approche par fenêtrage basé sur le temps et nombre optimal d'activations de capteurs pour l'approche basée sur l'activation des capteurs) comme indiqués dans la section 2.5.1 du chapitre 3.

Voici quelques exemples d'éléments d'analyse présentés ci-après :

- L'activité « prendre le repas » peut être divisé en plusieurs fenêtres de 5 minutes et si la personne mange rapidement alors la condition de durée minimum ne sera pas atteinte pour indiquer que c'est une activité de « prise de repas ». Par exemple, si la personne mange entre

20h19min10sec et 20h20min50sec pour une durée de 1min40sec, alors, nous calculons moins d'une minute pour les deux fenêtres de 5min (20h15 vers 20h20 et 20h20 vers 20h25). L'algorithme développé ne détecte pas cette activité de « prise de repas ». C'est pourquoi, l'approche par fenêtre de temps a donné les meilleurs résultats pour des intervalles plus grands comme 20 et 30 minutes.

- Lorsque l'on travaille sur les intervalles d'activations de capteurs, on peut avoir des intervalles de temps très courts qui ne contiennent pas d'informations suffisantes pour décider quelle est l'activité correcte à identifier. C'est pourquoi, nous obtenons de meilleurs résultats lorsque l'on travaille sur un nombre d'activations de capteurs plus élevé.

Tableau 23. Résultats de classification des activités de prise de repas pour le participant Z en utilisant l'approche logique basée sur la matrice de corrélation.

Jour	09/12/ 2020	10/12/ 2020	11/12/ 2020	12/12/ 2020	13/12/ 2020	14/12/ 2020	15/12/ 2020	16/12/2020	
Temps du dîner	21:11	21:48	20:19	20:51	21:06	20:41	20:44	20:56	
Méthode 5 min	Faux	Faux	Faux	Faux	Faux	Vrai	Faux	Faux	
Méthode 10min	Vrai	Vrai	Faux	Faux	Faux	Vrai	Faux	Faux	
Méthode 20 min	Vrai	Vrai	Vrai	Faux	Faux	Vrai	Vrai	Faux	
Méthode 30 min	Vrai	Vrai	Vrai	Faux	Faux	Vrai	Vrai	Faux	
Méthode 10 activations	Faux	Faux	Faux	Faux	Faux	Faux	Faux	Faux	
Méthode 15 activations	Faux	Vrai	Faux	Faux	Faux	Faux	Faux	Faux	
Méthode 20 activations	Vrai	Vrai	Faux	Faux	Faux	Faux	Faux	Faux	
Méthode 30 activations	Vrai	Vrai	Faux	Faux	Faux	Faux	Faux	Faux	
Jour	17/12/ 2020	18/12/ 2020	15/02/ 2021	16/02/ 2021	18/02/ 2021	19/02/ 2021	22/02/ 2021	23/02/ 2021	Taux de détection
Temps du dîner	20:39	21:06	20:40	20:19	20:37	20:58	20:47	20:42	
Méthode 5 min	Vrai	Faux	Vrai	Vrai	Faux	Faux	Faux	Vrai	(5/16=31,2 %)
Méthode 10 min	Vrai	Faux	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	(10/16=62, 5%)
Méthode 20 min	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	(13/16=81, 2%)
Méthode 30 min	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	(13/16=81, 2%)
Méthode 10 activations	Vrai	Faux	Faux	Vrai	Vrai	Faux	Vrai	Vrai	(5/16=31,2 %)
Méthode 15 activations	Vrai	Faux	Faux	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	(7/16=43,7 %)
Méthode 20 activations	Vrai	Faux	Faux	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	(8/16=50%)
Méthode 30 activations	Vrai	Faux	Faux	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	Vrai	(8/16=50%)

3.2.1.2. Algorithmes d'apprentissage non supervisé

Nous avons appliqué 3 algorithmes d'apprentissage non supervisé sur les mêmes données du participant Z pour identifier l'activité « prendre le repas ». Comme présenté dans la section 3.2 du chapitre 3, ces algorithmes sont K-means, BIRCH et Gaussian Mixture. Nous avons obtenu les résultats indiqués dans le tableau 24.

Tableau 24. Résultats de classification de l'activité prise de repas pour le participant Z en utilisant les algorithmes d'apprentissage non supervisé et l'approche logique basée sur la matrice de corrélation.

	K-means	BIRCH	Gaussian Mixture	Approche logique basée sur la matrice de corrélation
Fenêtre de 10 minutes avec algorithme à données non pondérées	0%	0%	0%	N/A
Fenêtre de 5 minutes avec algorithme à données pondérées	81,2%	0%	62,5%	31,2%
Fenêtre de 10 minutes avec algorithme à données pondérées	56,2%	0%	12,5%	62,5%
Fenêtre de 20 minutes avec algorithme à données pondérées	93,75%	75%	56,2%	81,2%
Fenêtre de 30 minutes avec algorithme à données pondérées	93,75%	75%	100%	81,2%
Fenêtre de 10 activations avec algorithme à données non pondérées	0%	0%	0%	N/A
Fenêtre de 10 activations avec algorithme à données pondérées	81,2%	62,5%	62,5%	31,2%
Fenêtre de 15 activations avec algorithme à données pondérées	81,2%	75%	87,5%	43,7%
Fenêtre de 20 activations avec algorithme à données non pondérées	56,2%	25%	43,7%	50%
Fenêtre de 30 activations avec algorithme à données pondérées	43,7%	56,25%	37,5%	50%

Nous pouvons en déduire que :

- En appliquant ces différents algorithmes avec des données non pondérées, on constate qu'ils ne parviennent pas à détecter l'activité « prendre le repas ». Mais, si on applique ces différents algorithmes avec des données pondérées, ils parviennent à détecter cette activité. Ceci montre l'utilité d'appliquer une pondération à ces données pour des activités de courte durée durant la journée.
- L'algorithme K-means avec des données pondérées a donné de résultats avec un score supérieur à 50% sauf pour l'approche avec 30 activations de capteurs. En effet, si le nombre d'activations augmente, la quantité d'information liée à cet intervalle augmente et il sera alors compliqué de distinguer l'activité « prendre le repas » des autres activités.
- Le modèle BIRCH avec des données pondérées a donné de résultats avec un score supérieur à 25% sauf pour l'approche utilisant une fenêtre de temps de 5 et 10 minutes. En effet, ces intervalles de durée réduite ne contiennent pas suffisamment d'informations comparativement à des intervalles de durée plus grande. C'est pourquoi, nous obtenons de faibles résultats pour ces deux fenêtres de temps.
- Le GMM avec des données pondérées affiche de meilleurs résultats pour l'approche de 30 minutes et 15 activations, atteignant un score supérieur à 80% uniquement dans ces cas.

Ainsi, les meilleurs résultats sont obtenus les approches de fenêtre de temps de 20 et 30 minutes et les fenêtres de 10 et 15 activations de capteurs.

Malgré le peu de données annotées à notre disposition, ces résultats donnent une première indication sur la performance des différents algorithmes. À partir de cette comparaison, nous pouvons prévoir les algorithmes qui donneront les meilleurs résultats.

3.2.2. Détection de l'activité « prendre le repas » en utilisant les jeux de données des personnes âgées

Nous avons ensuite évalué les mêmes algorithmes proposés avec les données collectées auprès des personnes âgées. En effet, les personnes âgées ont rempli des formulaires comme indiqué dans l'annexe 6 pour indiquer leurs habitudes en termes d'AVQs. Nous avons alors essayé de trouver une AVQ pour laquelle on peut identifier ses horaires à partir des formulaires. Nous avons choisi l'activité « prendre le repas » le soir car toutes les personnes âgées ont déclaré dîner chez elle, ce qui n'est pas le

cas du déjeuner. De plus, le petit déjeuner n'inclut pas nécessairement une activité « préparer le repas ». Nous avons extrait l'heure moyenne et l'écart type de la prise du dîner à partir du résultat d'AVQs obtenu dans la partie apprentissage des données. Dans la partie test des données, on peut alors détecter si la personne a mangé ou non, dans la période déclarée et autour de l'horaire moyen \pm l'écart type. Nous avons exclu dans nos calculs les jours où les personnes âgées ont passé une longue période de leur soirée à l'extérieur de leur maison ou quand elles ont accueilli un visiteur durant la période déclarée de prise du dîner. Nous avons également exclu de nos calculs les données collectées pour le participant B car cette personne passe la majorité de sa journée assis à côté de sa table à manger. Nous n'avons pas pu distinguer ses activités de prise de repas de ses autres activités comme « regarder la télévision », « repos », etc.

Les tableaux 25, 26, 27 et 28 présentent les résultats de chaque algorithme utilisé. Le tableau 29 donne une comparaison plus spécifique entre les différents algorithmes.

Tableau 25. Résultats de classification de l'activité « prise du dîner » pour 5 personnes âgées en utilisant l'approche logique basée sur la matrice de corrélation.

	Participant A	Participant C	Participant D	Participant E	Participant F	Moyenne
Fenêtre de 5 min	37,50%	100,00%	60,00%	85,70%	100,00%	76,64%
Fenêtre de 10 min	50,00%	100,00%	80,00%	85,70%	100,00%	83,14%
Fenêtre de 20 min	75,00%	100,00%	80,00%	85,70%	100,00%	88,14%
Fenêtre de 30 min	75,00%	100,00%	80,00%	100,00%	100,00%	91,00%
Fenêtre de 10 activations	75,00%	100,00%	70,00%	85,70%	100,00%	86,14%
Fenêtre de 15 activations	50,00%	100,00%	80,00%	71,40%	100,00%	80,28%
Fenêtre de 20 activations	37,50%	100,00%	80,00%	85,70%	100,00%	80,64%
Fenêtre de 30 activations	75,00%	100,00%	80,00%	85,70%	100,00%	88,14%

L'approche logique basée sur la matrice de corrélation a obtenu un score moyen supérieur à 76,64 % pour la détection de l'activité « prendre le repas » pour les différentes fenêtres, avec des résultats particulièrement élevés pour les fenêtres de 10 et 30 activations, ainsi que pour les fenêtres de 10, 20 et 30 minutes.

Tableau 26. Résultats de classification de l'activité « prise du dîner » pour 5 personnes âgées en utilisant la méthode de K-means.

	Participant A	Participant C	Participant D	Participant E	Participant F	Moyenne
Fenêtre de 10 minutes avec algorithme à données non pondérées	12,50%	100,00%	90,00%	85,70%	100,00%	77,64%
Fenêtre de 5 minutes avec algorithme à données pondérées	87,5%	100,00%	50,00%	85,70%	100,00%	84,64%
Fenêtre de 10 minutes avec algorithme à données pondérées	62,50%	100,00%	50,00%	85,70%	100,00%	79,64%
Fenêtre de 20 minutes avec algorithme à données pondérées	62,50%	100,00%	50,00%	85,70%	100,00%	79,64%
Fenêtre de 30 minutes avec algorithme à données pondérées	50,00%	100,00%	80,00%	85,70%	100,00%	83,14%
Fenêtre de 10 activations avec algorithme à données non pondérées	100,00%	100,00%	0,00%	85,70%	100,00%	77,14%
Fenêtre de 10 activations avec algorithme à données pondérées	87,50%	91,60%	0,00%	85,70%	100,00%	72,96%
Fenêtre de 15 activations avec algorithme à données pondérées	50,00%	100,00%	0,00%	85,70%	100,00%	67,14%
Fenêtre de 20 activations avec algorithme à données pondérées	37,50%	91,60%	70,00%	85,70%	100,00%	76,96%
Fenêtre de 30 activations avec algorithme à données pondérées	50,00%	66,70%	40,00%	85,70%	100,00%	68,48%

L'algorithme K-means a obtenu un score moyen supérieur à 68,48% pour la détection de l'activité « prendre le repas » avec des scores particulièrement élevés pour les fenêtres de temps par rapport aux fenêtres d'activations de capteurs.

Tableau 27. Résultats de classification de l'activité « prise du dîner » pour 5 personnes âgées en utilisant la méthode de BIRCH.

	Participant A	Participant C	Participant D	Participant E	Participant F	Moyenne
Fenêtre de 10 minutes avec algorithme à données non pondérées	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Fenêtre de 5 minutes avec algorithme à données pondérées	37,50%	66,70%	50,00%	100,00%	85,70%	67,98%
Fenêtre de 10 minutes avec algorithme à données pondérées	25,00%	66,70%	50,00%	85,70%	85,70%	62,62%
Fenêtre de 20 minutes avec algorithme à données pondérées	12,50%	100,00%	50,00%	85,70%	100,00%	69,64%
Fenêtre de 30 minutes avec algorithme à données pondérées	12,50%	100,00%	50,00%	100,00%	92,80%	71,06%
Fenêtre de 10 activations avec algorithme à données non pondérées	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Fenêtre de 10 activations avec algorithme à données pondérées	100,00%	33,00%	0,00%	85,70%	100,00%	63,74%
Fenêtre de 15 activations avec algorithme à données pondérées	25,00%	66,70%	10,00%	85,70%	100,00%	57,48%
Fenêtre de 20 activations avec algorithme à données pondérées	25,00%	100,00%	0,00%	85,70%	100,00%	62,14%
Fenêtre de 30 activations avec algorithme à données pondérées	50,00%	66,70%	10,00%	71,40%	100,00%	59,62%

L'algorithme BIRCH a obtenu un score moyen supérieur à 57,48 % pour la détection de l'activité « prendre le repas » avec des données pondérées. Cependant, il a obtenu un score nul pour les fenêtres de temps et d'activation avec des données non pondérées.

Tableau 28. Résultats de classification de l'activité « prise du dîner » pour 5 personnes âgées en utilisant la méthode de Gaussian Mixture.

	Participant A	Participant C	Participant D	Participant E	Participant F	Moyenne
Fenêtre de 10 minutes avec algorithme à données non pondérées	25,00%	100,00%	0,00%	85,70%	100,00%	62,14%
Fenêtre de 5 minutes avec algorithme à données pondérées	50,00%	100,00%	50,00%	85,70%	100,00%	77,14%
Fenêtre de 10 minutes avec algorithme à données pondérées	37,50%	100,00%	80,00%	85,70%	100,00%	80,64%
Fenêtre de 20 minutes avec algorithme à données pondérées	25,00%	100,00%	40,00%	85,70%	92,80%	68,70%
Fenêtre de 30 minutes avec algorithme à données pondérées	12,50%	100,00%	50,00%	85,70%	100,00%	69,64%
Fenêtre de 10 activations avec algorithme à données non pondérées	75,00%	100,00%	0,00%	85,70%	100,00%	72,14%
Fenêtre de 10 activations avec algorithme à données pondérées	62,50%	58,30%	50,00%	85,70%	100,00%	71,30%
Fenêtre de 15 activations avec algorithme à données pondérées	75,00%	100,00%	30,00%	71,40%	100,00%	75,28%
Fenêtre de 20 activations avec algorithme à données pondérées	37,50%	91,60%	30,00%	85,70%	100,00%	68,96%
Fenêtre de 30 activations avec algorithme à données pondérées	37,50%	100,00%	20,00%	85,70%	100,00%	68,64%

L'algorithme Gaussian Mixture a obtenu un score moyen supérieur à 62,14% pour la détection de l'activité « prendre le repas » avec des résultats particulièrement élevés pour la fenêtre de 10 minutes.

Tableau 29. Résultats de classification de l'activité « prise du dîner » pour 5 personnes âgées en utilisant différents algorithmes.

	Approche logique basée sur la matrice de corrélation	K-means	BIRCH	Gaussian Mixture
Fenêtre de 10 minutes avec algorithme à données non pondérées	N/A	77,64%	0%	62,14%
Fenêtre de 5 minutes avec algorithme à données pondérées (*)	76,64%	84,64%	67,98%	77,14%
Fenêtre de 10 minutes avec algorithme à données pondérées (*)	83,14%	79,64%	62,62%	80,64%
Fenêtre de 20 minutes avec algorithme à données pondérées (*)	88,14%	79,64%	69,64%	68,70%
Fenêtre de 30 minutes avec algorithme à données pondérées (*)	91,00%	83,14%	71,06%	69,64%
Fenêtre de 10 activations avec algorithme à données non pondérées	N/A	77,14%	0%	72,14%
Fenêtre de 10 activations avec algorithme à données pondérées (*)	86,14%	72,96%	63,74%	71,30%
Fenêtre de 15 activations avec algorithme à données pondérées (*)	80,28%	67,14%	57,48%	75,28%
Fenêtre de 20 activations avec algorithme à données pondérées (*)	80,64%	76,96%	62,14%	68,96%
Fenêtre de 30 activations avec algorithme à données pondérées (*)	88,14%	68,48%	59,62%	68,64%
Moyen de score des différentes fenêtres avec algorithme à données pondérées	84,27%	76,58%	64,29%	72,54%

(*) : Pas de données pondérées pour les données utilisées avec l'approche logique basée sur la matrice de corrélation.

Dans le tableau 29, nous complétons la comparaison en présentant les résultats de tous les algorithmes pour détecter l'activité « prise du dîner » pour les 5 personnes âgées réunies.

L'approche logique basée sur la matrice de corrélation a donné les meilleurs résultats avec un score moyen de 84,27% et l'algorithme qui a donné les résultats les plus faibles est l'algorithme BIRCH avec un score moyen de 64,29% pour les différentes fenêtres avec données pondérées. On constate aussi que les algorithmes qui ont donné les meilleurs résultats sont l'approche logique basée sur la matrice de corrélation avec une fenêtre de 30 minutes, suivi de l'approche logique basée sur la matrice de corrélation avec une fenêtre de 20 minutes et une fenêtre de 30 activations.

Ces résultats donnent une autre indication sur la performance des différents algorithmes. À partir de cette comparaison, on peut affirmer que l'approche logique basée sur la matrice de corrélation avec des fenêtres de 30 et 20 minutes semble préférable pour l'identification de l'activité « prendre le repas » pour les données recueillies à la fois chez les participants jeunes et âgés.

Afin de valider ces résultats sur une base de données externe, analysons à présent les résultats de classification des AVQs avec le jeu de données Aruba-1.

3.2.3. Détection des AVQs en utilisant les données de la base Aruba-1

Après avoir testé nos algorithmes sur différentes bases de données collectées avec des profils différents (jeunes et adultes), nous avons souhaité évaluer nos algorithmes avec une base de données publique utilisée par d'autres chercheurs. Les indicateurs de performance utilisés dans notre système, à savoir la sensibilité, la spécificité, l'exactitude et le F-mesure, à partir des quatre équations (8) à (11),

ont été appliqués au jeu de données Aruba-1. Nous avons appliqué le score micro-moyen [142] qui considère le nombre total de vrais positifs, vrais négatifs, de faux positifs et de faux négatifs dans toutes les classes. Les résultats sont présentés dans les tableaux 30 et 31.

$$\text{micro moyen (sensitivité)} = \frac{\sum TP}{(\sum TP + \sum FN)} \quad (8)$$

$$\text{micro moyen (spécificité)} = \frac{\sum TN}{(\sum TN + \sum FP)} \quad (9)$$

$$\text{micro moyen (Exactitude)} = \frac{\sum TP + \sum TN}{(\sum TP + \sum TN + \sum FP + \sum FN)} \quad (10)$$

$$\text{micro moyen (F - mesure)} = \frac{2 * \sum TP}{(2 * \sum TP + \sum FP + \sum FN)} \quad (11)$$

Tableau 30. Résultats de classification des AVQs de la base de données Aruba-1 en utilisant les différents algorithmes avec l'approche par fenêtre de temps.

Fenêtre	Sensitivité		Spécificité		Exactitude		F-mesure	
	5min	10min	5min	10min	5min	10min	5min	10min
Approche logique basée sur la matrice de corrélation	0,908	0,921	0,981	0,974	0,970	0,966	0,899	0,893
K-means	0,924	0,904	0,814	0,826	0,833	0,840	0,658	0,674
Gaussian Mixture	0,920	0,902	0,807	0,811	0,827	0,827	0,649	0,658
BIRCH	0,922	0,904	0,804	0,814	0,825	0,831	0,645	0,661
Fenêtre	20min	30min	20min	30min	20min	30min	20min	30min
Approche logique basée sur la matrice de corrélation	0,920	0,902	0,958	0,939	0,951	0,932	0,863	0,826
K-means	0,826	0,907	0,915	0,888	0,902	0,891	0,712	0,728
Gaussian Mixture	0,905	0,900	0,810	0,817	0,829	0,834	0,676	0,693
BIRCH	0,909	0,942	0,813	0,813	0,832	0,840	0,679	0,708

Tableau 31. Résultats de classification des AVQs de la base de données Aruba-1 en utilisant les différents algorithmes avec l'approche par fenêtre d'activation de capteurs.

Fenêtre	Sensitivité		Spécificité		Exactitude		F-mesure	
	10 activations	15 activations	10 activations	15 activations	10 activations	15 activations	10 activations	15 activations
Approche logique basée sur la matrice de corrélation	0,696	0,710	0,942	0,944	0,901	0,904	0,700	0,715
K-means	0,872	0,899	0,937	0,951	0,926	0,942	0,797	0,839
Gaussian Mixture	0,877	0,898	0,940	0,941	0,930	0,934	0,806	0,819
BIRCH	0,838	0,885	0,962	0,945	0,942	0,935	0,827	0,820
Fenêtre	20 activations	30 activations	20 activations	30 activations	20 activations	30 activations	20 activations	30 activations
Approche logique basée sur la matrice de corrélation	0,717	0,725	0,946	0,947	0,906	0,907	0,725	0,740
K-means	0,851	0,842	0,962	0,953	0,942	0,933	0,837	0,822
Gaussian Mixture	0,855	0,833	0,949	0,963	0,933	0,939	0,815	0,834
BIRCH	0,870	0,836	0,939	0,959	0,927	0,936	0,827	0,820

En comparant les différents résultats présentés dans les tableaux 30 et 31 basés sur le score d'exactitude et le F-mesure, on constate que l'approche logique basée sur la matrice de corrélation avec une fenêtre de temps a donné les meilleurs résultats par rapport aux autres méthodes.

En outre, on peut constater que les mesures obtenues avec différentes fenêtres de temps pour l'approche logique basée sur la matrice de corrélation sont très proches.

Ainsi, en prenant en considération les résultats de détection de l'activité « prendre le repas » pour les bases de données de la personne jeune, des personnes âgées de Frouzins et les différentes AVQs d'Aruba-1 comme indiqué dans le tableau 32 ci-dessous, l'approche logique basée sur la matrice de corrélation avec une fenêtre de temps de 20 minutes semble être la méthode la plus performante pour la détection des AVQs.

Tableau 32. Classement des trois meilleurs algorithmes sur les différentes bases de données.

	Classement selon le taux de détection de l'activité prise de repas pour le participant Z	Classement selon le taux de détection de l'activité prise de repas pour les 5 participants âgés	Classement d'identification des AVQs de la base de données Aruba-1 selon F1 score
1 ^{er} rang	Gaussian Mixture avec fenêtre de 30 min	Approche logique basée sur la matrice de corrélation avec fenêtre de 30 min	Approche logique basée sur la matrice de corrélation avec fenêtre de 5 min
2 ^{ème} rang	K-means avec fenêtre de 20 min	Approche logique basée sur la matrice de corrélation avec fenêtre de 20 min	Approche logique basée sur la matrice de corrélation avec fenêtre de 10 min
3 ^{ème} rang	K-means avec fenêtre de 30 min	Approche logique basée sur la matrice de corrélation avec fenêtre de 30 activations	Approche logique basée sur la matrice de corrélation avec fenêtre de 20 min
4 ^{ème} rang	Gaussian Mixture avec fenêtre de 15 activations	Approche logique basée sur la matrice de corrélation avec fenêtre de 10 activations	K-means avec fenêtre de 15 activations
5 ^{ème} rang	Approche logique basée sur la matrice de corrélation avec fenêtre de 20 min	K-means avec fenêtre de 5 min	K-means avec fenêtre de 20 activations

Après avoir identifié les AVQs, nous procédons à l'estimation du niveau de risque d'isolement social.

3.3. Identification du niveau de risque d'isolement social

Conformément à la section 4 du chapitre 3, nous utilisons le formulaire rempli par les personnes âgées, reprenant le LSNS-6 comme référence, pour évaluer le niveau de risque d'isolement social estimé. Les 3 niveaux de risque d'isolement social sont présentés dans la section 4 du chapitre 3.

Les scores d'isolement social et les niveaux de risque d'isolement social sont indiqués dans le tableau 33 pour chaque participant.

Tableau 33. Scores d'isolement social selon LSNS-6 et le niveau de risque d'isolement social.

	Score d'isolement social selon LSNS-6	Niveau de risque d'isolement social
Participant A (début expérience)	8	0
Participant C (début expérience)	18	2
Participant D (début expérience)	15	1
Participant E (début expérience)	9	0
Participant F (début expérience)	0	0
Participant A (fin expérience)	8	0
Participant C (fin expérience)	18	2
Participant D (fin expérience)	15	1
Participant E (fin expérience)	10	0
Participant F (fin expérience)	0	0

Comme il est indiqué dans la section 4 du chapitre 3, à partir des données collectées et des AVQs identifiées, nous avons pu extraire différents indicateurs comme le nombre d'activations de capteurs par jour, le pourcentage du temps consacré à l'activité sommeil/relaxation par jour, le pourcentage du temps passé pour l'activité préparer le repas par jour, etc. Ces indicateurs ont été classés dans deux catégories : indicateurs liés à la mobilité et indicateurs liés à la prise de repas.

Nous avons choisi d'évaluer le risque d'isolement social lié à la mobilité et à la prise de repas sur une période de quatre semaines. En effet, cette durée permet de calculer une moyenne représentative des différents indicateurs, en incluant à la fois les jours de semaine et les week-ends. Ceci garantit une représentation équilibrée des comportements, car les habitudes varient entre ces périodes.

Pour chacune des cinq personnes âgées participant à l'étude, nous calculons la moyenne des différents indicateurs sur une période allant du 1^{er} au 28^{ème} jour. Les participants ont rempli un formulaire au début et à la fin de l'expérience, fournissant ainsi deux valeurs de niveau de risque d'isolement social selon l'échelle LSNS-6, comme indiqué dans le tableau 33. Or, la durée moyenne de collecte des données pour chaque personne est d'environ trois mois. C'est pourquoi nous associons la moyenne des indicateurs des premiers 28 jours avec le niveau de risque d'isolement social mesuré au début de l'expérience. Ensuite, nous associons les données des 28 derniers jours de l'expérience avec le niveau de risque à la fin de l'expérience. Cela nous donne un total de 10 entrées, utilisées pour trois algorithmes (arbre de décision, forêt aléatoire et régression logistique). L'algorithme d'apprentissage automatique apprend ainsi le modèle et permet d'estimer le niveau de risque d'isolement social.

Les valeurs des indicateurs utilisés sont présentées dans le tableau 34.

Tableau 34. Moyennes des indicateurs calculés au début et à la fin de l'expérience.

	Participant A		Participant C		Participant D		Participant E		Participant F	
	Données entre 1 ^{er} et 28 ^{ème} jour	Données des derniers 28 jours de l'expérience	Données entre 1 ^{er} et 28 ^{ème} jour	Données des derniers 28 jours de l'expérience	Données entre 1 ^{er} et 28 ^{ème} jour	Données des derniers 28 jours de l'expérience	Données entre 1 ^{er} et 28 ^{ème} jour	Données des derniers 28 jours de l'expérience	Données entre 1 ^{er} et 28 ^{ème} jour	Données des derniers 28 jours de l'expérience
Indicateurs liés à la mobilité										
Moyenne du pourcentage de la durée de sommeil/relaxation	42,64%	45,719%	30,161%	31,091%	41,139%	39,993%	51,916%	50,382%	42,929%	43,904%
Moyenne du pourcentage du temps passé à l'extérieur de la maison	21,923%	27,385%	9,766%	5,789%	25,07%	22,119%	2,988%	2,627%	6,7%	4,938%
Moyenne du nombre de fois où la personne sort de la maison	2,821	2,357	2,143	1,75	2,393	2,857	1,179	0,964	2,893	1,643
Moyenne du nombre de transitions entre les emplacements	45,893	39,143	51	50,179	22,143	23,036	52,107	47,607	56,571	49,964
Moyenne du nombre d'activation des capteurs	985,143	600,107	1348,25	978,929	630,643	701,393	750,571	741,25	918,821	876,607
Moyenne du nombre d'activations de capteurs divisé par la durée de présence de la personne à l'intérieur de la maison	0,015	0,01	0,018	0,013	0,011	0,011	0,01	0,01	0,012	0,011
Moyenne du nombre de siestes	0,071	0,536	0,071	0,071	0,071	0	1,036	0,821	0,321	0,179
Moyenne du nombre d'hygiène la nuit	3,75	3,393	0,75	0,964	0,679	1,357	0,179	0,25	0,821	0,857

Indicateurs liés à la prise de repas										
Moyenne du pourcentage de temps passé à préparer les repas	0,112%	0,067%	2,517%	2,509%	0,215%	0,23%	0,662%	0,566%	1,083%	0,557%
Moyenne du pourcentage de temps passé à manger de la nourriture	4,602%	2,263%	4,472%	3,7%	0,63%	0,333%	2,17%	2,119%	8,339%	9,409%
Moyenne du pourcentage de temps passé à faire la vaisselle	0,834%	0,422%	1,984%	2,027%	0,469%	0,45%	2,915%	2,495%	1,722%	1,034%
Moyenne du pourcentage de temps passé en cuisine	5,548%	2,752%	8,973%	8,236%	1,314%	1,013%	5,747%	5,18%	11,144%	11%
Moyen de nombre d'utilisations du réfrigérateur	3,893	1,857	13,857	14,429	3,75	0,857	26,75	24,607	13,143	12,214
Moyenne du nombre d'utilisations du placard	0	0	9,857	8,5	4,357	0	1,143	1,036	2,714	0
Moyenne du nombre d'activations des capteurs dans la cuisine	337,893	180,714	842,571	616,107	236,821	223,643	490,964	487,571	553,714	553,714

Avant d'appliquer les algorithmes pour identifier le niveau de risque d'isolement social, nous avons souhaité identifier les indicateurs qui ont une corrélation avec le score d'isolement social. On applique ainsi la même approche de calcul de la matrice de corrélation que celle présentée précédemment dans la partie 3.1.2 du chapitre 3 avec les indicateurs du tableau 34 et le score d'isolement social du tableau 33. La figure 49 présente un exemple de résultats sur les coefficients de corrélation entre différents indicateurs et le score d'isolement social (les chiffres entourés en rectangle rouge).

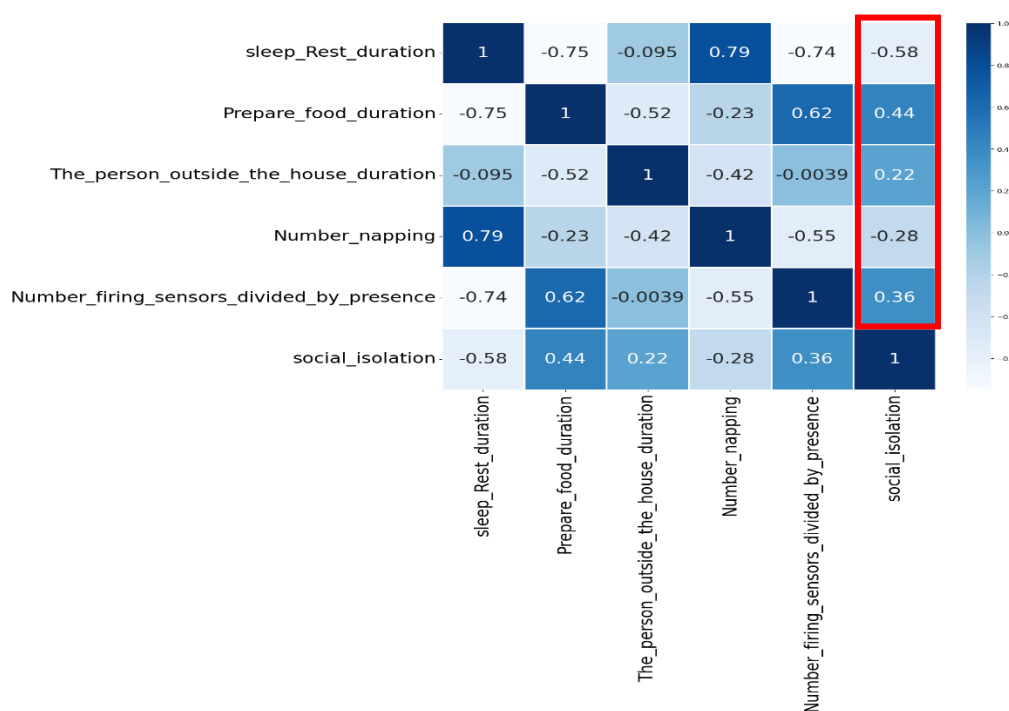


Figure 49 : Une matrice de corrélation avec quelques indicateurs liés à la mobilité et à la prise de repas.

Le tableau 35 montre les résultats de l'analyse de corrélation. Il présente les corrélations entre les indicateurs issus des capteurs et des AVQs, et le score d'isolement social. En effet, les résultats indiquent que la durée du temps passé à l'extérieur de la maison est positivement corrélée avec le score d'isolement social (un score d'isolement social élevé traduit un risque faible d'isolement social selon l'échelle de LSNS-6).

Ceci semble indiquer que les personnes âgées moins isolées passent plus de temps hors de chez elles comme illustré dans la figure 50. Ceci est cohérent avec les conclusions de Goonawardene et al. [69] qui a démontré l'association entre le score d'isolement social et le temps passé hors du domicile.

En outre, le pourcentage de la durée de temps passé à préparer les repas et le nombre d'activations des capteurs divisé par la durée de présence de la personne à l'intérieur de la maison sont positivement corrélés avec le score d'isolement social. Ceci indique que plus la personne bouge dans sa maison et fait des activités comme l'activité de préparation de repas, plus le score d'isolement social est élevé et donc le risque d'isolement social est faible.

De plus, le pourcentage de la durée de sommeil/relaxation et le nombre de siestes sont inversement corrélés avec le score d'isolement social. En effet, plus la personne âgée fait des siestes et passe du temps dans sa chambre à coucher, plus le score d'isolement social est faible ce qui traduit un risque élevé d'isolement social.

Enfin, le pourcentage de la durée du temps passé à prendre les repas et le pourcentage du temps passé dans la cuisine sont inversement corrélés avec le score d'isolement social. En effet, moins la personne âgée consacre de temps à prendre ses repas ou à être dans la cuisine, plus le score d'isolement social est élevé ce qui traduit un risque faible d'isolement social. Pour bien comprendre cette information, on doit prendre en considération le fait que les personnes âgées habitent dans une résidence de seniors et certains d'entre eux prennent le déjeuner dans la salle commune. On peut donc supposer que les personnes âgées qui mangent avec les autres ont moins de risque d'isolement social que les personnes âgées qui mangent seules dans leur appartement.

Ces résultats représentent une première indication sur les indicateurs importants que l'on a pu extraire des jeux de données fournis par des capteurs de mouvement et des capteurs de contact

installés dans les domiciles des participants de l'étude pouvant être corrélées au niveau de risque d'isolement social.

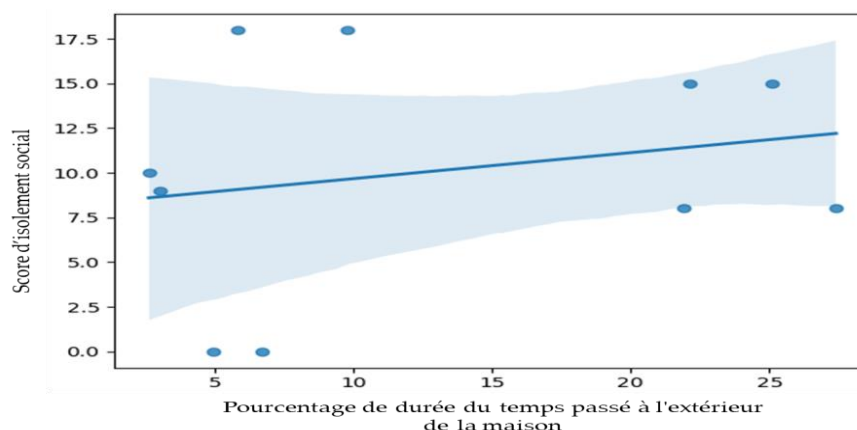


Figure 50. Relation entre le score d'isolement social et le pourcentage de la durée du temps passé à l'extérieur de la maison.

Tableau 35. Résultats de l'analyse de corrélation.

	Score d'isolement social
Durée de sommeil/relaxation	-0.58
Durée du temps passé à l'extérieur de la maison	0.22
Nombre de fois où la personne sort de la maison	-0.039
Nombre de transitions entre les emplacements	-0.42
Nombre d'activations des capteurs	0.19
Nombre d'activations de capteurs divisé par la durée de présence de la personne à l'intérieur de la maison	0.36
Nombre de siestes	-0.28
Nombre d'hygiène la nuit	-0.12
Temps passé à préparer les repas	0.44
Temps passé à manger les repas	-0.71
Temps passé à faire la vaisselle	0.042
Temps passé en cuisine	-0.46
Nombre d'utilisations du réfrigérateur	-0.1
Nombre d'utilisations du placard	0.63
Nombre d'activations des capteurs dans la cuisine	0.075

Après avoir identifié les indicateurs qui semblent les plus pertinents pour identifier le score d'isolement social, nous avons appliqué nos 3 algorithmes d'apprentissage supervisé en utilisant 30% des données en tant que données de tests. Nous avons obtenu les résultats présentés dans le tableau 36. L'algorithme a utilisé 7 lignes de données comme apprentissage et a effectué le test sur 3 lignes de données pour l'isolement social lié à la mobilité et l'isolement social lié à la prise de repas en utilisant les indicateurs représentés dans le tableau 34.

Tableau 36. Résultats des algorithmes pour la détermination du score d'isolement social.

	Mobilité	Prise de repas
	F-mesure	F-mesure
Arbre de décision	1	0,67
Forêt aléatoire	1	0,67
Régression logistique	1	1

Nous constatons que l'algorithme de régression logistique a réussi à identifier le niveau de risque d'isolement social lié à la mobilité et le niveau de risque d'isolement social lié à la prise de repas pour chacune des 3 lignes de données de tests en se basant sur le questionnaire de LSNS-6 comme référence. De plus, les deux algorithmes Forêt aléatoire et Arbre de décision ont bien réussi à identifier le niveau de risque d'isolement social lié à la mobilité pour les 3 lignes de données de tests. Mais, ils n'ont réussi à identifier que 2 parmi 3 lignes de données pour le niveau de risque d'isolement social lié à la prise de repas. Ainsi, l'algorithme de régression logistique a correctement classé toutes les 3 lignes de données avec nos données collectées pour les deux composantes (l'isolement social lié à la mobilité et l'isolement social lié à la prise de repas).

4. Application Web

Comme nous l'avons mentionné dans la section 4.7 du chapitre 2, nous avons développé une application web pour afficher les résultats d'identification des AVQs.

Notre application web se compose de plusieurs pages :

La 1^{ère} page de l'application concerne l'affichage des différentes maisons pour lesquelles nous avons collecté les données comme indiqué dans la figure 51.



Figure 51. Page de l'application web pour l'affichage des différentes maisons.

Afin de bien expliquer la répartition des capteurs dans la maison, nous avons développé dans l'application web des fonctionnalités qui permettent l'organisation des capteurs. En effet, chaque maison est constituée de plusieurs chambres et est affectée à une ou plusieurs personnes qui ont l'accès à ses données (membre de la famille/aide-soignant) comme indiqué dans les figures 59, 60, 61 et 62 de l'annexe 7. Pour chaque maison, il existe une ou plusieurs pièces avec un ou plusieurs appareils et chaque appareil se compose d'un ou plusieurs capteurs. Par exemple, l'appareil utilisé pour détecter le mouvement (Aeotec Trisensor) contient aussi un capteur de luminosité et un capteur de température.



Figure 52. Affichage des AVQs du participant C pour le 26/05/2022.

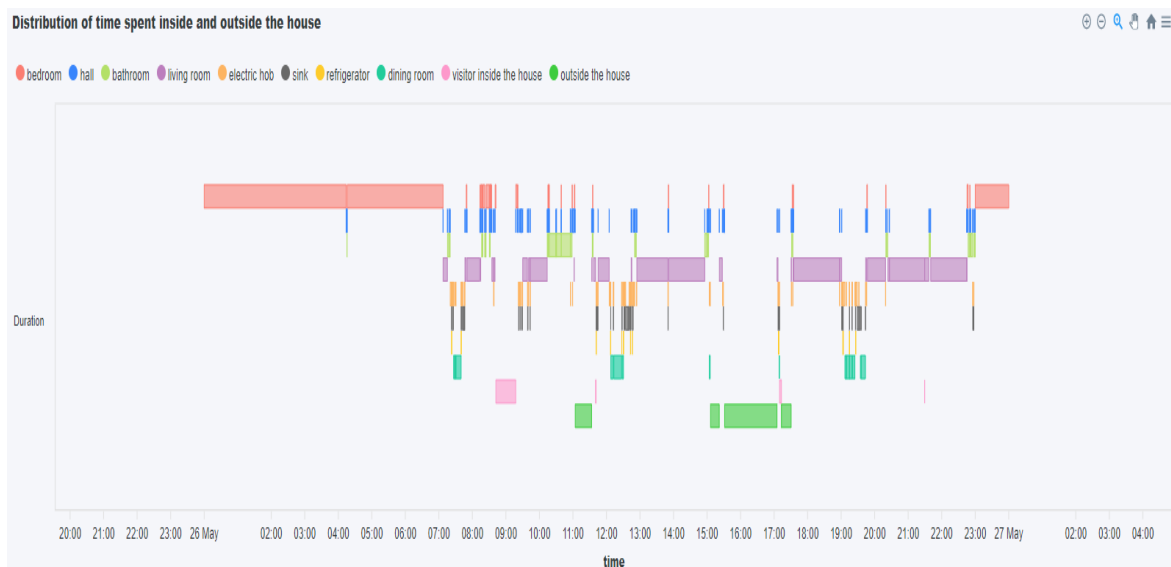


Figure 53. Affichage de la localisation du participant C pour le 26/05/2022.

Pour la visualisation des données des capteurs, l'utilisateur doit d'abord choisir la maison puis la période d'affichage des données. Il existe deux options pour la durée d'affichage des données :

- Affichage d'analyse des données pour un seul jour. Si on choisit par exemple le 26/05/2022 pour le participant C (Maison numéro 3), plusieurs informations pourront être affichées : les AVQs en fonction du temps pour ce jour (figure 52), les différentes localisations en fonction du temps de la personne (figure 53), le pourcentage d'activités de présence de la personne à l'intérieur et à l'extérieur de la maison et le pourcentage des différentes AVQs et la localisation de la personne (figure 54).

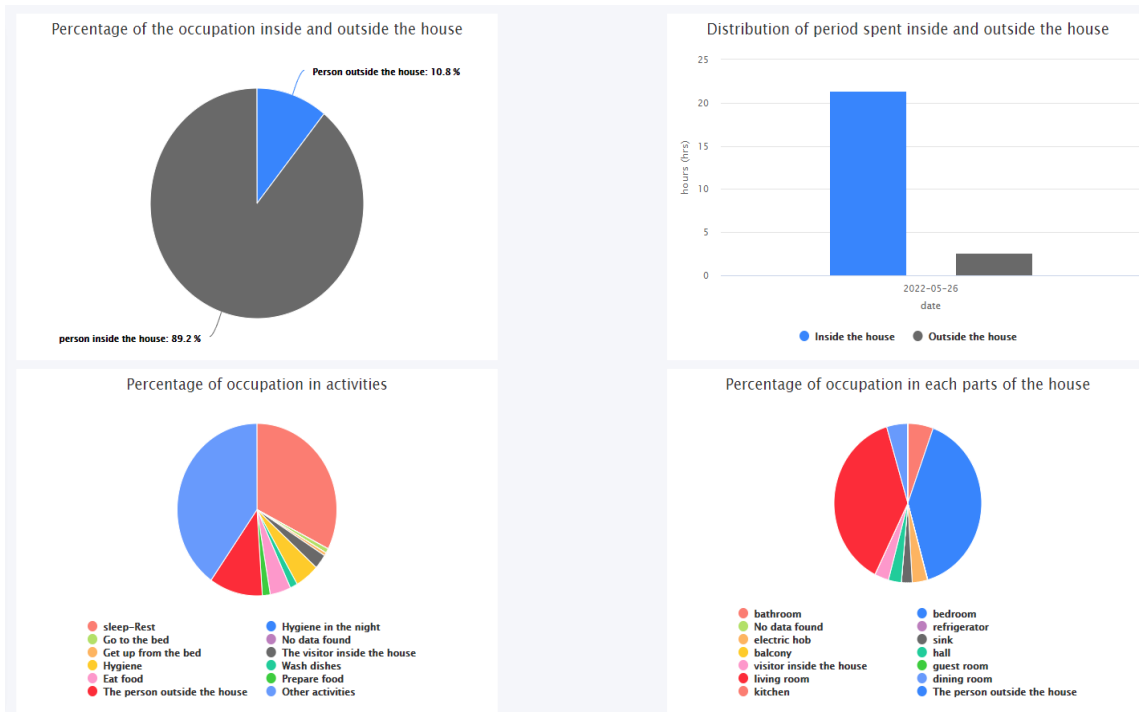


Figure 54. Affichage de l'analyse des AVQs du participant C pour le 26/05/2022.

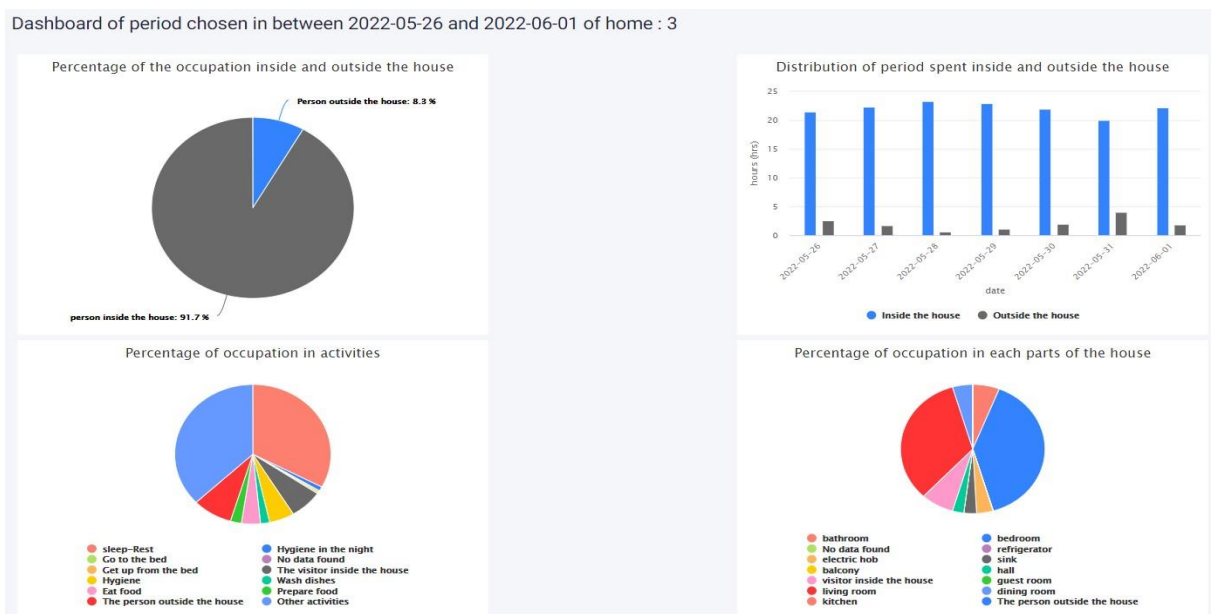


Figure 55. Affichage de l'analyse des AVQs du participant C entre le 26/05/2022 et le 01/06/2022.

- On peut choisir une période de plusieurs jours pour montrer une évolution du comportement de la personne. Par exemple, si on choisit une période de 7 jours entre le 26/05/2022 et le 01/06/2022 pour le participant C, les résultats affichés seront comme indiqués dans la figure 55.

Nous pouvons aussi afficher des indicateurs pour un seul jour sur le site web comme indiqué dans la figure 56 pour le 26/05/2022 pour le participant C.

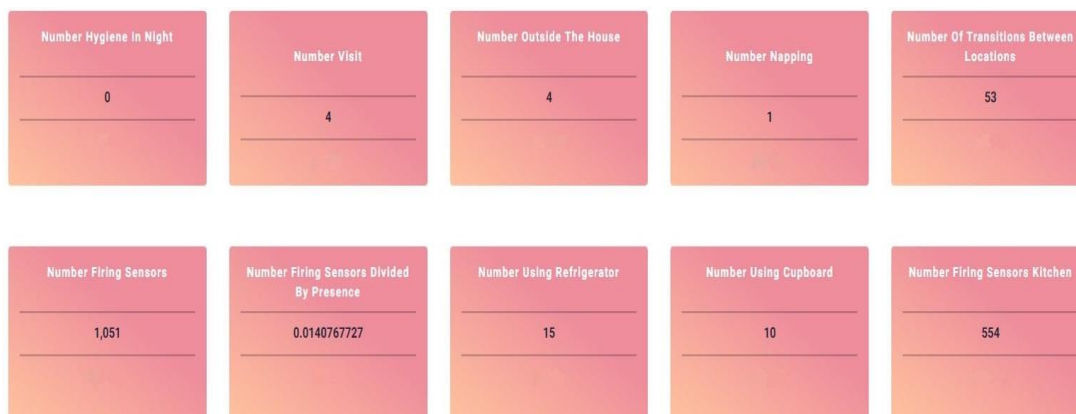


Figure 56. Affichage des indicateurs liés au comportement du participant C pour le 26/05/2022.

Nous pouvons également afficher la moyenne des indicateurs pour une période donnée sur notre site web. Par exemple, pour une période de 7 jours entre le 26/05/2022 et le 01/06/2022 pour le participant C, la moyenne des indicateurs est indiquée sur la figure 57.

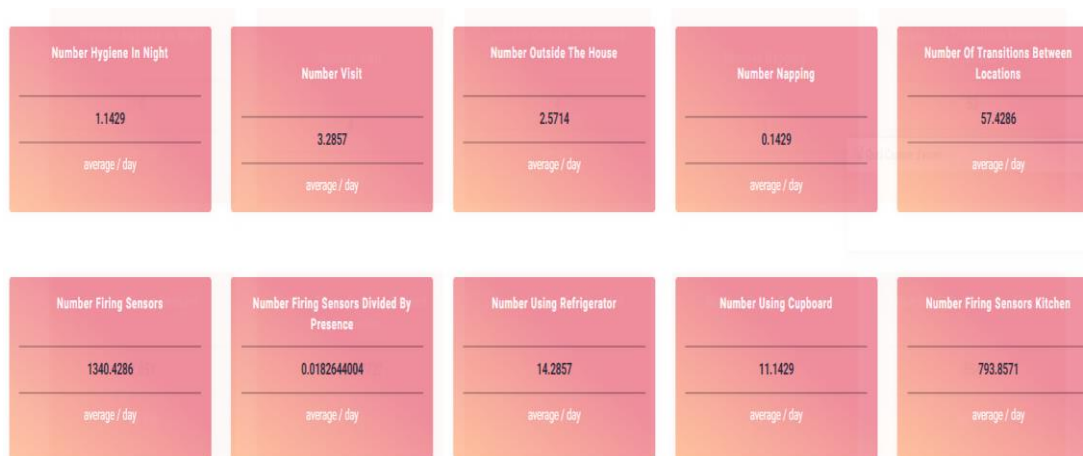


Figure 57. Affichage de la moyenne des indicateurs liés au comportement du participant C entre le 26/05/2022 et le 01/06/2022.

5. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les bases de données recueillies auprès de participants jeunes et âgés que nous avons exploitées pour évaluer nos divers algorithmes de classification d'AVQs. Nous nous sommes concentrés sur l'évaluation de l'activité « prendre le repas » en raison du nombre limité de données annotées disponibles pour ces bases de données. Par la suite, nous avons eu recours à une base de données publique, qui est ARUBA-1, afin de réévaluer nos algorithmes et de confirmer notre

décision pour le choix de la méthode d'identification des AVQs. Quatre algorithmes ont été utilisés afin de comparer leur performance : l'algorithme logique basé sur la matrice de corrélation, le K-means avec données pondérées, le GMM avec données pondérées et BIRCH avec données pondérées. Pour chaque algorithme, nous avons appliqué deux méthodologies de fenêtrage des flux de données en faisant varier les paramètres de fenêtrage temporel et de fenêtrage basé sur les activations des capteurs. Les valeurs testées pour le fenêtrage temporel étaient de 5, 10, 20 et 30 minutes, tandis que pour le fenêtrage basé sur les capteurs, elles étaient de 10, 15, 20 et 30 activations. L'approche logique basée sur la matrice de corrélation en utilisant un fenêtrage de temps de 20 min a été le modèle retenu en raison de ses performances (81,25% de taux de détection de l'activité « prendre le repas » pour un participant jeune, 88,14% de taux de détection de l'activité « prendre le repas » pour 5 personnes âgées, Sensitivité : 0,92, Spécificité : 0,958, Exactitude : 0,951 et F-mesure : 0,863 pour la base de données ARUBA-1). Par la suite, nous avons réussi à extraire diverses données concernant la mobilité et la prise de repas, ce qui nous a permis de fournir un niveau de risque d'isolement social chez les personnes âgées cohérent par rapport aux données fournies par le questionnaire LSNS-6. Trois algorithmes ont été utilisés pour estimer le niveau de risque d'isolement social lié à la mobilité et à la prise de repas : l'arbre de décision, la forêt aléatoire et la régression logistique. Parmi eux, l'algorithme de régression logistique a donné les meilleurs résultats avec un score d'exactitude de 1 et une F-mesure de 1. La quantité de données disponibles constitue toutefois une des limitations majeures de notre travail

Conclusion générale

L'isolement social est la situation dans laquelle se trouve une personne qui, du fait de relations durablement insuffisantes dans leur nombre ou leur qualité, est en situation de souffrance et de danger [143]. L'isolement social existe à tous les âges de la vie mais augmente et devient critique pour les plus âgés. En effet, il augmente considérablement le risque de perte d'autonomie constituant ainsi un enjeu majeur de santé publique et de cohésion sociale [143]. Il devient ainsi nécessaire de proposer des solutions de détection précoce de ce risque. Deux approches existent pour évaluer un risque potentiel d'isolement social chez les personnes âgées. La première approche consiste en l'utilisation d'enquêtes sous forme d'auto-questionnaires. Bien que cette méthode fournisse des informations intéressantes sur les personnes, elle est souvent considérée comme obsolète car elle ne prend pas en compte les moyens de communication modernes tels que la vidéoconférence avec les familles [34]. De plus, cette forme d'enquête offre seulement une observation ponctuelle du statut de l'individu, car elle ne peut être réalisée fréquemment sur une courte période. Étant souvent auto-déclaratifs, les questionnaires sont également sujets à des biais. La seconde méthode repose sur la surveillance technologique. Grâce aux avancées matérielles et à l'application de diverses techniques d'apprentissage automatique, la détection des AVQs a été améliorée. Ce système fournit des données objectives, permettant de recueillir des informations variées et pertinentes qui peuvent être liées à l'isolement social, et offre l'avantage d'une surveillance continue du comportement des personnes âgées. Notre démarche consiste à appliquer la deuxième stratégie en développant un système qui réponde aux besoins des utilisateurs. Ce système est conçu pour détecter les activités de la vie quotidienne (AVQs) des personnes âgées et extraire divers indicateurs liés à leur mobilité et à leur alimentation. Les informations recueillies sont ensuite utilisées pour évaluer leur niveau de risque d'isolement social. Les réponses aux questionnaires sur la mobilité et l'alimentation servent à valider la pertinence de notre analyse automatique des AVQs, tandis que les réponses au LSNS-6 sont utilisées comme référence pour estimer le risque d'isolement social.

Pour ce faire, nous avons décrit notre travail selon 4 chapitres :

Dans le chapitre 1, nous avons défini l'isolement social, identifié les facteurs de risque associés à cet isolement et analysé ses répercussions sur la santé. Ensuite, nous avons présenté une revue de l'état de l'art et des orientations potentielles pour la recherche et le développement des systèmes de surveillance, en mettant particulièrement l'accent sur les activités de prise de repas (préparer le repas, prendre le repas et faire la vaisselle) et la mobilité (à l'intérieur de la maison et les sorties). Nous avons également détaillé les exigences nécessaires à la création de ces systèmes de surveillance pour les personnes âgées telles que la confidentialité, l'acceptation du système et les performances des algorithmes proposés. Enfin, nous avons illustré différents exemples de systèmes de surveillance, en précisant les choix matériels et logiciels retenus. Les principaux défis pour ces systèmes de surveillance incluent le développement de matériels non intrusifs, l'analyse et l'interprétation des données, l'interopérabilité des normes de communication et la surveillance à long terme.

Cette revue révèle que peu d'études se sont concentrées sur la détection du risque d'isolement social chez les personnes âgées vivant seules par l'analyse des AVQs. Cependant, plusieurs algorithmes et méthodes ont été développés pour reconnaître des AVQs à l'aide de divers capteurs (portables et non portables) et de différentes approches algorithmiques (apprentissage supervisé ou non, logique floue, etc.). En outre, divers chercheurs collectent de petites quantités de données dans des environnements

de type laboratoire ou living lab en demandant à de jeunes participants d'effectuer des AVQs scénarisées. Bien que l'utilisation de capteurs respectant la vie privée des personnes surveillées soit l'approche souhaitable, certains systèmes intègrent des caméras pour identifier les AVQs ou annoter les données recueillies. Ainsi, l'approche que nous préconisons pour identifier les personnes âgées à risque d'isolement social à travers les AVQs (activités de mobilité et de prise de repas) consiste à utiliser des capteurs non intrusifs et les installer dans les maisons des personnes âgées sur une période de temps suffisamment longue afin de collecter des données réelles en continu. Nous avons fait le choix de faire passer aux participants un formulaire qui contient différentes questions sur leur comportement de mobilité, de prise de repas, et sur l'isolement social. Nous avons utilisé ces informations comme référence pour les comparer aux résultats des algorithmes d'identification d'AVQs et d'estimation du niveau de risque d'isolement social.

Pour surmonter certains des défis liés à la réalisation d'un système de surveillance, nous avons, dans le chapitre 2, entrepris une démarche de conception et de prototypage de notre système en utilisant le formalisme SysML. Cette approche a permis de modéliser les divers aspects du système, tels que la structure, le comportement et les exigences, offrant ainsi une vision exhaustive et approfondie du système à développer. Cela facilite la gestion du système, la transmission des connaissances, la réutilisation partielle ou totale du système, et permet d'envisager des modifications en un temps réduit. Nous avons ensuite présenté l'architecture matérielle et logicielle de notre système de surveillance, composé de plusieurs éléments : des capteurs de mouvement et de contact, un Raspberry Pi, un dongle Z-Wave et un logiciel domotique DomoticZ. DomoticZ collecte toutes les données des capteurs connectés via un dongle Z-Wave et les stocke en temps réel localement sur un Raspberry Pi. Simultanément, ces données sont envoyées à un serveur distant via Wi-Fi en utilisant le protocole MQTT. Enfin, une première application web a été développée pour permettre la visualisation des données de surveillance telles que les AVQs et les indicateurs liés à la mobilité et à la prise de repas.

Dans le chapitre 3, nous avons présenté notre approche pour la classification des AVQs et l'estimation du niveau de risque d'isolement social. Nous avons décrit la collecte et le prétraitement des données brutes provenant des divers capteurs installés dans le domicile de la personne surveillée, soulignant l'importance cruciale de cette étape pour la suite de notre travail. Ensuite, nous avons décrit la détection de l'occupation du domicile, en distinguant trois cas : « la personne est à l'intérieur de la maison », « la personne est à l'extérieur de la maison » et « un visiteur est à l'intérieur de la maison ». Nous avons ensuite détaillé les AVQs spécifiques (« sommeil/relaxation », « préparer repas », « prendre repas », « laver la vaisselle », « hygiène » et « autres activités »). Quatre algorithmes ont été utilisés pour comparer leurs performances : un algorithme logique basé sur la matrice de corrélation, K-means avec données pondérées, Gaussian Mixture Model avec données pondérées, et BIRCH avec données pondérées. Pour chaque algorithme, nous avons appliqué deux méthodologies de fenêtrage des flux de données, l'une faisant varier les valeurs de fenêtrage temporel (5, 10, 20 et 30 minutes) et l'autre basée sur les capteurs (10, 15, 20 et 30 activations), afin d'évaluer leur impact sur la détection des AVQs. Enfin, nous avons présenté notre méthode de détection du niveau de risque d'isolement social, qui repose sur l'extraction de divers indicateurs liés à la mobilité et à la prise de repas. Ces indicateurs sont ensuite utilisés par trois algorithmes d'apprentissage supervisé : l'arbre de décision, la forêt aléatoire et la régression logistique, afin de comparer leurs performances respectives.

Dans le chapitre 4, nous avons présenté les jeux de données recueillis auprès de 10 volontaires (4 jeunes adultes et 6 personnes âgées). Les performances des algorithmes ont été évaluées sur deux jeux de données (données privées collectées par notre système et une base de données publiques). Nous avons concentré notre évaluation sur l'activité « prendre le repas » en raison du nombre limité de

données annotées disponibles pour ces bases de données. Ceci nous a permis d'étudier la méthode la plus performante pour la classification des AVQs. L'approche logique basée sur la matrice de corrélation en utilisant un fenêtrage de temps de 20 min se révèle être le modèle le plus pertinent en raison de ses performances (81,25 % de taux de détection de l'activité « prendre le repas pour un participant jeune, 88,14% de taux de détection de l'activité « prendre le repas » pour 5 personnes âgées, Sensitivité : 0,92, Spécificité : 0,958, Exactitude : 0,951 et F-mesure : 0,863 pour la base de données ARUBA-1). Enfin, nous avons exposé notre méthode de détection du niveau de risque d'isolement social, combinant le niveau de risque lié à la mobilité et celui lié à la prise de repas. Cette méthode s'appuie sur l'extraction de différents indicateurs relatives à la mobilité et à la prise de repas, lesquelles sont ensuite exploitées par trois algorithmes d'apprentissage supervisé : l'arbre de décision, la forêt aléatoire et la régression logistique. Ces algorithmes ont été comparés aux données fournies par le questionnaire LSNS-6. L'algorithme de régression logistique a donné les meilleurs résultats avec un score d'exactitude de 1 et une F-mesure de 1.

La quantité de données disponibles constitue toutefois une des limitations majeures de notre travail car il est toujours compliqué de trouver des volontaires qui acceptent d'installer des systèmes de surveillance dans leur domicile sur une longue période de temps. De plus, la procédure de recrutement est très longue (information des participants et des familles, autorisations réglementaires...) et doit être anticipé.

Ce travail présente une première solution complète d'identification des AVQs et d'estimation de niveau de risque d'isolement social liée à la mobilité et à la prise de repas, mais il reste encore des pistes d'amélioration :

- Sur le plan matériel :

Remplacer le capteur de mouvement qui surveille la zone où la personne prend son repas par un capteur de pression placé sur la chaise et remplacer le capteur de mouvement au dessus de l'évier par un capteur débitmètre. En effet, cela permet d'éviter des interférences dans la zone de détection de mouvement car la surface des pièces de cuisine dans certaines maisons est très réduite et la personne peut être détectée par plusieurs capteurs en même temps. Ceci réduirait le temps de corrections et filtrages des données par l'algorithme. De plus, le capteur de pression placé sur la chaise habituelle où la personne prend son repas permet de donner une information plus sûre sur l'activité « prendre le repas ». En effet, la personne peut passer du temps à se déplacer dans la cuisine et est donc détectée par le capteur de mouvement qui surveille la zone de la table à manger sans que la personne ne prenne son repas.

- Sur le plan des algorithmes de traitement et d'analyse :

Nous avons envisagé trois directions principales pour améliorer notre système. Premièrement, la détection des AVQs quand il y a deux ou plusieurs personnes dans la maison (la personne surveillée et un visiteur par exemple) est nécessaire pour avoir une vision complète sur les différentes activités réalisées durant la journée. Ensuite, le développement d'une application mobile avec pour objectif l'auto-annotation des personnes pour avoir des données plus riches et précises que les questionnaires serait utile. On pourrait alors utiliser ces annotations comme référence pour les comparer avec les AVQs identifiés par l'algorithme. De plus, on pourrait introduire une notification des alertes en cas de problème. Finalement, une nouvelle version d'application web destinée aux familles/aidants est souhaitable pour améliorer la visualisation des résultats obtenus.

- Sur le plan de la collecte des données :

Il est nécessaire d'installer notre système sur un échantillon plus large et diversifié de participants, couvrant différentes tranches d'âge, origines ethniques, niveaux socio-économiques et contextes géographiques. Une telle diversité permettrait une meilleure généralisation des résultats et une adaptation plus précise des algorithmes à des populations variées. De plus, en prolongeant la durée de la surveillance, nous pourrions observer les schémas de comportement sur une période plus étendue, capturant ainsi les différentes déviations de comportement de la personne surveillée à plus long terme. Cela nous aiderait à mieux comprendre l'évolution du niveau de risque d'isolement social et de détecter les signaux précurseurs d'un risque accru sur le long terme.

- Sur l'interaction entre les acteurs médicaux et familiaux :

Le but ultime de notre système est d'aider les médecins à mieux identifier le changement de comportement des personnes âgées qui peut être synonyme d'un signe de risque d'isolement social afin qu'ils puissent prescrire des recommandations parfaitement adaptées et améliorer la qualité de vie des personnes surveillées. Ce n'est qu'en comprenant pleinement les besoins des médecins, les utilisateurs et leurs familles que nous pourrions mieux relier le système proposé aux pratiques médicales.

Annexes

Annexe 1 : Avantages et inconvénients des capteurs utilisés par les auteurs.

Capteur	Source	Position	Paramètre obtenu	Avantages	Inconvénients
PIR	Huynh et al. [62]	PIR dans chaque pièce	Détection de mouvement dans chaque pièce	Capteur à faible coût Préserve la vie privée	Impossible de distinguer qui se déplace s'il y a plus d'une personne vivant dans la même maison
	Barsocchi et al. [63]	PIR dans chaque pièce	Détection de mouvement dans chaque pièce		
	Lussier et al. [64]	Deux capteurs PIR dans la chambre (un dirigé vers le lit et un autre vers l'espace entre la sortie et le lit) et un dans le reste de chaque pièce	Détection du mouvement dans différentes positions à l'intérieur de la maison et l'action de sortir		
	Gochoo et al. [65]	31 capteurs PIR à différents endroits de la maison	Détection de mouvement dans différentes positions à l'intérieur de la maison		
	Dawadi et al. [66]	23 capteurs PIR à différents endroits de la maison	Détection du mouvement dans différentes positions à l'intérieur de la maison et l'action de sortir		
	Kenfack Ngankam et al. [67]	11 capteurs PIR	Détection de mouvement dans chaque pièce		
	Pinard et al. [68]	Capteurs PIR dans chaque pièce et certains autour du poêle	Détection de mouvement autour du four		
	Goonawardene et al. [69]	PIR dans chaque pièce	Détection du mouvement dans différentes positions à l'intérieur de la maison et l'action de sortir		
	Martinez et al. [86]	PIR dans chaque pièce de la maison, dans le jardin et dans le garage	Détection du mouvement dans différentes positions de la maison		
	Walsh et al. [87]	PIR dans chaque pièce	Détection de mouvement dans chaque pièce		
	Petersen et al. [70]	PIR dans chaque pièce	Détection du mouvement dans différentes positions à l'intérieur de la maison et l'action de sortir		
	Austin et al. [35]	PIR dans chaque pièce	Détection du mouvement dans différentes positions à l'intérieur de la maison et l'action de sortir		
	Rebeen et al. [80]	Plusieurs capteurs PIR à différents endroits de la maison	Détection du mouvement dans différentes positions à l'intérieur de la maison		

Capteur de contact	Huynh et al. [62]	Interrupteur de contact sur la porte extérieure	Détection de l'action de sortir	Capteur à faible coût, préserve la vie privée	Impossible de déterminer qui déclenche le capteur s'il y a plus d'une personne vivant dans la même maison
	Barsocchi et al. [63]	Interrupteur de contact sur la porte extérieure, le réfrigérateur et la porte de la chambre à coucher	Détection de l'action de sortir et de l'utilisation du réfrigérateur		
	Lussier et al. [64]	Interrupteur de contact sur la porte extérieure, tiroir, armoire, réfrigérateur, tiroir à ustensiles, armoire de cuisine et armoire de rangement des aliments	Détection de l'action de sortir et de l'utilisation du tiroir, de l'armoire, du réfrigérateur, du tiroir à ustensiles, de l'armoire de cuisine et de l'armoire de rangement des aliments		
	Gochoo et al. [65]	4 interrupteurs de contact sur différents portes (porte arrière, porte de garage, porte d'entrée et garde-manger)	Détection de l'action de sortir et utilisation du garde-manger		
	Dawadi et al. [66]	6 interrupteurs de contact à différents endroits de la maison	Détection de l'action de sortir et de l'utilisation de différents articles dans la cuisine		
	Kenfack Ngankam et al. [67]	13 interrupteurs de contact à différents endroits de la maison	Détection de l'action de sortir et de l'utilisation de différents objets dans la maison		
	Pinard et al. [68]	2 interrupteurs de contact pour l'ouverture de la porte du four et la porte extérieure	Détection de l'action de sortir et de l'utilisation du four		
	Pirzada et al. [71]	40 à 50 interrupteurs de contact à différents endroits de la maison	Détection de l'action de sortir et de l'utilisation de différents objets dans la maison		
	Goonawardene et al. [69]	Interrupteur de contact sur la porte extérieure	Détection de l'action de sortir		
	Walsh et al. [87]	Interrupteur de contact sur les différentes portes de la maison	Détection de l'ouverture de chaque porte et l'action de sortir		
	Petersen et al. [70]	Interrupteur de contact sur la porte extérieure et le réfrigérateur	Détection de l'action de sortir et de l'utilisation du réfrigérateur		
	Austin et al. [35]	Interrupteur de contact sur la porte extérieure	Détection de l'action de sortir		
	Rebeen et al. [80]	Interrupteur de contact sur la porte extérieure et le placard	Détection de l'action de sortir et de l'utilisation du placard		
Capteur à ultrasons	Ghosh et al. [72]	La carte équipée de 5 capteurs à ultrasons a été suspendue au plafond	Détection des mouvements du corps	Distance de détection très précise	Sensibilité aux conditions environnementales (variations de température et

					d'humidité peuvent entraîner des erreurs de détection)
Caméra vidéo	Seint et al. [73]	Caméra devant la personne surveillée (tests réalisés en laboratoire)	Vidéo de la personne surveillée	Fournir des informations riches	Sensible à la lumière Ne préserve pas la vie privée Nécessite des ressources de calcul et de stockage importantes
	Park et al. [79]	Deux caméras à champ de vision large et deux caméras à champ de vision étroit			
Kinect	Cippitelli et al. [74]	Le capteur Kinect (caméra RVB et caméra de profondeur) a été suspendu au plafond	Flux de couleurs et de profondeur	Fournir des informations riches Robuste aux variations de lumière	Ne préserve pas la vie privée Nécessite des ressources de calcul et de stockage importantes
Capteur de profondeur et capteur thermique	Zelun et al. [75]	Le capteur de profondeur et le capteur thermique ont été suspendus au plafond	Profondeur et flux thermiques	Robuste aux variations de lumière	Système coûteux Nécessite des ressources de calcul et de stockage importantes
Capteur de pression	Barsocchi et al. [63]	Tapis sensibles à la pression sur le lit et la chaise	Présence de la personne dans le lit et la chaise	Facile à installer Fournir des informations exactes	Impossible de déterminer qui utilise ces objets s'il y a plus d'une personne vivant dans la même maison
	Kenfack Ngankam et al. [67]	3 capteurs de pression : lit, canapé et chaise	Présence de la personne dans le lit, le canapé et la chaise		
	Pinard et al. [68]	4 capteurs de pression pour 4 brûleurs du poêle (pour détecter les objets placés sur les brûleurs)	Présence d'objets placés sur des brûleurs		
Microphone	Vuegen et al. [76]	7 nœuds (chaque nœud composé de 3 microphones) dans la chambre, salle de bain, WC, four, table de la cuisine et 2 dans le salon	Enregistrement audio	Fournir des informations riches	Ne préserve pas la vie privée
Débitmètre	Pinard et al. [68]	Débitmètres sur le robinet de la cuisine	L'utilisation du robinet de cuisine	Fournir des informations précises sur l'activité réalisée	Impossible de déterminer qui utilise ses objets s'il y a plus d'une personne vivant dans la même maison Cher
	Kenfack Ngankam et al. [67]	Débitmètres sur le robinet de la cuisine	L'utilisation du robinet de cuisine		
Interrupteur à flotteur	Rebeen et al. [80]	Interrupteur à flotteur dans les toilettes	Mesurer la chasse d'eau des toilettes		
Wattmètre	Barsocchi et al. [63]	Wattmètre dans la chaudière à eau ou le four	Utilisation de la chaudière à eau ou du four	Fournir des informations précises sur l'activité réalisée	Impossible de déterminer qui utilise ses objets s'il y a plus d'une personne vivant dans la même maison
	Kenfack Ngankam et al. [67]	Wattmètre pour la télévision	L'utilisation de la télévision		
	Pinard et al. [68]	4 wattmètres pour 4 brûleurs du poêle	L'utilisation des 4 feux du poêle		
	Ueda et al. [77]	Deux wattmètres pour la télévision et les appareils de cuisson	L'utilisation de la télévision et des appareils de cuisson		
Analyseur de puissance	Belley et al. [78]	Analyseur de puissance unique placé dans le panneau	L'utilisation de la télévision et des différents gadgets		Impossible de déterminer qui utilise ces objets s'il y

		électrique	électriques dans la maison (les 4 feux de la cuisinière, la bouilloire électrique, le four, le grille-pain, la hotte aspirante, la cafetière, le four à micro-ondes, le sèche-cheveux, le mixeur, le mixeur électrique, la chaîne stéréo et le réfrigérateur)		a plus d'une personne vivant dans la même maison Capteur coûteux
	Fortin-Simard et al. [81]	Analyseur de puissance unique placé dans le panneau électrique	L'utilisation de différents gadgets électriques dans la cuisine		
Passive RFID	Fortin-Simard et al. [82]	Antennes Tags dans différents articles de la cuisine (chaque objet a une taille spécifique, un type donc il est associé à une ou plusieurs étiquettes RFID)	L'utilisation de différents éléments de la cuisine	Fournir des informations précises sur l'activité réalisée	Cher Difficile à installer en raison du nombre de balises qui doivent être installées sur différents éléments
Capteur de positionnement à ultrasons	Ueda et al. [77]	19 récepteurs du capteur de positionnement à ultrasons à différents endroits de la maison Capteur de positionnement à ultrasons fixé sur le corps de la personne	Emplacement de la position de la personne à l'intérieur de la maison	Fournir des informations précises sur l'activité réalisée	Doit être porté Problème d'autonomie de la batterie
Active RFID	Park et al. [79]	Plusieurs étiquettes RFID sont attachées à divers objets, y compris des meubles, des appareils électroménagers et des ustensiles autour des maisons intelligentes. Bracelet contenant le lecteur RFID	L'utilisation de différents éléments de la cuisine	Fournir des informations précises sur l'activité réalisée	Doit être porté Problème d'autonomie de la batterie
Téléphone	Yunfei et al. [83]	Téléphone intelligent porté par la personne	Orientation de la tête du téléphone, niveau de lumière autour du téléphone, GPS et autres fonctions telles que le détecteur de pas, l'accélérateur et l'horodatage	Fournir des informations précises sur l'activité réalisée, Facile à utiliser, Répandu entre les personnes	Doit être porté Problème d'autonomie de la batterie Ne préserve pas la vie privée
	Martinez et al. [86]		Surveillance des communications de la personne		
	Sanchez et al. [88]		Surveillance des communications de la personne et le GPS pour détecter la position de la personne à l'intérieur/extérieur de la maison		

	Austin et al. [35]	Téléphone fixe	Surveillance des communications de la personne		Ne préserve pas la vie privée
Ordinateur	Austin et al. [35]	Ordinateur fixe de bureau	Surveillance de l'utilisation de l'ordinateur	Fournir des informations sur l'activité réalisée	Ne préserve pas la vie privée
Accéléromètre	Tsang et al. [84]	Accéléromètres placés sur la cuisse d'une des jambes.	Mouvement du corps et posture	Capteur à faible coût	Doit être porté
	Charlon et al. [71]	Semelle intérieure intelligente (contient un accéléromètre)			
Capteur d'interrupteur de lumière	Walsh et al. [87]	Capteur d'interrupteur de lumière pour chaque pièce de la maison	Déduire l'emplacement de l'individu dans l'appartement	Capteur à faible coût, préserve la vie privée	Impossible de distinguer qui se déplace s'il y a plus d'une personne vivant dans la même maison

Annexe 2 : Présentation des questionnaires utilisés par les chercheurs dans leur travail.

- La dépression gériatrique mesurée à l'aide de l'échelle de dépression gériatrique à 15 éléments [92]. The geriatric depression scale (GDS), est un instrument utilisé pour évaluer la dépression chez les personnes âgées. Elle est largement utilisée dans le cadre de l'évaluation gériatrique standardisée et dans les travaux de recherche clinique portant sur la dépression ou les troubles cognitifs ;
- La cognition à l'aide du score du test mental abrégé [93], outil utilisé pour évaluer rapidement les fonctions cognitives chez les adultes et en particulier chez les personnes âgées. Il est conçu pour évaluer des domaines clés de la cognition, tels que l'orientation temporelle et spatiale, la mémoire, l'attention et la capacité de calcul. Il comprend généralement une série de dix questions simples, telles que demander la date du jour, le lieu où l'on se trouve, ou se rappeler le nom d'une personne ;
- La qualité subjective du sommeil à l'aide des éléments du Pittsburgh Sleep Quality Index [94]. Le PSQI est un questionnaire d'auto-évaluation qui évalue la qualité du sommeil, et est constitué de 19 éléments qui évaluent divers aspects du sommeil, tels que la durée du sommeil, la qualité du sommeil, la durée d'endormissement et l'efficacité du sommeil. Les participants sont interrogés en se basant sur leur expérience de sommeil au cours du mois précédent ;
- Le questionnaire de 'Katz' [95] est un instrument destiné à évaluer les capacités fonctionnelles et l'indépendance des individus âgés ou ayant des handicaps physiques. Il évalue la capacité d'une personne à accomplir six AVQs fondamentales, qui sont souvent perçues comme indispensables pour préserver son autonomie : se laver, s'habiller, se nourrir, se déplacer (transfert de lit à chaise et vice versa), utiliser les toilettes et contrôler les fonctions intestinales et urinaires. La capacité à réaliser chaque activité de manière autonome est évaluée, avec des réponses généralement basées sur une échelle binaire (oui/non) ou une échelle de cotation en fonction du degré d'assistance requis.
- Le questionnaire élaboré par Lawton et Brody [96] est un instrument d'évaluation qui permet d'évaluer les activités instrumentales de la vie quotidienne chez les individus âgés ou atteints de handicaps. Ce dernier se focalise sur des activités plus complexes qui jouent un rôle crucial dans la préservation de l'indépendance dans la vie quotidienne. Les activités instrumentales comprennent des missions comme la gestion des finances, les achats, la préparation des repas, l'utilisation du téléphone, le transport, l'entretien ménager et la prise de médicaments. En règle générale, le questionnaire de Lawton et Brody comprend une série de questions auxquelles les personnes répondent en fonction de leur aptitude à réaliser ces activités. Souvent, les réponses sont évaluées à différentes échelles, allant de l'indépendance totale à la dépendance totale, ce qui permet d'obtenir une évaluation globale du niveau d'indépendance fonctionnelle d'un individu.
- L'échelle d'évaluation de la démence [98], Dementia Rating Scale, est un outil d'évaluation qui mesure la sévérité et le type de déficits cognitifs chez les adultes, en particulier chez les personnes âgées présentant des signes de démence. Cette échelle est utilisée pour évaluer les différentes composantes de la cognition, notamment l'attention, la mémoire, l'orientation, la capacité de planification, le raisonnement, la praxis et le langage. Les différentes sous-échelles de la DRS de Mattis permettent d'évaluer ces domaines cognitifs. Les tâches et les interrogations suggérées visent à évaluer de manière approfondie le fonctionnement cognitif. On l'emploie fréquemment dans les situations cliniques et de recherche afin de poser un diagnostic de démence et d'évaluer l'évolution de la maladie au fil des ans.

-
- L'évaluation cognitive de Montréal [99] (Montreal Cognitive Assessment : MoCA) est un test utilisé pour détecter un léger déclin cognitif et les premiers signes de démence chez les adultes, en particulier chez les personnes âgées. Le MoCA examine différents aspects de la cognition, tels que la mémoire, l'attention, l'orientation, le langage, les compétences visuo-spatiales, l'accomplissement de tâches et la capacité de calcul. Il inclut différentes tâches et interrogations qui examinent de manière approfondie ces domaines cognitifs. Dans les situations cliniques, le MoCA est fréquemment employé afin de faire le diagnostic des troubles cognitifs légers, de la démence et d'autres affections neurologiques qui impactent la cognition. Il est aussi employé dans le domaine de la recherche clinique afin d'évaluer les évolutions cognitives au fil du temps et l'efficacité des traitements.
 - L'inventaire neuropsychiatrique [100] (Neuropsychiatric Inventory : NPI) est un outil d'évaluation clinique utilisé pour évaluer les symptômes neuropsychiatriques chez les patients atteints de troubles neurologiques, en particulier chez les patients atteints de démence. Le NPI a été créé par Cummings et ses collègues en 1994. Il examine différentes manifestations neuropsychiatriques comme l'agitation, l'agressivité, la dépression, l'anxiété, l'irritabilité, les problèmes de sommeil, les hallucinations, les délires et les comportements inappropriés.
 - L'échelle de Cornell [101] (The Cornell Scale for Depression in Dementia : CSDD) est un questionnaire qui a été spécifiquement développé pour évaluer les signes et symptômes de la dépression majeure chez les patients déments. Elle a été développée par le Dr George S. Alexopoulos et ses collègues à l'Université Cornell en 1988. Cela englobe différentes interrogations concernant les symptômes de la dépression, comme la tristesse, le découragement, les problèmes de sommeil, l'anxiété, les problèmes d'appétit, la léthargie, la perte d'intérêt pour les activités habituelles et les pensées suicidaires.
 - L'enquête abrégée sur la santé à 36 éléments [102] (36-Item Short Form Survey Instrument : SF-36) est un questionnaire qui permet d'évaluer la qualité de vie liée à la santé. Le SF-36 évalue huit dimensions de la santé tel que Limitations physiques, Limitations des rôles physiques, Douleur corporelle, Santé générale perçue, Vitalité, Aspect social, Limitations des rôles émotionnels et Santé mentale. Ces dimensions fournissent une mesure globale de la santé physique et mentale, ainsi qu'une évaluation de la fonction sociale et des limitations fonctionnelles.
 - du questionnaire de santé standardisé de HADS [103] (Hospital Anxiety and Depression Scale) qui est un instrument permettant de dépister les troubles anxieux et dépressifs chez les patients dans un contexte hospitalier. Le HADS est constituée de 14 questions, divisées en deux sous-échelles distinctes : une sous-échelle dédiée à l'anxiété et une sous-échelle dédiée à la dépression. Chaque niveau d'évaluation comprend 7 questions qui évaluent divers symptômes liés à l'anxiété et à la dépression. Chaque question est répondue par les participants en fonction de la fréquence à laquelle ils ont ressenti un symptôme spécifique pendant la semaine précédente ;
 - CES-D [104] (Center for Epidemiologic Studies- Depression) permet d'évaluer l'existence d'un syndrome dépressif et d'en évaluer la sévérité chez les adultes. Les 20 éléments de la CES-D permettent d'évaluer divers symptômes liés à la dépression, tels que la tristesse, la perte d'intérêt, la fatigue, les problèmes de sommeil et d'appétit, la culpabilité et les pensées négatives. Chaque question est répondue par les participants en fonction de la fréquence à laquelle ils ont ressenti le symptôme pendant la semaine précédente.
-

Annexe 3 : Diagramme entité-association

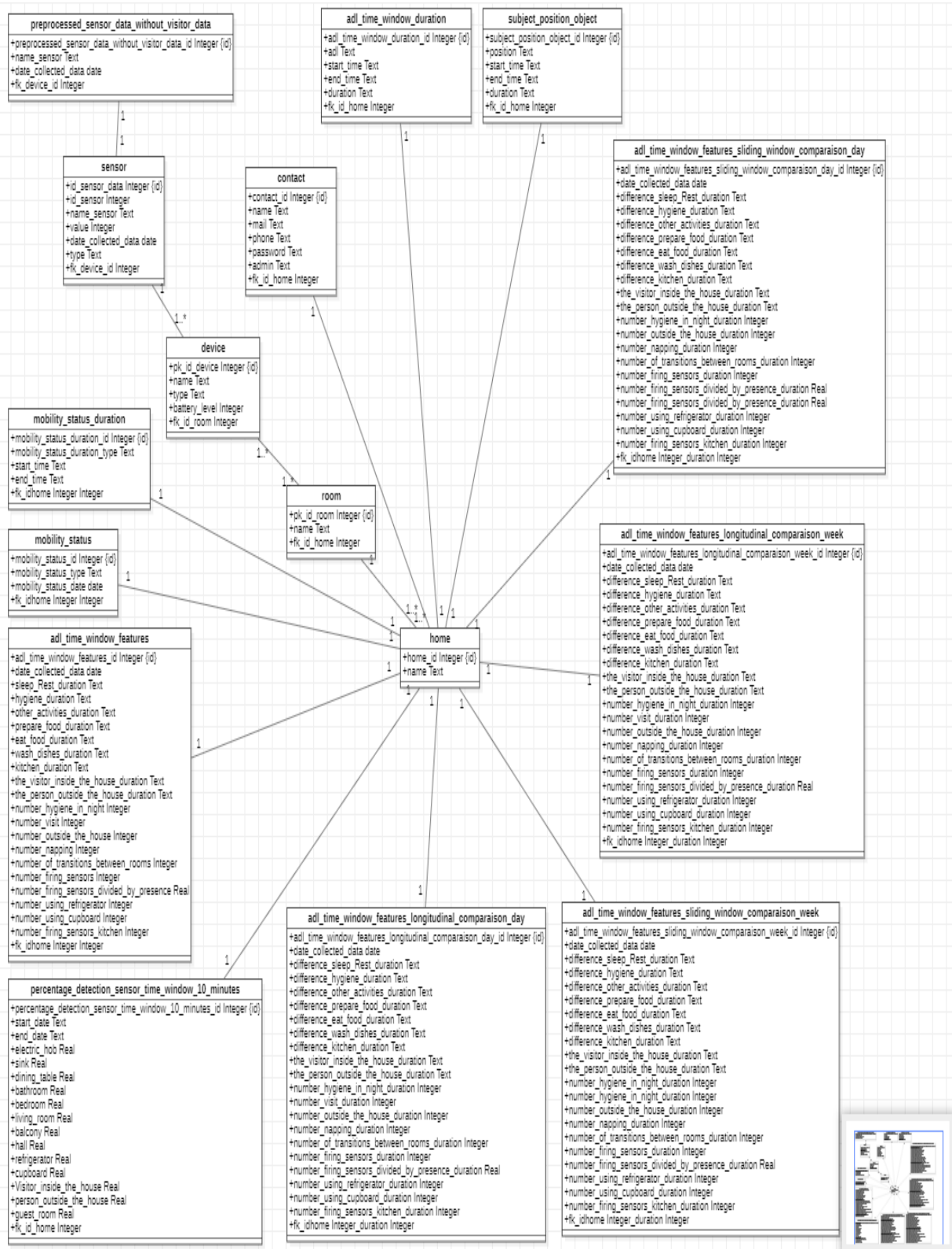


Figure 58. Diagramme entité-association

Annexe 4 : Dossier autorisation du comité éthique de la recherche



A l'attention de
BRULIN Damien

À Toulouse, le 2 février 2022

Affaire suivie par :
Christina WATKINS
CER-DRDV
Courriel : bureau-cer@univ-toulouse.fr
Tél. : 05 61 10 80 30

Objet : Avis du bureau du CER pour le projet resousmis 2022-465

Titre du projet soumis : Détection de l'isolement social chez les personnes âgées fragiles vivant seules à domicile basée sur un système de suivi multicapteurs

Porteur de projet : BRULIN Damien, laboratoire LAAS, CNRS

Monsieur,

Compte tenu des éléments fournis dans votre demande, le Comité d'Éthique pour les Recherches de l'Université de Toulouse émet l'avis suivant : **Avis Favorable**.

Nous rappelons, par ailleurs, qu'il relève de la responsabilité des chercheurs de se conformer à leurs obligations légales notamment en ce qui concerne les aspects d'homologation du lieu de recherche, **tout particulièrement lorsque les participants sont des personnes vulnérables**, ou RGPD : Règlement Général sur la Protection des Données.

Le Comité d'Éthique rappelle au porteur de projet qu'il doit tenir compte des conditions sanitaires actuelles et, à minima, mettre en œuvre un protocole sanitaire adapté en conformité avec les recommandations des tutelles.

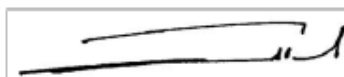
Nous restons à votre disposition pour toute question.

Les membres du bureau CER.

Pr Jacques Py



Dr Rémi Capa



Pr Maria Teresa Munoz Sastre





FORMULAIRE DE SOUMISSION AU CER

Le CER examine les protocoles de recherche réalisés sous la responsabilité d'un chercheur ou d'un enseignant-chercheur titulaire rattaché à la communauté d'établissements de l'Université Fédérale Toulouse Midi-Pyrénées

Questions concernant la soumission :

Je prends connaissance du fait que l'avis rendu par le CER ne concerne que le projet de recherche présenté dans ce document.

Je déclare solennellement que le recueil de données de cette recherche n'a pas commencé.

Il s'agit d'une 2^e ou 3^e soumission, rappeler le numéro du dossier : N°2022_465

Je prends connaissance du fait que l'avis rendu par le CER sera envoyé à la Direction de l'Unité de Recherche au sein de laquelle je réalise mes travaux de recherche.

Nom-Prénom et courriel de la Direction d'Unité de Recherche :

Mohamed Kaaniche, courriel : mohamed.kaaniche@laas.fr, directeur du LAAS

Type d'avis demandé au comité :

Je souhaite obtenir un **simple avis éthique** du CER. Le projet scientifique ne sera évalué que si le comité est amené à envisager un rapport coût/bénéfice dans son appréciation des questions éthiques soulevées par le projet.

Je souhaite obtenir un **numéro IRB valable une année**. Dans ce cas, je comprends que mon projet sera systématiquement évalué sur un **plan éthique, mais aussi scientifique**. J'ai également pris bonne note du fait que le CER attend une **justification de ma demande d'IRB** plutôt que d'un simple avis éthique (revue visée exigeant un IRB et non simplement un avis d'un comité d'éthique, collaboration internationale nécessitant que chaque partenaire obtienne un IRB, financeur international exigeant un IRB, etc.)

Justification de la demande d'IRB :

dans le cas d'un **recueil de données via internet**, je m'engage solennellement à vérifier que la plate-forme n'enregistre pas les adresses IP des participants, et le cas échéant à **paramétrer la plate-forme de telle sorte qu'elle n'enregistre pas les adresses IP des participants**.

Je prends connaissance de l'avertissement relatif au respect de la réglementation sur la protection des données. Textes de référence :

- Règlement (UE) 2016/679 du Parlement européen et du Conseil du 27 avril 2016 relatif à la protection des personnes physiques à l'égard du traitement des données à caractère personnel et à la libre circulation de ces données, et abrogeant la directive 95/46/CE (règlement général sur la protection des données) (Texte présentant de l'intérêt pour l'EEE)
- Loi n° 78-17 du 6 janvier 1978 modifiée relative à l'informatique, aux fichiers et aux libertés

Si votre recherche constitue un traitement de données à caractère personnel (études, enquêtes, entretiens, enregistrements vidéo et vocaux...), elle est soumise au respect des principes fondamentaux réglementaires protection des données.

Tous les acteurs intervenant dans la recherche doivent s'interroger en continu sur le respect de la réglementation et prouver la conformité avant la mise en oeuvre de leur traitement en tenant à jour une docu-

Version du 10 janvier 2022

mentation détaillée (dossier de conformité RGPD, conformité à une méthodologie de référence CNIL, analyse d'impact des traitements de données sur la vie privée, notification des violations de données, contractualisation de la conformité entre les acteurs / transferts de données hors UE).

Pour connaître les obligations liées à votre recherche et engager la mise en conformité de vos traitements de données, le CER vous invite à saisir, dans un premier temps, le délégué à la protection des données (DPO) compétent de l'unité de recherche responsable de l'étude (en savoir plus sur le RGPD <https://www.cnil.fr/>)

Le CER n'a pas vocation à traiter le sujet des recherches interventionnelles sur la personne humaine. Il convient donc de saisir, pour ce type de recherche, le comité de protection des personnes.

Avertissement relatif aux recherches dont une partie se déroule hors des frontières françaises Le CER ne se prononce pas sur la partie d'un protocole de recherche qui est mise en œuvre hors de France et qui doit être soumise à un comité d'éthique local ou connaissant le terrain local [sauf dans le cas où un chercheur appartenant à un établissement membre de l'université fédérale de Toulouse réalise sa recherche dans un pays dans lequel il n'existe pas de comité d'éthique de la recherche].

Date : le 10 janvier 2022

Nom et signature numérisée du responsable scientifique :

Damien Brulin



Titre du projet : Détection de l'isolement social chez les personnes âgées fragiles vivant seules à domicile basée sur un système de suivi multicapteurs

A. RÉSUMÉ DU PROJET

Selon l'ONU (Organisation des Nations Unies), les personnes âgées de 65 ans et plus représenteront 16% de la population mondiale en 2050 [1]. La sécurisation et l'accompagnement de cette population est donc une préoccupation croissante, car l'avancée en âge favorise l'apparition de risques de dégradation physique, cognitive et relationnelle. En effet, un rapport américain des National Academies of Science, Engineering, and Medicine (NASEM), réalisé avant l'épidémie de COVID en 2020, souligne que 24% des adultes de 65 ans et plus vivant dans la communauté aux États-Unis (soit environ 7,7 millions de personnes) étaient socialement isolés [2]. Avec la pandémie de COVID-19, ce chiffre augmente de façon spectaculaire en raison de l'ordre de rester à la maison, de la distanciation sociale et de l'interdiction des visites pour les résidents des maisons de retraite. Si l'isolement social et la solitude sont étroitement liés, ils ne signifient pas la même chose. Selon le National Institute for Health Research du Royaume-Uni, l'isolement est un manque de contact ou de soutien social, tandis que la solitude est le sentiment d'être seul et isolé (il est possible de se sentir seul dans une pièce pleine de monde) [3]. L'isolement social des personnes âgées est un facteur de risque de malnutrition [4], de mobilité réduite [5] et de fragilité physique [6]. De plus, le désir de vivre de façon autonome à domicile augmente considérablement chez les personnes âgées en raison de l'attachement à leur domicile et du coût des soins en maison de retraite. Avec les progrès croissants des systèmes de surveillance technologique, les personnes âgées peuvent rester à leur domicile et leur famille se sent en sécurité à leur sujet. Dans le cadre de notre recherche, nous avons proposé de suivre deux activités de la vie quotidienne (AVQ) qui nous paraissent pertinentes pour prédire l'isolement social et de détecter leur dérive comportementale : (1) l'activité de prise de repas (faire les courses, cuisiner, manger et faire la vaisselle) et (2) la mobilité (à l'intérieur du domicile et l'acte de sortir).

La classification automatique de ces AVQ peut s'avérer difficile car chaque personne a son propre rythme pour les réaliser, en particulier pour la prise des repas.

Pour répondre à ces défis, nous avons mis en place un ensemble de capteurs miniaturisés distribués dans l'environnement de vie de la personne afin de collecter ces données d'activités et de détecter les changements de comportement (qu'ils soient soudains ou lents dans le temps) dans leur réalisation, puis d'informer les personnes en charge du suivi (aidants familiaux, aidants professionnels, CCAS..).

L'objectif premier de cette étude est d'étendre la validation de notre solution de suivi continu (déjà évaluée en environnement de vie chez des personnes volontaires jeunes et sans pathologie [7], en environnement écologique avec des personnes déjà accompagnés par le CCAS de la ville de Frouzins.

Le travail se résume ainsi : (i) Un suivi continu et longitudinal grâce au déploiement de capteurs peu coûteux, discrets, non intrusifs et miniaturisés au domicile de l'individu ; (ii) Une identification automatique des processus liés à la mobilité à domicile et à la prise de repas. Une phase d'apprentissage sera réalisée pour modéliser le modèle de comportement des individus ; (iii) L'établissement du lien entre ces 2 activités et l'isolement social, phénomène qui s'est renforcé avec la crise mondiale du COVID-19. Ce problème a été mis en évidence surtout chez les personnes âgées qui vivent seules.

Domaine scientifique : électronique, capteurs, machine learning, analyse de données.

Chercheur titulaire (1 seul) responsable scientifique du projet :

Damien BRULIN, mail damien.brulin@univ-tlse2.fr, tél : 05 61 33 69 51, Maître de Conférences en traitement de données, Laboratoire LAAS-CNRS, UPR 8001, 7 avenue du Colonel Roche, 31 400 Toulouse.

Autres chercheurs participant au projet :

Eric CAMPO, mail eric.campo@univ-tlse2.fr, tél : 05 62 74 75 53, Professeur en électronique, Laboratoire LAAS-CNRS, UPR 8001, 7 avenue du Colonel Roche, 31 400 Toulouse.

Ghazi BOUAZIZ, mail ghazi.bouaziz@laas.fr, tél : 05 62 33 64 26, Doctorant, LAAS-CNRS, UPR 8001, 7 avenue du Colonel Roche, 31 400 Toulouse.

Autres personnes participant au projet :

Laure JACQUEMOND, mail l.jacquemond@mairie-frouzin.fr, tél : 06 61 42 98 81, Adjointe aux solidarités et à la santé. 1 Pl. de l'Hôtel de ville Robert Ratier, 31270 Frouzins.

Christine AIMÉ, mail c.aime@mairie-frouzins.fr, tél : 06 75 46 97 42, responsable du CCAS et de la Résidence de Lègue. 1 Pl. de l'Hôtel de ville Robert Ratier, 31270 Frouzins.

ANNEXE I – NOTICE D'INFORMATION ET CONSENTEMENT ÉCLAIRÉ

Notice d'information et de consentement éclairé

À Toulouse, le 02 février,

==== Madame, Monsieur,

Cette étude s'inscrit dans le cadre d'un travail de thèse, en cours de réalisation au LAAS-CNRS par le doctorant Ghazi Bouaziz, intitulé « Développement et mise en place d'un système de suivi, de prévention et d'accompagnement motivationnel pour le maintien à domicile des personnes âgées » et encadré par Eric Campo et Damien Brulin, enseignants-chercheurs. Cette lettre d'information détaille la recherche menée dans cette étude et développe en quoi consiste votre participation.

Thème de l'étude : Recueil de données d'activités de la vie quotidienne pour prévenir les risques d'isolement social chez les personnes âgées vivant seules à domicile.

Présentation de l'étude et de ses objectifs : Cette étude consistera en une installation de 12 capteurs au sein de votre domicile pour recueillir des données sur vos habitudes liées à vos déplacements au sein de votre domicile et de vos prises de repas (petits déjeuners, déjeuners, diners). Ces capteurs sont sans fil et fonctionnent sur pile c'est à dire qu'ils ne détérioreront en rien votre habitation et ne vous demanderont aucune manipulation que ce soit. Ils ne seront quasiment pas visibles et ne gêneront en rien votre vie quotidienne. Ces capteurs resteront installés pendant 3 mois et un mini-pc connecté sur votre box internet permettra de recueillir les données à distance sans visite de notre part. La connexion du mini-PC sur votre box se fera par une connexion WiFi donc sans du tout perturber le fonctionnement de votre liaison internet habituelle. Ces données capteurs seront complétées par un questionnaire que nous vous demanderons de remplir à l'issue de ce RDV.

La durée totale d'installation durera 2h au maximum. Nous serons accompagnés de votre interlocuteur au CCAS de la commune de Frouzins et vous-même des personnes que vous souhaitez.

Législation - Confidentialité : Toutes les informations vous concernant recueillies au cours de cette étude seront traitées de manière strictement confidentielle. Afin de préserver votre anonymat, l'accès aux données sera exclusif aux chercheurs de l'étude (voir ci-après). Aucune donnée nominative ne sera présente dans les écrits qui émaneront du projet de recherche.

Version du 10 janvier 2022

Participation volontaire : Votre participation à ce projet de recherche est volontaire. Vous êtes libre de refuser d'y participer. Vous pouvez également interrompre votre participation à n'importe quel moment, sans avoir à donner de raisons.

Procédé d'anonymisation : Pour chaque participant, un identifiant contenant 3 chiffres de 100 à 300 a été attribué aléatoirement et correspondra au numéro indiqué sur la fiche de consentement éclairé du participant, sur la fiche questionnaire et les fichiers de données numériques. Une table de correspondance, entrant cet identifiant et ces enregistrements, seulement connue de M. Damien Brulin (05 62 74 71 36 ou 05 61 33 69 51 ou damien.brulin@laas.fr), est créée pour permettre, si le participant le souhaite, de se retirer de l'étude ou de détruire l'ensemble de ses données. Cette table permettra également de pouvoir échanger avec les accompagnants sociaux du CCAS.

Personnes ayant accès aux données :

Les personnes suivantes auront accès aux données recueillies lors l'étude (données numériques brutes et questionnaire) : Damien Brulin (Maître de Conférences, LAAS, UT2J), Eric Campo (Professeur LAAS, UT2J), Ghazi Bouaziz (doctorant LAAS CNRS). Mme Laure Jacquemond (Adjointe aux solidarités et à la santé) et Mme Christine Aimé (responsable CCAS) auront accès aux données traitées.

Durée et lieu de l'archivage : Les données numériques seront conservées 15 ans après le recueil, 10 ans à compter de la publication et 20 ans en cas de non-publication.

Lieu de l'archivage :

Les données recueillies pseudo-anonymisées seront archivées sur le serveur sécurisé du LAAS et sur les ordinateurs des chercheurs impliqués dans l'étude, sécurisés par mot de passe.

Les fiches de consentement, le questionnaire et la table de correspondance seront stockés par les chercheurs dans une armoire fermée à clé dans le bureau de Damien Brulin au Laboratoire LAAS.

Possibilité de retrait de l'étude à la demande du participant : Le participant peut à tout moment demander la suppression de ses données sans aucune justification ainsi que le retrait des capteurs. Ceux-ci seront alors désinstallés dans les plus brefs délais.

Bénéfices : Les avantages attendus de cette recherche sont d'identifier les meilleurs outils d'observation et une meilleure connaissance des facteurs qui permettent d'identifier les activités de vie quotidienne de prise de repas et de mobilité afin de déceler des risques telles qu'un isolement progressif pouvant amener à une fragilité naissante ou une fragilité accrue. Une meilleure compréhension

Version du 10 janvier 2022

de ces facteurs pourra contribuer aussi à améliorer la conception de systèmes de surveillance, d'alerte et d'accompagnement motivationnel pour le maintien à domicile des personnes âgées.

Risques possibles : À notre connaissance, cette recherche n'implique aucun risque ou inconfort. Le domicile du participant sera instrumenté par plusieurs capteurs : 6 capteurs de mouvement répartis dans différentes pièces de la maison (chambre à coucher, séjour, salle de bain, au-dessus de l'évier, au-dessus de la plaque électrique et au-dessus de la zone de prise de repas), 3 capteurs de détection d'ouverture de porte (entrée, réfrigérateur et placard de cuisine) et deux capteurs de consommation électrique (un pour la télévision et un autre sur un équipement électrique qui est fréquemment utilisé). Aucune action de votre part ne vous sera demandée.

Diffusion : Les résultats de cette recherche seront diffusés dans des colloques et publiés dans des actes de colloques et des articles de revue académique. Aucun usage autre que scientifique ne sera fait des données.

Déontologie et éthique : les responsables de l'étude s'engagent à préserver absolument la confidentialité et le secret professionnel pour toutes les informations concernant le participant (titre I, articles 1, 3, 5 et 6 et titre II, articles 3, 9 et 20 du code de déontologie des psychologues, France).

Droit de poser des questions en tout temps : Vous pouvez poser des questions au sujet de la recherche, en tout temps, en communiquant avec Damien Brulin par courrier électronique à l'adresse suivante : damien.brulin@laas.fr ou au numéro suivant : 05 62 74 71 36.

En signant le formulaire de consentement, le participant certifie avoir lu et compris les renseignements ci-dessus, qu'il a obtenu des réponses claires et satisfaisantes à toutes ses questions et qu'on l'a avisé qu'il était libre d'annuler son consentement ou de se retirer de cette recherche en tout temps, sans préjudice.

Fait à _____ le _____ en 2 exemplaires.

Signatures :

Le participant

L'expérimentateur

Formulaire de consentement

Je soussigné(e)

J'accepte de participer à l'étude conduite par M. Damien Brulin et Eric Campo, enseignants-chercheurs à l'université Toulouse Jean Jaurès (laboratoire LAAS du CNRS) et Monsieur Ghazi Bouaziz (doctorant LAAS en informatique).

Les objectifs et les modalités de l'étude m'ont été clairement expliqués dans les informations ci-dessus. Les informations recueillies seront traitées dans le plus strict respect de la confidentialité, mon anonymat sera préservé.

J'ai bien compris que ma participation est volontaire. Je suis libre d'accepter ou de refuser de participer, et je suis libre d'arrêter à tout moment ma participation en cours d'étude.

Mon consentement ne décharge pas l'organisateur de cette étude de sa responsabilité. Je conserve tous mes droits garantis par la loi.

Après en avoir discuté et avoir obtenu la réponse à toutes mes questions, j'accepte librement et volontairement de participer à la recherche qui m'est proposée.

Fait à, le en 2 exemplaires.

Signature du participant ou de son représentant légal

Signature de l'expérimentateur

ANNEXE II – QUESTIONNAIRE « ISO »

• Question générale :

1. Quel est votre âge ? _____
2. Sexe : masculin féminin
3. Quel est le type de votre maison ?
 - Un foyer logement Une maison de retraite Votre propre maison
 - Votre propre appartement Avec votre famille Une maison partagée
 - Un appartement partagé Autre : _____
4. Vous vivez : seul(e) en couple avec de la famille autres cas : _____
5. Bénéficiez-vous de services ?
 - Téléassistance Portage de repas Aide à domicile Soins infirmiers
 - Autres : _____

• **FAMILLE** : Considérant les personnes avec lesquelles vous êtes lié par naissance, mariage, adoption, etc.

1. Combien de membres de la famille voyez-vous ou discutez-vous au moins une fois par mois ?
 - 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 8 fois plus que 9 fois
2. Avec combien de membres de la famille vous sentez-vous à l'aise avec lesquels vous pouvez parler de sujets privés ?
 - 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 8 fois plus que 9 fois
3. De combien d'amis vous sentez-vous proche et auprès desquels vous pourriez demander de l'aide ?
 - 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 8 fois plus que 9 fois

• **AMITIÉS** : en tenant compte de tous vos amis, y compris ceux qui vivent dans votre quartier

1. Combien d'amis voyez-vous ou discutez-vous par mois ?
 - 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 8 fois plus que 9 fois
2. Avec combien d'amis vous sentez-vous à l'aise avec lesquels vous pouvez parler de sujets privés ?
 - 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 8 fois plus que 9 fois
3. De combien d'amis vous sentez-vous proche et auprès desquels vous pourriez demander de l'aide ?
 - 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 8 fois plus que 9 fois

- **Association :**

1. Etes-vous membre d'une association ? Oui Non
2. Combien de membres de cette association voyez-vous ou discutez-vous par mois ?
 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 8 fois plus que 9 fois
3. Combien d'appels téléphoniques, effectuez-vous par mois avec les autres membres de l'association ?
 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 8 fois plus que 9 fois
4. Combien de rencontres, effectuez-vous par mois avec les autres membres de l'association ?
 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 8 fois plus que 9 fois

- **Solitude émotionnelle :**

1. J'éprouve un sentiment général de vide
 Oui Plus ou moins Non
2. Je m'ennuie de ne pas avoir des gens autour de moi
 Oui Plus ou moins Non
3. Je me sens souvent rejeté
 Oui Plus ou moins Non

- **Solitude sociale :**

1. Je peux compter sur de nombreuses personnes lorsque j'ai des problèmes
 Oui Plus ou moins Non
2. Il y a beaucoup de gens en qui je peux faire totalement confiance
 Oui Plus ou moins Non
3. Je me sens proche de suffisamment de personnes
 Oui Plus ou moins Non

- **Contact :**

1. Combien d'appels vidéos effectuez-vous par semaine avec la famille/les amis ?
 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 8 fois plus que 9 fois
2. Combien d'appel téléphonique effectuez-vous par semaine avec la famille/les amis ?
 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 8 fois plus que 9 fois
3. Combien de rencontres effectuez-vous par semaine avec la famille/les amis ?
 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 8 fois plus que 9 fois

- **Mobilité :**

1. Pouvez-vous vous déplacer facilement à l'intérieur de votre logement ?
 - Oui Oui grâce à un matériel de compensation (déambulateur, canne, fauteuil roulant, ...)
 - Non
2. Combien de fois sortez-vous de votre maison pendant la semaine ?
 - 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 7 fois plus que 7 fois
3. Quand sortez-vous ?
 - Le matin : Toujours Souvent Parfois Jamais
 - L'après-midi : Toujours Souvent Parfois Jamais
 - Le soir : Toujours Souvent Parfois Jamais
4. Combien d'heures par jour ? _____ heures par jour
5. Quel est le nombre de fois que vous réalisez des courses par semaine ?
 - 0 fois 1 fois 2 fois 3 ou 4 fois entre 5 et 7 fois plus que 7 fois
6. Quelle est votre activité préférée ?
 - Regarder la télé : Toujours Souvent Parfois Jamais
 - Lire un livre ou journal : Toujours Souvent Parfois Jamais
 - Faire la sieste : Toujours Souvent Parfois Jamais
 - Passer du temps dans le jardin : Toujours Souvent Parfois Jamais
 - Cuisiner : Toujours Souvent Parfois Jamais
 - Faire une visite aux voisins/famille : Toujours Souvent Parfois Jamais
 - Pratiquer de l'activité physique (marche, Yoga, etc.) : Toujours Souvent Parfois Jamais

- **Prise de repas :**

1. Quels sont vos horaires habituels de :
 - Lever : _____
 - Petit-déjeuner : _____
 - Déjeuner : _____
 - Dîner : _____
 - Coucher : _____
2. Quelle est votre habitude d'alimentation ?
 - 3 repas (Petit-déjeuner, déjeuner et dîner) 2 repas et grignotage 2 repas 1 repas et grignotage 1 repas grignotage
3. Combien de temps mettez-vous à préparer vos repas ?
 - Petit-déjeuner : ____ min
 - Déjeuner : ____ min

- Dîner : ____ min
4. Combien de temps mettez-vous à prendre vos repas ?
- Petit-déjeuner : ____ min
 - Déjeuner : ____ min
 - Dîner : ____ min
5. Quand faites-vous la vaisselle ?
- Juste après le repas : Toujours Souvent Parfois Jamais
 - Plus tard : Toujours Souvent Parfois Jamais
6. Où prenez-vous vos repas ?
- Petit-déjeuner :
 - Canapé : Toujours Souvent Parfois Jamais
 - Table : Toujours Souvent Parfois Jamais
 - A l'extérieur : [Toujours] [Souvent] [Parfois] [Jamais]
 - Autre : _____ [Toujours] [Souvent] [Parfois] [Jamais]
 - Déjeuner :
 - Canapé : [Toujours] [Souvent] [Parfois] [Jamais]
 - Table : [Toujours] [Souvent] [Parfois] [Jamais]
 - A l'extérieur : [Toujours] [Souvent] [Parfois] [Jamais]
 - Autre : _____ [Toujours] [Souvent] [Parfois] [Jamais]
 - Dîner :
 - Canapé : [Toujours] [Souvent] [Parfois] [Jamais]
 - Table : [Toujours] [Souvent] [Parfois] [Jamais]
 - A l'extérieur : [Toujours] [Souvent] [Parfois] [Jamais]
 - Autre : _____ [Toujours] [Souvent] [Parfois] [Jamais]

Annexe 5 : Résumé des réponses des questionnaires des 4 personnes jeunes

Sujet	Participant W	Participant X	Participant Y	Participant Z
Questions générales				
Nombre de jours de donnée collectée	51 jours entre mai et juillet 2021	36 jours entre mai et juillet 2021	33 jours entre mai et juin 2021	36 jours entre décembre 2020 et février 2021
Âge	26	30	27	26
Sexe	Masculin	Masculin	Féminin	Masculin
Type de maison	Appartement	Appartement	Appartement	Appartement
Situation	Travailleur	Travailleur	Travailleur	Doctorant
Dans cette période de Covid-19, les activités de travail sont réalisées	Parfois dans la maison (Télétravail) et parfois au sein de lieu de travail	Parfois dans la maison (Télétravail) et parfois au sein de lieu de travail	Parfois dans la maison (Télétravail) et parfois au sein de lieu de travail	Dans le laboratoire de recherche
FAMILLE : Considérant les personnes avec lesquelles vous êtes lié par naissance, mariage, adoption, etc.				
Combien de membres de la famille voyez-vous ou discutez-vous au moins une fois par mois ?	3 ou 4	2	Entre 5 et 8	N/A
Avec combien de membres de la famille vous sentez-vous à l'aise avec lesquels vous pouvez parler de sujets privés ?	3 ou 4	0	Entre 5 et 8	N/A
De combien d'amis vous sentez-vous proche et auprès desquels vous pourriez demander de l'aide ?	3 ou 4	0	3 ou 4	N/A
AMITIÉS : en tenant compte de tous vos amis, y compris ceux qui vivent dans votre quartier				
Combien d'amis voyez-vous ou discutez-vous par mois ?	Entre 5 et 8	Entre 5 et 8	Plus que 9	N/A
Avec combien d'amis vous sentez-vous à l'aise avec lesquels vous pouvez parler de sujets privés ?	Entre 5 et 8	2	3 ou 4	N/A
De combien d'amis vous sentez-vous proche et auprès desquels vous pourriez demander de l'aide ?	Entre 5 et 8	Plus que 9	3 ou 4	N/A
Score d'isolement sociale	21/30	13/30	22/30	N/A
Solitude émotionnelle :				
J'éprouve un sentiment général de vide	Plus ou moins	Non	Non	N/A
Je m'ennuie de ne pas avoir des gens autour de moi	Plus ou moins	Plus ou moins	Plus ou moins	N/A
Je me sens Souvent rejeté	Non	Non	Non	N/A
Solitude sociale :				
Je peux compter sur de nombreuses personnes lorsque j'ai des problèmes	Oui	Plus ou moins	Oui	N/A
Il y a beaucoup de gens en qui je peux faire totalement confiance	Oui	Oui	Plus ou moins	N/A
Je me sens proche de suffisamment de personnes	Oui	Oui	Oui	N/A
Score solitude	2/6	2/6	2/6	N/A
Association				
Etes-vous membres d'une association	Non	Non	Non	N/A
Contact				
Vous avez l'internet	Oui	Oui	Oui	N/A
Combien d'appels vidéo vous effectuez par semaine avec la famille/les amis	Plus que 9	2	3 ou 4	N/A
Combien d'appel téléphonique vous	Plus que 9	3 ou 4	Plus que 9	N/A

effectuez par semaine avec la famille/les amis				
Combien de rencontres vous effectuez par semaine avec la famille/les amis	Entre 5 et 8	1	3 ou 4	N/A
Mobilité				
Combien de fois vous sortez de votre maison pendant la semaine ? (Hors weekend)	3 ou 4	3 ou 4	3 ou 4	N/A
Quand sortez-vous ?	Le matin : Souvent L'après-midi : Parfois Le soir : Parfois	Le matin : Parfois L'après-midi : Parfois Le soir : Parfois	Le matin : Parfois L'après-midi : Souvent Le soir : Parfois	N/A
Combien d'heures par jour sortez-vous de votre maison pendant la semaine (hors weekend)	0.5h	2h	1h	N/A
Combien de fois vous sortez de votre maison le weekend	2	Entre 5 et 7 fois	1	N/A
Quand sortez-vous ?	Le matin : Souvent L'après-midi : Parfois Le soir : Parfois	Le matin : Souvent L'après-midi : Souvent Le soir : Parfois	Le matin : Parfois L'après-midi : Souvent Le soir : Parfois	N/A
Combien d'heures par jour sortez-vous de votre maison durant le weekend	10h	8h	6h	N/A
Quel est le nombre de fois que vous réalisez des courses par semaine	3 ou 4	3 ou 4	3 ou 4	N/A
Quel est votre activité préférée	*Regarder la télé : Parfois *Lire un livre ou un journal : Jamais *Faire la sieste : Parfois *Passer du temps dans le jardin : Jamais *Cuisinier : Parfois *Faire une visite aux voisins/famille : Souvent *Pratiquer une activité physique : Souvent	*Regarder la télé : Parfois *Lire un livre ou un journal : Parfois *Faire la sieste : Parfois *Passer du temps dans le jardin : Souvent *Cuisinier : Parfois *Faire une visite aux voisins/famille : Souvent *Pratiquer une activité physique : Toujours	*Regarder la télé : Parfois *Lire un livre ou un journal : Parfois *Faire la sieste : Souvent *Passer du temps dans le jardin : Parfois *Cuisinier : Souvent *Faire une visite aux voisins/famille : Souvent *Pratiquer une activité physique : Parfois	N/A
Prise de repas				
Quels sont vos horaires habituels de :	Lever : 8h Petit-déjeuner: 8h:30 Déjeuner: 12h30 Dîner : 20h:00 Coucher : 0h	Lever : 8h Petit-déjeuner: 9h Déjeuner: 13h Dîner : 21h Coucher : 0h	Lever : 8h30 Petit-déjeuner: 9h Déjeuner: 12h Dîner : 19h Coucher : 23h	N/A
Quelle est votre habitude d'alimentation :	3 repas	2 repas et grignotage	3 repas	N/A
Combien de temps mettez-vous à préparer	Petit-déjeuner:	Petit-déjeuner:	Petit-déjeuner:	N/A

vos repas	15min Déjeuner: 20min Dîner : 20min	5min Déjeuner: 45min Dîner : 45min	10min Déjeuner: 30min Dîner : 30min	
Combien de temps mettez-vous à prendre vos repas ?	Petit-déjeuner: 15min Déjeuner: 15min Dîner : 15min	Petit-déjeuner: 15min Déjeuner: 30min Dîner : 30min	Petit-déjeuner: 15min Déjeuner: 20min Dîner : 20min	N/A
Quand faites-vous la vaisselle	Juste après le repas : Parfois Plus tard : Souvent	Juste après le repas : Souvent Plus tard : Parfois	Juste après le repas : Toujours Plus tard : Jamais	N/A
Où prenez-vous vos le déjeuner	Canapé : Jamais Table : Toujours A l'extérieur : Jamais	Canapé : Parfois Table : Souvent A l'extérieur : Parfois	Canapé : Parfois Table : Parfois A l'extérieur : Parfois	N/A
Où prenez-vous vos le petit-déjeuner	Canapé : Jamais Table : Toujours A l'extérieur : Jamais	Canapé : Parfois Table : Souvent A l'extérieur : Parfois	Canapé : Parfois Table : Souvent A l'extérieur : Parfois	N/A
Où prenez-vous vos le dîner	Canapé : Jamais Table : Toujours A l'extérieur : Jamais	Canapé : Parfois Table : Souvent A l'extérieur : Parfois	Canapé : Parfois Table : Parfois A l'extérieur : Jamais	N/A

Remarques :

- Le score total LSNS-6 [27], utilisé dans le questionnaire, est composé de six questions. Chaque question est notée de 0 à 5 et le score total varie de 0 à 30. Les réponses sont notées : aucune = 0, une = 1, deux = 2, trois ou quatre = 3, cinq à huit = 4, neuf ou plus = 5. Un score de 12 et moins indique être « à risque » d'isolement social.
- Score solitude de Jong [33,34], utilisé dans le questionnaire, est composé de six questions. Il y a des questions libellés négativement (1-3) et positivement (4-6). Aux questions formulées négativement, les réponses neutres et positives sont notées « 1 ». Par conséquent, aux questions 1 à 3, notez Oui=1, Plus ou moins=1 et Non=0. Sur les items formulés positivement, les réponses neutres et négatives sont notées « 1 ». Par conséquent, aux questions 4 à 6, notez Oui=0, Plus ou moins=1 et Non=1. Cela donne une plage possible de scores de 0 à 6, qui peut être lue comme suit : (moins de solitude) 0 => 6 (plus de solitude)
- Score d'ADL de Katz [95] : Plus le score ADL est bas, plus la personne est dépendante. Score <3: dépendance majeure. Score =0 : dépendance totale pour toutes ces activités.
- Score IADL de Lawton [96] : Ce test évalue la capacité du patient à réaliser des gestes de la vie quotidienne et à utiliser certains matériels, et donc à évaluer l'autonomie de la personne. L'échelle va de 0 à 8, 0 désignant une dysautonomie totale et 8 une personne totalement autonome.
- Le sujet numéro 4 a refusé de remplir le formulaire mais il a accepté de fournir quelques données annotées.

Annexe 6 : Résumé des réponses des questionnaires des 6 personnes âgées

Sujet	Participant A	Participant B	Participant C	Participant D	Participant E	Participant F
Questions générales						
Nombre de jours de données collectés	145 jours entre avril et septembre 2022	121 jours entre juin et septembre 2022	115 jours entre juin et septembre 2022	123 jours (entre septembre 2022 et janvier 2023, 2 jours à l'extérieur de la maison)	69 jours (entre septembre et décembre 2022)	113 jours entre septembre 2022 et février 2023
Age	87	65	86	86	60	83
Sexe	Féminin	Masculin	Féminin	Féminin	Féminin	Féminin
Type de maison	Résidence personne âgée	Studio (Résidence personne âgée)	Résidence personne âgée	Résidence personne âgée	Résidence personne âgée	Appartement
Situation	Seule	Seul	Seule	Seule	Seule (avec un chat)	Seule
Services bénéficiés	Téléassistance, portage de repas (repas pris en commun le midi), aide à domicile, soins infirmiers	Téléassistance, potage de repas (Mercredi=>dimanche soir : repas dans le studio et le midi, mange dans le restaurant commun de la résidence), aide-ménagère (lundi et jeudi après-midi), soins infirmiers (tous les jours matin à 10h30 et après-midi à 16h30-17h)	Téléassistance, portage de repas, aide-ménagère	Aide à domicile (1 fois/15 jours), portage de repas (Arrivée ici il y a 5 mois)	Téléassistance, potage de repas (repas prise en commun le midi et soir sauf 2 fois par semaine pour le déjeuner), aide à domicile (tous les jours à 18h30), soins infirmiers (Elle est arrivée juin 2022, son bras est cassé au début de l'expérience puis elle a enlevé la prothèse vers la fin de l'expérience)	Téléassistance, aide à domicile (chaque jeudi matin entre 9h et 10h.30)
FAMILLE : Considérant les personnes avec lesquelles vous êtes lié par naissance, mariage, adoption, etc.						
Combien de membres de la famille voyez-vous ou discutez-vous au moins une fois par mois ?	Plus de 9 membres	3 ou 4 membres	Entre 5 et 8 membres	Plus de 9 membres (Début expérience) Plus de 9 membres (Fin expérience)	1 membre (Début expérience) 2 membres (Fin expérience)	0 membre (début et fin expérience)
Avec combien de membres de la famille vous sentez-vous à l'aise avec lesquels vous pouvez parler de sujets privés ?	3 ou 4 membres	1 membre (belle-sœur)	3 ou 4 membres	Plus de 9 membres (Début expérience) Plus de 9 membres (Fin expérience)	1 membre (Début expérience) 2 membres (Fin expérience)	0 membre (début et fin expérience)

De combien de membres de la famille vous sentez-vous proche et auprès desquels vous pourriez demander de l'aide ?	0 membre	1 membre	3 ou 4 membres	Plus de 9 membres (Début expérience) Plus de 9 membres (Fin expérience)	1 membre (Début expérience) 2 membres (Fin expérience)	0 membre (début et fin expérience)
AMITIÉS : en tenant compte de tous vos amis, y compris ceux qui vivent dans votre quartier						
Combien d'amis voyez-vous ou discutez-vous par mois ?	0 ami	3 ou 4 amis	Entre 5 et 8 amis	0 amis (Début expérience) 0 amis (Fin expérience)	Plus de 9 amis (Début expérience) 1 ami (Fin expérience)	0 membre (début et fin expérience)
Avec combien d'amis vous sentez-vous à l'aise avec lesquels vous pouvez parler de sujets privés ?	0 ami	3 ou 4 amis	Entre 5 et 8 amis	0 amis (Début expérience) 0 amis (Fin expérience)	1 ami (Début expérience) 3 amis (Fin expérience)	0 membre (début et fin expérience)
De combien d'amis vous sentez-vous proche et auprès desquels vous pourriez demander de l'aide ?	0 ami	3 ou 4 amis	0 ami	0 amis (Début expérience) 0 amis (Fin expérience)	0 ami (Début expérience) 0 ami (Fin expérience)	0 membre (début et fin expérience)
Score d'isolement sociale	8/30	14/30	18/30	15/30 (début et fin expérience)	9/30 (début expérience) 10/30 (fin expérience)	0/30 (début et fin expérience)
Solitude émotionnelle :						
J'éprouve un sentiment général de vide	Plus ou moins	Non	Non	Non (Début expérience) Non (Fin expérience)	Non (Début expérience) Plus ou moins (Fin expérience)	Non (Début expérience) Non (Fin expérience)
Je m'ennuie de ne pas avoir des gens autour de moi	Plus ou moins	Non	Oui	Non (Début expérience) Non (Fin expérience)	Non (Début expérience) Non (Fin expérience)	Non (Début expérience) Non (Fin expérience)
Je me sens Souvent rejeté	Non	Non	Non	Non (Début expérience) Non (Fin expérience)	Non (Début expérience) Non (Fin expérience)	Non (Début expérience) Non (Fin expérience)
Solitude sociale :						
Je peux compter sur de nombreuses personnes lorsque j'ai des problèmes	Plus ou moins	Oui	Oui	Plus ou moins (Début expérience) Plus ou moins (Fin expérience)	Oui (Début expérience) Oui (Fin expérience)	Plus ou moins (Début expérience) Plus ou moins (Fin expérience)

Il y a beaucoup de gens en qui je peux faire totalement confiance	Plus ou moins	Oui (pas dans la résidence)	Plus ou moins (les employés qui fournissent les services)	Oui (Début expérience) Plus ou moins (Fin expérience)	Oui (Début expérience) Oui (Fin expérience)	Plus ou moins (Début expérience) Plus ou moins (Fin expérience)
Je me sens proche de suffisamment de personnes	Plus ou moins	Plus ou moins (2 amis et une belle-sœur)	Plus ou moins (Les employés qui fournissent les services)	Oui (Début expérience) Plus ou moins (Fin expérience)	Oui (Début expérience) Oui (Fin expérience)	Oui (Début expérience) Oui (Fin expérience)
Score solitude	5/6	1/6	3/6	1/6 (début expérience) 3/6 (fin expérience)	0/6 (début expérience) 1/6 (fin expérience)	2/6 (début expérience) 2/6 (fin expérience)
Echelle d'autonomie de KATZ (*)						
Hygiène	1	0.5	1	1	1	1
Habillage	1	1	1	1	1	1
Aller aux toilettes	1	1	1	1	1	1
Locomotion	1	1	1	1	1	1
Continence	1	1	1	1	1	1
Repas	1	1	1	1	1	1
Score d'ADL	6	5.5	6	6	6	6
Echelle IADL de Lawton & Brody (**)						
Aptitude à utiliser le téléphone :	0	0	1	1	1	1
Faire les courses	0	0	1	0	0	1
Préparation des aliments	0	0	1	0	1	1
Ménage	1	0	1	1	1	1
Lessive	0	0	1	1	1	1
Transport	0	0	1	0	1	1
Gestion thérapeutique	0	0	0	0	1	1
Capacité à gérer ses finances	0	0	1	1	1	1
Score IADL	1	0	7	4	7	8
Etes-vous membres d'une association	Non	Non	Non	Non	Non	Non
Contact						
Avez-vous internet ?	Oui	Non	Oui	Oui	Oui	Oui
Combien d'appels vidéo effectuez-vous par semaine avec la famille/les amis ?	0	0	0	0 (Début expérience) 0 (Fin expérience)	0 (Début expérience) 0 (Fin expérience)	0 (Début expérience) 0 (Fin expérience)
Combien d'appel téléphonique effectuez-vous par semaine avec la famille/les amis ?	0	1 fois	Entre 5 et 8 fois	0 (Début expérience) 3 (Fin expérience)	Plus que 9 (Début expérience) 1 (Fin expérience)	0 (Début expérience) 0 (Fin expérience)
Combien de	3 ou 4 fois	1 fois	1	Plus de 9	Plus de 9 (Début	0 (Début

rencontres effectuez-vous par semaine avec la famille/les amis ?				(Début expérience) Plus de 9 (Fin expérience)	expérience) 1 (Fin expérience)	expérience) 0 (Fin expérience)
Mobilité						
Pouvez-vous vous déplacer facilement à l'intérieur de votre logement ?	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui (cane à l'extérieur)	Oui
Combien de fois sortez-vous de votre maison pendant la semaine ?	Plus de 7 fois	1 fois	3 ou 4 fois (Marché, banque)	Plus de 7 fois (Début expérience) 1 fois (Fin expérience)	Plus de 7 fois (Début expérience) Plus que 7 fois (Fin expérience)	Entre 5 et 7 fois (Début expérience)
Quand sortez-vous ?	Matin : toujours L'après-midi : toujours Le soir : jamais	Matin : jamais L'après-midi : toujours Le soir : jamais	Matin : souvent L'après-midi : souvent Le soir : parfois	Début expérience : Matin : jamais L'après-midi : parfois Le soir : jamais Fin expérience : Matin : parfois L'après-midi : toujours Le soir : jamais	Début expérience : Matin : jamais L'après-midi : toujours Le soir : jamais Fin expérience : Matin : jamais L'après-midi : parfois Le soir : jamais	Matin : souvent L'après-midi : souvent Le soir : jamais
Combien d'heures par jour sortez-vous de votre maison pendant la semaine (hors weekend) ?	4h	1h	30 minutes	1-2h (repas, Début expérience) 1-2h (repas, Fin expérience)	30min-1h (Début expérience) 30min-1h (Fin expérience)	1-2h
Quel est le nombre de fois que vous réalisez des courses par semaine ?	0	0	1	1 fois (Début expérience) 0 fois (Fin expérience) La fille fait les courses	1 fois toutes les 2/3 semaines pour réaliser les courses accompagnées ou avec drive (Début expérience) Tous les 15 jours pour réaliser les courses accompagnées (Fin expérience)	Plus de 7 fois
Quel est votre activité préférée ?	TV : Parfois Lire un livre ou journal : jamais Faire la sieste : souvent Passer du temps dans le jardin : jamais Cuisinier : jamais Faire une visite aux voisins/famille :	TV : toujours Lire un livre ou journal : jamais Faire la sieste : jamais Passer du temps dans le balcon : Souvent Cuisinier : jamais Faire une visite aux voisins/famille : jamais Pratiquer de l'activité physique (marche, Yoga, etc.) : 1 fois par	TV : toujours Lire un livre ou journal : toujours Faire la sieste : jamais Passer du temps dans le balcon : Souvent Cuisinier : Souvent (Repas à 11h45	TV : toujours Lire un livre ou journal : toujours Faire la sieste : jamais Passer du temps dans le jardin : parfois (Début expérience), souvent (Fin expérience)	TV : souvent (Début expérience), toujours (fin expérience) Lire un livre ou journal : souvent (début et fin expérience) Faire la sieste : souvent (Début expérience), toujours (fin	TV : souvent Lire un livre ou journal : toujours Faire la sieste : souvent Passer du temps dans le jardin : toujours Cuisinier : toujours Faire une visite aux

	parfois Pratiquer de l'activité physique (marche, Yoga, etc.) : parfois	semaine Joue à la belotte 2 fois/semaine	tous les jours sauf le samedi et le mercredi midi) Ordinateur : jouer des jeux Faire une visite aux voisins/famille : Parfois Pratiquer de l'activité physique (marche, Yoga, etc.) : Souvent	Cuisinier : parfois(le soir, Début expérience), jamais (Fin expérience) Faire une visite aux voisins/famille : parfois (Début expérience), jamais (Fin expérience) Pratiquer de l'activité physique (marche, Yoga, etc.) : parfois (avec la résidence, Début expérience), souvent (Fin expérience)	expérience) Passer du temps dans le balcon : toujours (début et fin expérience) Cuisinier : parfois (Début expérience), toujours soir et weekend (fin expérience) Faire une visite aux voisins/famille : jamais (Début expérience), souvent (fin expérience) Pratiquer de l'activité physique (marche, Yoga, etc.) : souvent puis plus depuis la chute Chute 01/02/2023 15h30 dans la chambre	voisins/famille : jamais Pratiquer de l'activité physique (marche, Yoga, etc.) : jamais
Prise de repas						
Quels sont vos horaires habituels de ?	Lever : 8h Petit-déjeuner : 8h.30 Déjeuner : 12h Dîner : 19h Coucher : 20h30	Lever : 8h-8h30-9h Petit-déjeuner : café Déjeuner : 12h15 Dîner : 18h30-19h Coucher : 23h	Lever : 7h (7h30 au plus tard) Petit-déjeuner : 7h Déjeuner : 12h Dîner : 19h Coucher : 23h	Début expérience : Lever : 8h (reste un peu plus dans le lit) Petit-déjeuner : 8h30 Déjeuner : 12h Dîner : 19-20h Coucher : 21-22h (Léger dîner) Fin expérience : Lever : 7h30/8h Petit-déjeuner : 8h Déjeuner : 12h Dîner : 18-19h Coucher : 23-24h (Grignotage pour le dîner)	Début expérience : Lever : 8h30 Petit-déjeuner : 8h30-8h45 Déjeuner : 12h-12h30 Dîner : 19h.30 Coucher : 20h.30 Fin expérience : Lever : 6h-8h Petit-déjeuner : 8h Déjeuner : 12h-12h30 Dîner : 19h30 Coucher : 20h-20h30	Lever : 7h Petit-déjeuner : 7h15 Déjeuner : 11h30-12h30 Dîner : 18h-18h30 Coucher : 19h
Quelle est votre habitude d'alimentation ?	2 repas	3 repas	3 repas	3 repas (dîner léger, Début expérience) 2 repas et grignotage (Fin expérience)	3 repas (début et fin expérience)	3 repas (début et fin expérience)

Combien de temps mettez-vous à préparer vos repas ?	Pas de préparation repas	Pas de préparation repas	Petit-déjeuner : 10 min (café, croissant, pain grillé avec beurre salé) Déjeuner : 15 min Dîner : 15 min	Début expérience : Petit-déjeuner : 5-10 min Déjeuner : Pas de préparation Dîner : 5-10 min Fin expérience : Pas de préparation repas	Début expérience : Pas de préparation repas Fin expérience : Petit-déjeuner : 5 min Déjeuner : Pas de préparation Dîner : 10-20 min	Petit-déjeuner : 30 min Déjeuner : 30min Dîner : 30 min
Combien de temps mettez-vous à prendre vos repas ?	Petit-déjeuner : 15 min Déjeuner : 60 min Dîner : 30 min	Déjeuner : 1h Dîner : 30 min	Petit-déjeuner : 30 min Déjeuner : 30 min Dîner : 30 min	Début expérience : Petit-déjeuner : 10 min Déjeuner : 30-45 min Dîner : 5 min Fin expérience : Petit-déjeuner : 15 min Déjeuner : 30 min Dîner : pas de dîner	Début expérience : Petit-déjeuner : 10-15 min Déjeuner : 20min Dîner : 20 min Fin expérience : Petit-déjeuner : 5-10 min Déjeuner : 30 min Dîner : 30min	Inclus dans la préparation
Quand faites-vous la vaisselle ?	Juste après le repas : toujours Plus tard : jamais	Juste après le repas : toujours Plus tard : jamais	Juste après le repas : toujours Plus tard : jamais	Début expérience : Juste après le repas : souvent(une assiette, fourchette) Plus tard : jamais Fin expérience : Juste après le repas : Toujours Plus tard : jamais	Début expérience : Juste après le repas : toujours Plus tard : jamais Fin expérience : Juste après le repas : souvent Plus tard : parfois	Juste après le repas : toujours Plus tard : parfois
Où prenez-vous vos petits-déjeuners ?	Table	Table du salon : toujours	Table de la cuisine : toujours	Table de la cuisine : toujours	Debout à côté de la plaque électrique 2 fois par semaine dans la résidence	Table de la cuisine : toujours
Où prenez-vous vos déjeuners ?	Résidence salle commune	Résidence salle commune	Table de la cuisine : toujours	Résidence salle commune	Canapé dans le salon	Table de la cuisine : toujours
Où prenez-vous vos dîners ?	Table	Table du salon: toujours	Table de la cuisine : toujours	Table de la cuisine : toujours	Canapé dans le salon	Table de la cuisine : toujours

Remarques :

Voici les règles pour donner un score pour l'échelle d'autonomie de KATZ et l'échelle IADL de Lawton & Brody.

*** Échelle d'autonomie de KATZ :**




- Hygiène corporelle : *autonomie (1) *aide (0.5) *dépendant(e) (0)
- Habillage *autonomie pour le choix des vêtements et l'habillage(1) *autonomie pour le choix des vêtements, l'habillage mais a besoin d'aide pour se chausser (0.5) *dépendant(e) (0)
- Aller aux toilettes *autonomie pour aller aux toilettes, se déshabiller et se rhabiller ensuite (1) *doit être accompagné(e) ou a besoin d'aide pour se déshabiller ou se rhabiller (0.5) *ne peut aller aux toilettes seul(e) (0)
- Locomotion *autonomie (1) *a besoin d'aide (0.5) *grabataire (0)
- Continence *continent(e) (1) *incontinence occasionnelle (0.5) *incontinent(e) (0)
- Repas *mange seul(e) (1) *aide pour couper la viande ou peler les fruits (0.5) *dépendant(e) (0)

*** Echelle IADL de Lawton & Brody**

- Aptitude à utiliser le téléphone : 1 - Se sert du téléphone de sa propre initiative, cherche les numéros, les compose. 1 - Compose quelques numéros bien connus. 1 - Répond au téléphone, mais ne compose pas. 0 - N'utilise pas du tout le téléphone.
- Faire les courses 1 - Fait toutes les courses tout seul. 0 - Fait les courses lui-même pour les petits achats. 0 - A besoin d'accompagnement pour toutes les courses. 0 - Totalement incapable de faire les courses.
- Préparation des aliments 1 - Planifie, prépare et sert des repas équilibrés de manière indépendante. 0 - Prépare des repas équilibrés s'il dispose des ingrédients. 0 - Réchauffe des repas préparés et les sert ou prépare des repas mais n'assure pas une alimentation suffisamment équilibrée. 0 - Les repas doivent lui être préparés et servis.
- Ménage 1 - S'occupe seul du ménage ou le fait avec une aide occasionnelle (travaux ménagers lourds). 1 - Exécute des tâches quotidiennes légères comme laver la vaisselle, refaire les lits. 1 - Exécute des tâches journalières, mais n'arrive pas à maintenir un niveau acceptable de propreté. 1 - A besoin d'aide pour toutes les tâches ménagères. 0 - Ne participe absolument pas aux tâches ménagères.
- Lessive 1 - Fait la lessive lui-même. 1 - Lave le petit linge, les chaussettes, les bas, etc. 0 - La lessive doit être réalisée par une tierce personne
- Transport 1 - Voyage seul en utilisant les transports en commun ou utilise sa propre voiture. 1 - Organise lui-même ses déplacements avec un taxi, mais n'utilise pas les transports en commun. 1 - Utilise les transports en commun, s'il est aidé ou accompagné. 0 - les déplacements reposent sur le recours au taxi ou à la voiture avec l'aide d'une tierce personne. 0 - Ne se déplace absolument pas.
- Gestion thérapeutique : 1 - Assure la préparation et la prise des médicaments à la dose correcte et aux heures appropriées. 0 - Gère la prise des médicaments si ceux-ci ont été préalablement préparés. 0 - Est incapable de préparer et prendre seul ses médicaments.
- Capacité à gérer ses finances : 1 - Règle lui-même de manière autonome ses affaires financières (budget, établissement de chèques, paiement du loyer et des factures, aller à la banque), contrôle ses revenus. 1 - Assure les achats quotidiens, mais a besoin d'aide pour les opérations bancaires, les achats importants, etc. 0 - Incapable de gérer les affaires financières.

Annexe 7 : Différentes captures d'écran de l'application web

The screenshot shows a web application interface for creating houses. At the top left, there is a dark blue button labeled "Create a house". Below it is a table with columns for "#", "NAME", and "PLAN OF THE HOUSE".

#	NAME	PLAN OF THE HOUSE
1	Home A	
2	home B	
3	home C	

Below each house plan, there is a row of five buttons: "List of Rooms" (dark blue), "assign a user" (dark blue), "Users list" (cyan), "Modify" (purple), and "Delete" (red).

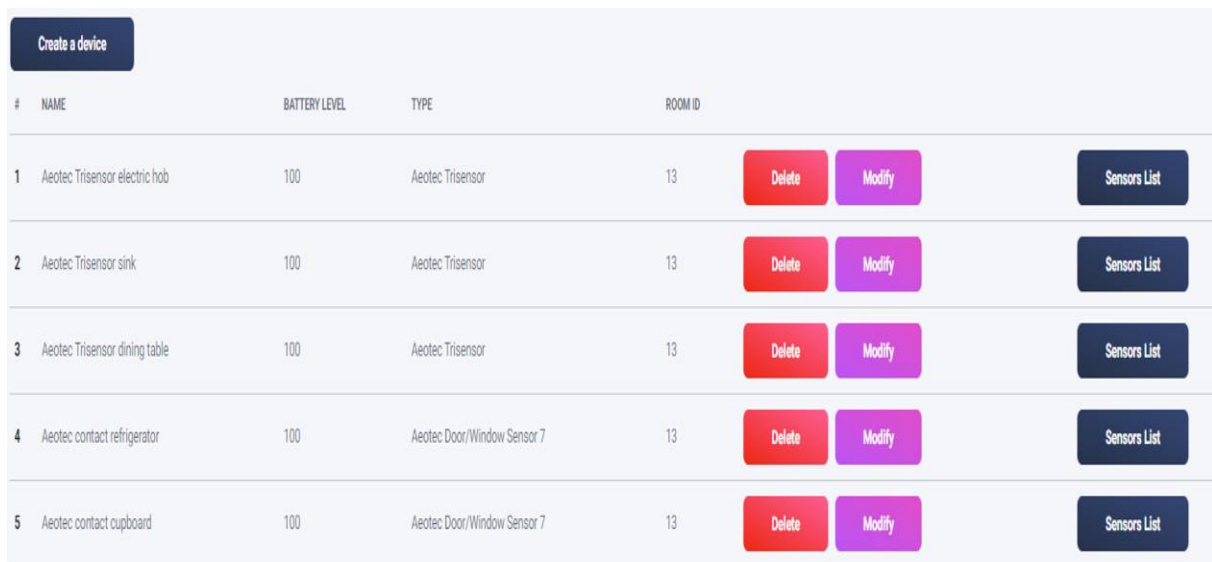
Figure 59. Affichage de l'ensemble des maisons.

The screenshot shows a web application interface for creating rooms. At the top left, there is a dark blue button labeled "Create a Room". Below it is a table with columns for "#", "NAME", and "HOUSE ID".

#	NAME	HOUSE ID
1	kitchen	3
2	living room	3
3	bathroom	3
4	bedroom	3
5	entrance hall	3
6	balcony	3

Below each row, there is a row of three buttons: "List of devices" (dark blue), "Modify" (purple), and "Delete" (red).

Figure 60. Affichage des différentes chambres de la maison du participant C.



#	NAME	BATTERY LEVEL	TYPE	ROOM ID			
1	Aeotec Trisensor electric hob	100	Aeotec Trisensor	13	Delete	Modify	Sensors List
2	Aeotec Trisensor sink	100	Aeotec Trisensor	13	Delete	Modify	Sensors List
3	Aeotec Trisensor dining table	100	Aeotec Trisensor	13	Delete	Modify	Sensors List
4	Aeotec contact refrigerator	100	Aeotec Door/Window Sensor 7	13	Delete	Modify	Sensors List
5	Aeotec contact cupboard	100	Aeotec Door/Window Sensor 7	13	Delete	Modify	Sensors List

Figure 61. Affichage des différents matériels utilisés dans la cuisine du participant C.



#	NAME
1	electric hob motion sensor
2	electric hob illuminance sensor
3	electric hob temperature sensor

Figure 62. Affichage différents capteurs du matériel Aeotec Trisensor.

Références

- [1] Ambient assisted living market report. Disponible en ligne:<https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/ambient-assisted-living-market-report> (consulté le 28/09/2023)
- [2] World population prospects: the 2019 revision. [Online]. Available from: www.un.org/en/global-issues/ageing. [Accessed 28 September 2023].
- [3] Rapport Petits Frères des Pauvres : Isolement des personnes âgées : les impacts de la crise sanitaire #5; Paris, France, 2021.
- [4] Boulos, C.; Salameh, P.; Barberger-Gateau, P. Social isolation and risk for malnutrition among older people. *Geriatr. Gerontol. Int.* 2017, 17, 286–294.
- [5] Schrempft Stephanie, Jackowska Marta, Hamer Mark, Steptoe Andrew. Associations between social isolation, loneliness, and objective physical activity in older men and women. *BMC Public Health* 2019;19. <https://doi.org/10.1186/s12889-019-6424-y>.
- [6] Gale Catharine, Westbury Leo, Cooper Cyrus. Social isolation and loneliness as risk factors for the progression of frailty: the English longitudinal study of ageing. *Age and ageing* 2017;47. <https://doi.org/10.1093/ageing/afx188>.
- [7] M. Mulvenna, W. Carswell, P.J. McCullagh, J.C. Augusto, H. Zheng, P. Jeffers, H.Y. Wang and S. Martin, Visualization of Data for Ambient Assisted Living Services, *IEEE Communications Magazine* vol. 49 (1), pp. 110-117, 2011.
- [8] Bouaziz, G.; Brulin, D.; Campo, E. Technological Solutions for Social Isolation Monitoring of the Elderly: A Survey of Selected Projects from Academia and Industry. *Sensors* 2022, 22, 8802. <https://doi.org/10.3390/s22228802>
- [9] Lubben, J.; Blozik, E.; Gillmann, G.; Iliffe, S.; Kruse, W.; Beck, J.; Stuck, A. Performance of an Abbreviated Version of the Lubben Social Network Scale Among Three European Community-Dwelling Older Adult Populations. *Gerontol.* 2006, 46, 503–513.
- [10] CASAS. Disponible en ligne: <https://casas.wsu.edu/datasets/>(consulté le 28/09/2023)
- [11] Wiktorsson, S.; Runeson, B.; Skoog, I.; Ostling, S.; Waern, M. Attempted Suicide in the Elderly: Characteristics of Suicide Attempters 70 Years and Older and a General Population Comparison Group. *Am. J. Geriatr. Psychiatry Off. J. Am. Assoc. Geriatr. Psychiatry* 2010, 18, 57–67.
- [12] del Pozo Cruz, B.; Perales, F.; Alfonso-Rosa, R.; Del Pozo-Cruz, J. Impact of Social Isolation on Physical Functioning among Older Adults: A 9-Year Longitudinal Study of a U.S.-Representative Sample. *Am. J. Prev. Med.* 2021, 61, 158–164.
- [13] Singer, C. Health Effects of Social Isolation and Loneliness. *J. Aging Life Care* 2018, 28, 4–8.
- [14] Interventions for loneliness and social isolation. Disponible en ligne:<https://www.york.ac.uk/media/crd/Loneliness%20and%20social%20isolation.pdf/> (accessed on 28 September 2023).
- [15] Cudjoe, T.; Roth, D.; Szanton, S.; Wolff, J.; Boyd, C.; Thorpe, R., Jr. The Epidemiology of Social Isolation: National Health & Aging Trends Study. *J. Gerontology. Ser. B Psychol. Sci. Soc. Sci.* 2018, 75, 107–113.
- [16] Beach, B.; Bamford, S.M. Isolation: The Emerging Crisis for Older Men; A Report Exploring Experiences of Social Isolation and Loneliness among Older Men in England; Independent Age: London, UK, 2014.
- [17] Older Adults and Technology Use. Disponible en ligne:<https://www.pewresearch.org/internet/2014/04/03/older-adults-and-technology-use/> (accessed on 28 September 2023).
- [18] Rapport petits frères des pauvres: Solitude et isolement des personnes âgées en France quels liens avec les territoires? Paris, France, 2019
- [19] Holt-Lunstad, J., Smith, T. B., Baker, M., Harris, T., & Stephenson, D. (2015). Loneliness and Social Isolation as Risk Factors for Mortality: A Meta-Analytic Review. *Perspectives on Psychological Science*, 10(2), 227–237. <https://doi.org/10.1177/1745691614568352>
- [20] Rapport petits frères des pauvres: Isolement des personnes âgées: Les effets du confinement l'isolement de nos aînés est une vraie distanciation sociale; Paris, France, 2020.
- [21] Gale, C.; Westbury, L.; Cooper, C. Social isolation and loneliness as risk factors for the progression of frailty. *Age Ageing* 2017, 47, 392–397.
- [22] Medicare Spends More on Socially Isolated Older Adults. Disponible en ligne:<https://www.aarp.org/ppi/info-2017/medicare-spends-more-on-socially-isolated-older-adults.html> (accessed on 28 September 2023).
- [23] PhenX Toolkit Supplemental Information, Social Support. Disponible en ligne:https://www.phenxtoolkit.org/toolkit_content/supplemental_info/social/measures/Social_Support_Berkman_Syme.doc (accessed on 28 September 2023).
- [24] Berkman, L.; Syme, L. Social networks, host resistance, and mortality: A nine-year follow-up study of Alameda County residents. *Am. J. Epidemiol.* 1979, 109, 186–204.
- [25] Lubben, J. Assessing Social Networks Among Elderly Populations. *Fam. Community Health* 1988, 11, 42–52.
- [26] Lubben, J.; Gironde, M. Centrality of social ties to the health and well-being of older adults. In *Social Work and Health Care in An Aging World*, Springer Press, New York, USA; 2003; pp. 319–350.
- [27] Lubben Social Network Scale. Disponible en ligne:<https://www.bc.edu/content/bc-web/schools/ssw/sites/lubben/description.html> (accessed on 28 September 2023).
- [28] Steptoe, A.; Shankar, A.; Demakakos, P.; Wardle, J. Social isolation, loneliness, and all-cause mortality in older men and women. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* 2013, 110, 5797–5801.
- [29] Russell, D.; Peplau, L.; Cutrona, C. The Revised UCLA Loneliness Scale: Concurrent and discriminate validity evidence. *J. Personal. Soc. Psychol.* 1980, 39, 472–480.
- [30] Hughes, M.; Waite, L.; Hawkey, L.; Cacioppo, J. A Short Scale for Measuring Loneliness in Large Surveys: Results from Two Population-Based Studies. *Res. Aging* 2004, 26, 655–672.

-
- [31] Weiss, R.S. *Loneliness: The Experience of Emotional and Social Isolation*; The MIT Press: Cambridge, MA, USA, 1973; Volume 22.
- [32] Gierveld, J.; Kamphuis, F.H. The development of a Rasch-type loneliness scale. *Appl. Psychol. Meas.* 1985, 9, 289–299.
- [33] Gierveld, J.; van Tilburg, T. A 6-Item Scale for Overall, Emotional, and Social Loneliness Confirmatory Tests on Survey Data. *Res. Aging* 2006, 28, 582–598.
- [34] National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. *Social Isolation and Loneliness in Older Adults: Opportunities for the Health Care System; Assessment of Social Isolation and Loneliness in Research*; National Academies Press, Washington (DC), USA: 2020.
- [35] Austin, J.; Dodge, H.H.; Riley, T.; Jacobs, P.G.; Thielke, S.; Kaye, J. A smart-home system to unobtrusively and continuously assess loneliness in older adults. *IEEE J. Transl. Eng. Health Med.* 2016, 4, 1–11
- [36] Wang, Y., L. Kung, and T. A. Byrd. 2018. Big data analytics: Understanding its capabilities and potential benefits for healthcare organizations. *Technological Forecasting and Social Change* 126:3–13.
- [37] Buchner, D.; Rillamas-Sun, E.; Di, C.; Evenson, K.; Bellettiere, J.; Lewis, C.; Lee, I.-Min.; Tinker, L.; Seguin-Fowler, R.; Zaslavsky, O.; et al. Accelerometer-Measured Physical Activity and Mortality in Women Aged 63 to 99. *J. Am. Geriatr. Soc.* 2017, 66, 886–894.
- [38] LaWall, E., Y. Y. Wu, V. Y. Fan, M. Ashton, and T. Sentell. 2019. Living alone and homelessness as predictors of 30-day potentially preventable hospital readmission. *Preventing Chronic Disease* 16:180189.
- [39] C. Victor, S. Scambler, J. Bond, and A. Bowling, "Being alone in later life: Loneliness, social isolation and living alone," *Rev. Clin. Gerontol.*, vol. 10, no. 4, pp. 407–417, 2000.
- [40] 2020 Generational Real Estate Trends Report: Aging in Place. Disponible en ligne: <https://sothebysrealty.ca/insightblog/en/2020/03/04/2020-generational-real-estate-trends-report-aging-in-place> (accessed on 28 September 2023).
- [41] Rapport petits frères des pauvres: Solitude et isolement quand on a plus de 60 ans en France en 2017; Paris, France, 2017.
- [42] Claes, Veerle & Devriendt, Els & Tournoy, Jos & Koen, Milisen. (2014). Attitudes and perceptions of adults of 60 years and older towards in-home monitoring of the activities of daily living with contactless sensors: An explorative study. *International Journal of Nursing Studies*. 52. 10.1016/j.ijnurstu.2014.05.010.
- [43] Minister of Loneliness in United Kingdom. Disponible en ligne: <https://www.gov.uk/government/publications/loneliness-annual-report-the-first-year/loneliness-annual-report-january-2020--2> (accessed on 28 September 2023).
- [44] Minister of Social Isolation in Japan. Disponible en ligne: <https://bigthink.com/the-present/japan-loneliness-minister/#rebellitem2> (accessed on 28 September 2023).
- [45] Pol, M.; van Nes, F.; Van Hartingsveldt, M.; Buurman, B.; de Rooij, S.; Kroese, B. Older People's Perspectives Regarding the Use of Sensor Monitoring in Their Home. *Gerontol.* 2014, 56, 485–493.
- [46] Tsertsidis, A.; Kolkowska, E.; Hedström, K. Factors influencing seniors' acceptance of technology for ageing in place in the post-implementation stage: A literature review. *Int. J. Med. Inform.* 2019, 129, 324–333.
- [47] Ngankam, H.; Pigot, H.; Parenteau, M.; Lussier, M.; Aboujaoudé, A.; Laliberté, C.; Couture, M.; Bier, N.; Giroux, S. An IoT Architecture of Microservices for Ambient Assisted Living Environments to Promote Aging in Smart Cities. In *International Conference on Smart Homes and Health Telematics*; Springer: Cham, Switzerland, 2019.
- [48] Steele, R.; Lo, A.; Secombe, C.; Wong, Y. Elderly persons' perception and acceptance of using wireless sensor networks to assist healthcare. *Int. J. Med. Inform.* 2009, 78, 788–801.
- [49] Ulrich, C.; Demiris, G.; Kennedy, R.; Rothwell, E. The Ethics of Sensor Technology Use in Clinical Research. *Nurs. Outlook* 2020, 68, 720–726.
- [50] Eating Well as You Age. Disponible en ligne: <https://www.helpguide.org/articles/healthy-eating/eating-well-as-you-age.htm> (accessed on 28 September 2023).
- [51] Diagnosis of malnutrition in people aged 70 and over. Disponible en ligne: https://www.has-sante.fr/upload/docs/application/pdf/2021-11/argumentaire_denutrition_pa_10_nov_2021_v2.pdf
- [52] Lesakova, D. Seniors and Their Food Shopping Behavior: An Empirical Analysis. *Procedia-Soc. Behav. Sci.* 2016, 220, 243–250
- [53] Farmer, N.; Touchton-Leonard, K.; Ross, A. Psychosocial Benefits of Cooking Interventions: A Systematic Review. *Health Educ. Behav.* 2017, 45, 167–180.
- [54] The Joy of Cooking and Its Benefits for Older Adults. Disponible en ligne: <https://www.healthyagingpoll.org/report/joy-cooking-and-its-benefits-older-adults> (accessed on 28 September 2023).
- [55] Sulmont-Rossé, C. Eating in the Elderly. In *Handbook of Eating and Drinking: Interdisciplinary Perspectives*; Meiselman, H.L., Ed.; Springer International Publishing: Cham, 2020; pp. 433–457 ISBN 978-3-030-14504-0.
- [56] Reasons Why Seniors Lose Their Appetite. Disponible en ligne: <https://dailycaring.com/why-do-seniors-lose-their-appetites/> (accessed on 28 September 2023).
- [57] Eating Well as You Age. Disponible en ligne: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/2118039?sommaire=2118074> (accessed on 28 September 2023).
- [58] Amini, D.A.; Kannenberg, K.; Bodison, S.; Chang, P.; Colaianni, D.; Goodrich, B.; Mahaffey, L.; Painter, M.; Urban, M.; Handley-More, D.; et al. Occupational therapy practice framework: Domain; process 3rd edition. *Am. J. Occup. Ther.* 2014, 68(Suppl. S1), S1–S48.
- [59] Remarkable Reasons to Encourage and Promote Senior Mobility. Disponible en ligne: <https://www.sunshineretirementliving.com/sunshine-stories/7-remarkable-reasons-encourage-promote-senior-mobility/> (accessed on 28 September 2023).
-

- [60] Zunzunegui, M.V.; Alvarado, B.E.; Guerra, R.; Gómez, J.F.; Ylli, A.; Guralnik, J.M.; Imias Research Group the Mobility Gap between Older Men and Women: The Embodiment of Gender. *Arch. Gerontol. Geriatr.* 2015, 61, 140–148, doi: 10.1016/j.archger.2015.06.005.
- [61] Spalt, E.; Curl, C.; Allen, R.; Cohen, M.; Adar, S.; Stukovsky, K.; Avol, E.; Castro-Diehl, C.; Nunn, C.; Mancera-Cuevas, K.; et al. Time-location patterns of a diverse population of older adults: The Multi-Ethnic Study of Atherosclerosis and Air Pollution (MESA Air). *J. Expo. Sci. Environ. Epidemiol.* 2016, 26, 349–355.
- [62] Huynh, S.; Tan, H.P.; Lee, Y. Towards Unobtrusive Mental Well-Being Monitoring for Independent-Living Elderly. In *Proceedings of the 4th International on Workshop on Physical Analytics*, NY, USA, 2017; pp. 1–6.
- [63] Barsocchi, P.; Cesta, A.; Cortellessa, G.; Palumbo, F. Monitoring User Position in the GiraffPlus AAL Environment. In *Proceedings of the IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, Pisa, Italy, 11–14 May 2015.
- [64] Lussier, M.; Couture, M.; Moreau, M.; Laliberté, C.; Giroux, S.; Pigot, H.; Gaboury, S.; Bouchard, K.; Belchior, P.; Bottari, C.; et al. Integrating an Ambient Assisted Living monitoring system into clinical decision-making in home care: An embedded case study. *Gerontechnology* 2020, 19, 77–92.
- [65] Gochoo, M.; Tan, T.H.; Yeh, W.C.; Liu, S.H.; Alnajjar, F. DCNN-based elderly activity recognition using binary sensors. In *Proceedings of the International Conference on Electrical and Computing Technologies and Applications (ICECTA)*, Ras Al Khaimah, United Arab Emirates, 21–23 November 2017; pp. 1–5.
- [66] Dawadi, P.; Cook, D.; Schmitter-Edgecombe, M. Automated Cognitive Health Assessment from Smart Home-Based Behavior Data. *IEEE J. Biomed. Health Inform.* 2015, 20, 1188–1194.
- [67] Ngankam, H.; Pigot, H.; Lorrain, D.; Viens, I.; Giroux, S. Context awareness architecture for ambient-assisted living applications: Case study of nighttime wandering. *J. Rehabil. Assist. Technol. Eng.* 2020, 7, 2055668319887864.
- [68] Pinard, S.; Bottari, C.; Laliberté, C.; Pigot, H.; Olivares, M.; Couture, M.; Giroux, S.; Bier, N. Design and usability evaluation of COOK, an assistive technology for meal preparation for persons with severe TBI. *Disabil. Rehabil. Assist. Technol.* 2019, 16, 687–701.
- [69] Goonawardene, N.; Toh, X.; Tan, H.P. Sensor-driven detection of social isolation in community-dwelling elderly. In *Proceedings of the International Conference on Human Aspects of IT for the Aged Population*, Vancouver, BC, Canada, 9–14 July 2017; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2017; pp. 378–392.
- [70] Petersen, J.; Austin, D.; Kaye, J.A.; Pavel, M.; Hayes, T.L. Unobtrusive in-home detection of time spent out-of-home with applications to loneliness and physical activity. *IEEE J. Biomed. Health Inform.* 2013, 18, 1590–1596.
- [71] Pirzada, P.; White, N.; Wilde, A. Sensors in Smart Homes for Independent Living of the Elderly. In *Proceedings of the 5th International Multi-Topic ICT Conference (IMTIC)*, Jamshoro, Pakistan, 25–27 April 2018; pp. 1–8.
- [72] Ghosh, A.; Sanyal, A.; Chakraborty, A.; Sharma, P.; Saha, M.; Nandi, S.; Saha, S. On automatizing recognition of multiple human activities using ultrasonic sensor grid. In *Proceedings of the 9th International Conference on Communication Systems and Networks (COMSNETS)*, Bengaluru, India, 4–8 January 2017; pp. 488–491.
- [73] Seint, P.; Zin, T.; Yokota, M. Medication and Meal Intake Monitoring using Human-Object Interaction. In *Proceedings of the IEEE 7th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, Nara, Japan, 9–12 October 2018; pp. 399–400.
- [74] Cippitelli, E.; Gasparrini, S.; Gambi, E.; Spinsante, S. Unobtrusive intake actions monitoring through RGB and depth information fusion. In *Proceedings of the IEEE 12th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP)*, Cluj-Napoca, Romania, 8–10 September 2016; pp. 19–26.
- [75] Computer Vision-Based Descriptive Analytics of Seniors' Daily Activities for Long-Term Health Monitoring. Disponible en ligne: <https://static1.squarespace.com/static/59d5ac1780bd5ef9c396eda6/t/5b7373254ae23704e284bdf4/1534292778467/18.pdf> (accessed on 28 September 2023).
- [76] Vuegen, L.; Van Den Broeck, B.; Karsmakers, P.; Van Hamme, H.; Vanrumste, B. Monitoring activities of daily living using Wireless Acoustic Sensor Networks in clean and noisy conditions. In *Proceedings of the 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Milan, Italy, 25–29 August 2015; pp. 4966–4969.
- [77] Ueda, K.; Tamai, M.; Yasumoto, K. A method for recognizing living activities in homes using positioning sensor and power meters. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops)*, St. Louis, MO, USA, 23–27 March 2015; pp. 354–359.
- [78] Belley, C.; Gaboury, S.; Bouchard, B.; Bouzouane, A. Nonintrusive System for Assistance and Guidance in Smart Homes Based on Electrical Devices Identification. *Expert Syst. Appl.* 2015, 42, 6552–6577.
- [79] Park, S.; Kautz, H. Hierarchical recognition of activities of daily living using multi-scale, multi-perspective vision and RFID. 2008, 1–4. DOI:10.1049/CP:20081157.
- [80] Hamad, R.; Salguero, A.; Bouguelia, M.R.; Espinilla, M.; Medina, J. Efficient Activity Recognition in Smart Homes Using Delayed Fuzzy Temporal Windows on Binary Sensors. *IEEE J. Biomed. Health Inform.* 2019, 24, 387–395.
- [81] Fortin-Simard, D.; Bilodeau, J.S.; Gaboury, S.; Bouchard, B.; Bouzouane, A. Method of Recognition and Assistance Combining Passive RFID and Electrical Load Analysis That Handles Cognitive Errors. *Int. J. Distrib. Sens. Netw.* 11, 2015.
- [82] Fortin-Simard, D.; Bilodeau, J.S.; Bouchard, K.; Gaboury, S.; Bouchard, B.; Bouzouane, A. Exploiting Passive RFID Technology for Activity Recognition in Smart Homes. *IEEE Intell. Syst.* 2015, 30, 7–15.
- [83] Feng, Y.; Chang, C.K.; Chang, H. An ADL Recognition System on Smart Phone. In *International Conference on Smart Homes and Health Telematics*, Springer; Wuhan, China, 2016; pp. 148–158.

- [84] Tsang, W.H.; Qureshi, U.; Lam, K.Y.; Ng, K.Y.; Han, S.; Papavasileiou, I. Tracking Indoor Activities of Patients with Mild Cognitive Impairment Using Motion Sensors. In Proceedings of the IEEE 31st International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA), Taipei, Taiwan, 27–29 March 2017.
- [85] Charlon, Y.; Piau, A.; Brulin, D.; Campo, E. Design and Evaluation of a Connected Insole to Support Healthy Aging of Frail Patients at Home. *Wirel. Sens. Netw.* 2019, 11, 67–80.
- [86] Martinez, A.; Ortiz, V.; Estrada, H.; Gonzalez, M. A predictive model for automatic detection of social isolation in older adults. In Proceedings of the 2017 International Conference on Intelligent Environments (IE), Seoul, Republic of Korea, 21–25 August 2017; pp. 68–75.
- [87] Walsh, L.; Kealy, A.; Loane, J.; Doyle, J.; Bond, R. Inferring health metrics from ambient smart home data. In Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), Belfast, UK, 2–5 November 2014; pp. 27–32.
- [88] Sanchez, W.; Martinez, A.; Campos, W.; Estrada, H.; Pelechano, V. Inferring loneliness levels in older adults from smartphones. *J. Ambient. Intell. Smart Environ.* 2015, 7, 85–98.
- [89] Wearables Have a Dirty Little Secret: 50% of Users Lose Interest-TechRepublic. Disponible en ligne: <http://www.techrepublic.com/article/wearables-have-a-dirty-little-secret-most-people-lose-interest/> (accessed on 28 September 2023).
- [90] J. A. Yesavage, T. L. Brink, T. L. Rose, O. Lum, V. Huang, M. Adey, and V. O. Leirer. Development and validation of a geriatric depression screening scale: a preliminary report. *Journal of psychiatric research*, 17(1):37–49, 1983.
- [91] Yesavage JA, Brink TL, Rose TL, et al. Development and validation of a geriatric depression screening scale: a preliminary report. *J Psychiatr Res.* 1983;17:37-49
- [92] Hodkinson, H.: Evaluation of a mental test score for assessment of mental impairment in the elderly. *Age Ageing* 1(4), 233–238 (1972). doi:10.1093/ageing/1.4.233
- [93] Buysse DJ, Reynolds CF 3rd, Monk TH, Berman SR, Kupfer DJ. The Pittsburgh Sleep Quality Index: a new instrument for psychiatric practice and research. *Psychiatry Res.* 1989 May;28(2):193-213. doi: 10.1016/0165-1781(89)90047-4. PMID: 2748771.
- [94] Katz S, Akpom CA. A measure of primary sociobiological functions. *Int J Health Serv.* 1976;6(3):493-508.
- [95] Lawton, M.P., & Brody, E.M. (1969). Assessment of older people: Self-maintaining and instrumental activities of daily living. *The Gerontologist*, 9(3), 179-186.
- [96] Bassuk SS, Glass TA, Berkman LF. Social disengagement and incident cognitive decline in community-dwelling elderly persons. *Ann Intern Med.* 1999; 131:165–73.
- [97] Mattis, S. (1976). Mental status examination for organic mental syndrome in the elderly patients. In L. Bellak & T. B. Karasu (Eds.), *Geriatric psychiatry: A handbook for psychiatrists and primary care physicians* (pp. 77 – 121). New York, NY: Grune & Stratton.
- [98] Nasreddine, Z. S., Phillips, N. A., Bédirian, V., Charbonneau, S., Whitehead, V., Collin, I., ...et Chertkow, H. (2005). The Montreal Cognitive Assessment, MoCA: a brief screening tool for mild cognitive impairment. *Journal of the American Geriatrics Society*, 53(4), 695-699.
- [99] Cummings JL, Mega M, Gray K, Rosenberg-Thompson S, Carusi DA, Gornbein J. The Neuropsychiatric Inventory: comprehensive assessment of psychopathology in dementia. *Neurology.* 1994 Dec;44(12):2308-14. doi: 10.1212/wnl.44.12.2308. PMID: 7991117.
- [100] Alexopoulos GS, Abrams RC, Young RC, Shamoian CA. Cornell Scale for Depression in Dementia. *Biol Psychiatry.* 1988 Feb 1;23(3):271-84. doi: 10.1016/0006-3223(88)90038-8. PMID: 3337862.
- [101] Ware JE Jr, Sherbourne CD. The MOS 36-item short-form health survey (SF-36). I. Conceptual framework and item selection. *Med Care.* 1992 Jun;30(6):473-83. PMID: 1593914.
- [102] Zigmond A.S., Snaith R.P. The Hospital Anxiety and Depression Scale. *Acta Psychiatr. Scand.*, 1983, 67, 361-370. Traduction française: J.F. Lépine
- [103] Radloff, L. S. (1977). The CES-D scale: A self-report depression scale for research in the general population. *Applied Psychological Measurements*, 1, 385-401; <https://doi.org/10.1177/014662167700100306>.
- [104] R. Rubio Herrera, Loneliness in the elderly. An alternative measurement through ESTE scale, technical report, University of Granada, Spain, 2010.
- [105] miMonitor. Disponible en ligne: <https://www.mimonitor.co.uk/dementia> (accessed on 28 September 2023).
- [106] Just Checking. Disponible en ligne: <https://justchecking.co.uk> (accessed on 28 September 2023).
- [107] Canary Care. Disponible en ligne: <https://www.canarycare.co.uk/> (accessed on 28 September 2023).
- [108] Kiwatch. Disponible en ligne: <https://www.kiwatch.com/offre-videosurveillance/maintien-domicile/surveillance> (consulté le 28/09/2023)
- [109] Teleassistance-Allovie. Disponible en ligne: <https://teleassistance-allovie.com/teleassistance/> (accessed on 28 September 2023).
- [110] Reminder Rosie. Disponible en ligne: <https://smpltec.com/reminder-rosie> (accessed on 28 September 2023).
- [111] Mytrusense. Disponible en ligne: <https://mytrusense.com/> (accessed on 28 September 2023).
- [112] Bonhomme, Sylvain & Campo, Eric & Esteve, Daniel & Guennec, Joëlle. (2008). PROSAFE-extended, A telemedicine platform to contribute to medical diagnosis. *Journal of telemedicine and telecare.* 14. 116-9. 10.1258/jtt.2008.003003.
- [113] Fehd Bettahar, Walid Bourenane, Yoann Charlon, Eric Campo. HOMECARE: une plateforme technique de surveillance pour le suivi actimétrique de patients Alzheimer. Workshop – Alzheimer, Approche pluridisciplinaire, De la recherche clinique aux avancées technologiques, Jan 2013, Toulouse, France. pp.87-98. fihal-02879365f

-
- [114] Piau, Y. Charlon, É. Campo, V. B. & F. Nourhashemi, « A smart insole to promote healthy aging for frail elderly individuals: specifications, design, and preliminary results », *JMIR Rehabilitation and Assistive Technologies* 2 (2015), no 1, article no. E5.
- [115] Damien Brulin, Eric Campo, Clément Lejeune, Daniel Estève. Modélisation par tranches horaires des habitudes de vie de personnes âgées pour l'aide à la prise de décision. Journées d'Etude sur la TéléSanté, Sorbonne Universités, May 2019, Paris, France. fihal-02161440
- [116] J. N. Martin, "Overview of the EIA 632 standard: processes for engineering a system," 17th DASC. AIAA/IEEE/SAE. Digital Avionics Systems Conference. Proceedings (Cat. No.98CH36267), Bellevue, WA, USA, 1998, pp. B32-1, doi: 10.1109/DASC.1998.741462.
- [117] Setz, Brian & Graef, Sebastian & Ivanova, Desislava & Tiessen, Alexander & Aiello, Marco. (2021). A Comparison of Open-Source Home Automation Systems. *IEEE Access*. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2021.3136025.
- [118] Avantages de DomoticZ. Disponible en ligne:<https://homey.app/en-ie/wiki/raspberry-pi-automation-or-homey-compare-domoticz-home-assistant-homey/> (consulté le 28/09/2023)
- [119] DomoticZ. Disponible en ligne:<https://www.domoticz.com/>(consulté le 28/09/2023)
- [120] Paramètres techniques des technologies de communication sans fil couramment utilisées. Disponible en ligne:<https://tutoriels.domotique-store.fr/content/1/5/fr/quelle-technologie-domotique-choisir-.html> (consulté le 28/09/2023)
- [121] Manuel Z-Wave. Disponible en ligne:<https://manual.zwave.eu/backend/make.php?lang=en&sku=FGWPE/F-102&cert=ZC10-16035016> (consulté le 28/09/2023)
- [122] Z-Wave. Disponible en ligne:<https://www.silabs.com/wireless/z-wave> (consulté le 28/09/2023)
- [123] Santhadevi, Dr. (2019). Security Challenges in Computing System, *Communication Technology and Protocols in IoT system*.
- [124] MQTT. Disponible en ligne:<https://mqtt.org/> (consulté le 28/09/2023)
- [125] Comparaison entre les SGBD report. Disponible en ligne:<https://db-engines.com/en/ranking> (consulté le 28/09/2023)
- [126] Détecteur de mouvement Aeotec Trisensor. Disponible en ligne:<https://aeotec.com/products/aeotec-tri-sensor/> (consulté le 28/09/2023)
- [127] Aeotec door/window sensor 7 Disponible en ligne:<https://aeotec.com/products/aeotec-door-window-sensor-7/> (consulté le 28/09/2023)
- [128] Dongle Z-Wave. Disponible en ligne: <https://www.domotique-store.fr/domotique/modules-domotiques/adaptateurs-contrôleurs-domotiques/1666-aeotec-zw090-plus-z-stick-gen5-dongle-usb-contrôleur-zwave-plus-compatible-jeedom-DomoticZ-home-assistant-etc.html> (consulté le 28/09/2023)
- [129] Dongle USB contrôleur Z-Wave Aeotec ZW090 "Z-Stick" GEN5. Disponible en ligne:<https://aeotec.com/products/aeotec-z-stick-gen5/> (consulté le 28/09/2023)
- [130] Krishnan, Narayanan & Cook, Diane. (2014). Activity Recognition on Streaming Sensor Data. *Pervasive and mobile computing*. 10. 138-154. 10.1016/j.pmcj.2012.07.003.
- [131] Matrice de corrélation. Disponible en ligne:<https://doc.dataiku.com/dss/9.0/statistics/correlation-matrix.html> (consulté le 28/09/2023)
- [132] Algorithme K- moyennes. Disponible en ligne:<https://blent.ai/blog/a/k-means-comment-ca-marche> (consulté le 28/09/2023)
- [133] Régression logistique. Disponible en ligne:<https://towardsdatascience.com/using-weighted-k-means-clustering-to-determine-distribution-centres-locations-2567646fc31d> (consulté le 28/09/2023)
- [134] Algorithme K- moyennes de données pondéré. Disponible en ligne:<https://towardsdatascience.com/gaussian-mixture-models-explained-6986aaf5a95> (consulté le 28/09/2023)
- [135] I. D. Gebru, X. Alameda-Pineda, F. Forbes and R. Horaud, "EM Algorithms for Weighted-Data Clustering with Application to Audio-Visual Scene Analysis," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 38, no. 12, pp. 2402-2415, 1 Dec. 2016, doi: 10.1109/TPAMI.2016.2522425.
- [136] Algorithme BIRCH. Disponible en ligne:<https://www.javatpoint.com/birch-in-data-mining> (consulté le 28/09/2023)
- [137] Lang, Andreas & Schubert, Erich. (2021). BETULA: Fast clustering of large data with improved BIRCH CF-Trees. *Information Systems*. 108. 101918. 10.1016/j.is.2021.101918.
- [138] algorithme de l'arbre de décision. Disponible en ligne:<https://www.datacamp.com/tutorial/random-forests-classifier-python>(consulté le 28/09/2023)
- [139] Forêt d'arbres décisionnels. Disponible en ligne:<https://www.kaggle.com/code/prashant111/random-forest-classifier-tutorial>(consulté le 28/09/2023)
- [140] Régression logistique. Disponible en ligne:<https://datascientest.com/regression-logistique-quest-ce-que-cest#:~:text=La%20r%C3%A9gression%20logistique%20est%20un,logistique%20comme%20fonction%20de%20lien.> (consulté le 28/09/2023)
- [141] Campos, Wilfrido & Martínez-Rebollar, Alicia & Sanchez, Wendy & Estrada Esquivel, Hugo & Favela, Jesus & Ortega, Joaquín. (2016). Inferring Social Isolation in Older Adults through Ambient Intelligence and Social Networking Sites. *Computacion y Sistemas*. 20. 143-152. 10.13053/CyS-20-1-2193.
- [142] Multilabel classifier. Disponible en ligne:<https://towardsdatascience.com/evaluating-multi-label-classifiers-a31be83da6ea> (consulté le 28/09/2023)
Isolement social : Disponible en ligne:<https://www.monalisa-asso.fr/isolement-social/c-est-quoi>(consulté le 28/09/2023)
-

Liste des articles publiés et participations aux compétitions

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

- Ghazi Bouaziz, Damien Brulin, Hélène Pigot, Eric Campo. 2021. "Detection of social isolation based on mealtaking activity and mobility of elderly people living alone", JETSAN 2021 - Colloque en Télésanté et dispositifs biomédicaux - 8ème édition, Université Toulouse III - Paul Sabatier, May 2021, Toulouse, Blagnac, France. fihal-03501196f (En effet, il a été choisi avec quelques autres articles présentés à la conférence pour être publiés dans la revue IRBM comme une version étendue.)

Journaux :

- Ghazi Bouaziz, Damien Brulin, Hélène Pigot, Eric Campo. 2023. "Detection of Social Isolation Based on Meal-Taking Activity and Mobility of Elderly People Living Alone", IRBM. 44, 4. 100770. 10.1016/j.irbm.2023.100770.

- Ghazi Bouaziz, Damien Brulin, Eric Campo. 2022. "Technological Solutions for Social Isolation Monitoring of the Elderly: A Survey of Selected Projects from Academia and Industry", Sensors. 22, 22: 8802. <https://doi.org/10.3390/s22228802>

Séminaire :

Ghazi Bouaziz, Detection of meal-taking activity and mobility of the elderly based on home automation sensors, IEEE Sensors France Chapter Workshop 2021, Sensor Technologies: Healthcare, Wellness & Environmental Applications Marseille, November 2021.

Congrès :

Ghazi Bouaziz, Development and implementation of a sensor-based monitoring system for the prevention of the elderly social isolation, Congrès GEETS, Avril 2022.

Participation à des compétitions :

IEEE SB TUC Hackathon, Novembre 2020 Idée proposée : « Elderly Monitoring System » est un système qui permet de surveiller les personnes âgées vivant seules à leur domicile et d'envoyer une alerte en cas de problème.

Digital IOT Hackathon, 2ème prix du meilleur projet, Octobre 2020.

Idée proposée : « Elderly Monitoring System » est un système qui permet de surveiller les personnes âgées vivant seules à leur domicile et d'envoyer une alerte en cas de problème.

Titre : Développement et mise en œuvre d'un système de détection de l'isolement social basé sur la reconnaissance des activités en matière de repas et de mobilité chez les personnes âgées à domicile.

Mots clés : surveillance multicapteurs, personnes âgées, isolement social, détection et reconnaissance des activités de la vie quotidienne, maison intelligente, Apprentissage automatique

Résumé : La reconnaissance d'activités de vie quotidienne (AVQs) fait l'objet, depuis des années, de recherches pour proposer des solutions performantes. Elle s'appuie sur l'analyse spatio-temporelle de situations, de comportements, etc. dont les données d'entrée sont les informations fournies par des capteurs ambiants ou par des capteurs portés par la personne. Cette thèse se focalise sur l'instrumentation du lieu de vie par des capteurs ambiants et sur la détection d'un état d'isolement social chez les personnes âgées. Deux approches sont utilisées pour évaluer l'isolement social. La première se base sur des questionnaires. La deuxième approche s'appuie sur l'utilisation de technologies pour la récupération objective de données représentatives d'un état ou d'un comportement. En particulier, l'activité « se nourrir » est liée à une séquence d'actions telles que faire les courses, cuisiner, manger et faire la vaisselle. L'activité « se déplacer » est liée à la mobilité au sein du domicile et au fait de sortir du logement. La littérature montre que ces deux activités semblent pertinentes pour évaluer un risque potentiel d'isolement social chez les aînés.

Les travaux de thèse portent sur quatre contributions principales :

- Un état bibliographique des recherches sur la détection des AVQs afin d'en identifier les apports et les limites et tracer des voies de recherches pertinentes. Des critères spécifiques ont été choisis pour inclure les articles dans lesquels des systèmes de détection d'activités sont présentés.
- Une démarche de conception système appliquée à la reconnaissance d'AVQs. Cette démarche s'intègre dans un processus d'Ingénierie Système. Elle décrit l'analyse des exigences, leur modélisation au travers de diagrammes SysML et la mise en place d'une architecture matérielle et logicielle basée sur un réseau IoT. L'analyse des AVQs, dans notre étude, utilise les données de détecteurs de mouvement et de capteurs de contacts. Un affichage sur une application web permet de visualiser les résultats obtenus à destination de l'aide-soignant ou de la famille.
- L'utilisation originale de quatre méthodes de classification des AVQs à savoir "préparer le repas", "prendre le repas", "faire la vaisselle", "dormir/se relaxer", "hygiène", "la personne à l'extérieur du logement", "un visiteur à l'intérieur de la maison" et "autres activités". Les trois premières méthodes utilisées sont K-means, le modèle de mélange gaussien et BIRCH auxquelles on applique une pondération aux données. Les activités liées au repas n'ont ainsi pas le même poids que le reste des données, ce qui a permis d'améliorer la détection des AVQs. Le quatrième algorithme est basé sur une méthode logique à la suite de la détermination d'une matrice de corrélation prenant en entrée l'ensemble des capteurs disponibles. En utilisant les données de la matrice de corrélation, l'algorithme personnalise la détection des activités liées au repas en différenciant une personne qui prépare seule son repas d'une personne qui bénéficie d'un service de portage de repas. Nous validons nos méthodes en se référant aux formulaires remplis par les participants au début et à la fin de l'expérimentation dans lesquels ils indiquent le déroulement de leur journée-type. Ces algorithmes ont été appliqués sur une base de données annotée ouverte pour confirmer la précision de nos approches.
- La proposition d'un score du niveau d'isolement social chez la personne suivie. Ce score est établi sur la base de l'identification des activités pour extraire les habitudes quotidiennes au travers d'indicateurs du comportement (Le temps passé à l'extérieur de la maison et à l'intérieur de la cuisine, etc.). Six aînées ont été suivies pendant plus de 3 mois. L'algorithme régression logistique a été utilisé pour l'extraction du niveau d'isolement social qui a été comparé à celui identifié grâce au questionnaire « Lubben Social Network Scale » rempli avec chaque participant au début et à la fin de l'étude.

Title: Development and implementation of a social isolation detection system based on the recognition of mealtime and mobility activities of elderly people at home

Key words: multisensor monitoring, elderly people, social isolation, detection and recognition of activities of daily living, smart home, machine learning

Abstract: The recognition of daily life activities has been the subject of research for years to provide effective solutions. It is based on the spatio-temporal analysis of situations and behaviors whose input data is information provided by ambient sensors or by sensors worn by the person. This thesis focuses on the instrumentation of the living space by ambient sensors and on the detection of a state of social isolation in elderly people. Two approaches are used to assess social isolation. The first one is based on questionnaires. The second approach is based on the use of technologies for the objective acquisition of data representative of a state, behavior, etc. In particular, the activity "eating" is linked to a sequence of actions such as shopping, cooking, eating and washing dishes. The activity "moving" is linked to mobility within the home and leaving the home. The literature shows that these two activities seem to be relevant for assessing a potential risk of social isolation among older people.

The thesis work focuses on four main contributions:

- A bibliographic review of ADLs detection research to identify its contributions and limitations, and to outline relevant research directions. Specific criteria were chosen to include articles presenting activity detection systems.
- A system design approach applied to the detection of ADLs. This approach is part of a system engineering process. It describes the analysis of requirements, their modeling through SysML diagrams and the implementation of a hardware and software architecture based on an IoT network. The analysis of ADLs, in our study, uses data from motion detectors and contact sensors. A display on a web application allows you to visualize the results obtained for the caregiver or the family.
- The original use of four methods to classify ADLs, namely "preparing the meal", "eating the meal", "washing the dishes", "sleeping/relaxing", "hygiene", "the person outside the home", "a visitor inside the home" and "other activities". The first three methods used are K-means, the Gaussian mixture model and BIRCH, which applies weights to the data. Meal-related activities therefore do not have the same weight as the rest of the data, which made it possible to improve the detection of ADLs. The fourth algorithm is based on a logical method following the determination of a correlation matrix using all the available sensors as input. Using the data from the correlation matrix, the algorithm personalizes the detection of meal-related activities by distinguishing a person preparing their meal from a person using a meal delivery service. We validate our methods by referring to the forms filled in by the participants at the beginning and end of the experiment, in which they describe the course of their typical day. These algorithms were applied to an open annotated database to confirm the accuracy of our approaches.
- The proposal of a score for the level of social isolation of the person being monitored. This score is based on the identification of activities to extract daily habits through behavioral indicators (time spent outside the house and in the kitchen, etc.). Six elderly people were followed for more than 3 months. The logistic regression algorithm was used to extract the level of social isolation, which was compared with the level of social isolation identified using the "Lubben Social Network Scale" questionnaire, which was completed by each participant at the beginning and end of the study.