



MÉMOIRE

PRÉSENTÉ À

L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI

COMME EXIGENCE PARTIELLE

DE LA MAÎTRISE EN INFORMATIQUE

PAR

DANY FORTIN-SIMARD

B.SC.

**MÉTHODE HYBRIDE DE RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS POUR LES
HABITATS INTELLIGENTS**

AVRIL 2015

RÉSUMÉ

Le vieillissement de la population nord-américaine est un problème auquel il faudra faire face dans les prochaines années. L'espérance de vie des êtres humains ne cesse d'augmenter et bien que cela soit une bonne nouvelle, cette situation comporte de nombreux défis auxquels nous devons trouver des solutions prochainement. Les personnes âgées en perte d'autonomie ont besoin d'aide quotidiennement et les ressources humaines disponibles ne seront certainement pas suffisantes. Pour remédier à la situation, les habitats intelligents sont certainement l'une des solutions les plus viables et prometteuses. Depuis quelques années, nombreuses sont les équipes de chercheurs à travers le monde qui travaillent à développer ce type de résidence.

Principalement, les habitats permettraient d'apporter l'aide nécessaire aux personnes âgées afin qu'ils puissent continuer à vivre en toute sécurité et de façon autonome. Pour ce faire, les habitats sont habituellement munis de nombreux capteurs et effecteurs. Précisément, les capteurs permettent de recueillir des informations sur l'environnement et les effecteurs permettent d'interagir avec le résident. Cependant, afin d'être en mesure d'aider les résidents, les informations reçues doivent être traitées par des systèmes intelligents. Ces systèmes complexes tentent de comprendre et reconnaître les activités. Bien que les informaticiens puissent exploiter les algorithmes de reconnaissance existants, le contexte comporte son lot de défis. Le traitement de l'information doit se faire en temps réel et avec des capteurs non intrusifs. Sans compter l'incertitude dans la prise de connaissance qui est omniprésente et la variété des activités possibles qui est l'un des principaux problèmes auxquels les chercheurs font face. D'ailleurs, à ce sujet, les chercheurs s'entendent pour dire que l'utilisation d'un seul type de capteur pour reconnaître l'ensemble des activités est loin d'être suffisante. Des systèmes polyvalents qui utilisent plusieurs agents sont sans contredit nécessaires afin de pallier cette problématique.

Afin de trouver des solutions viables, ce mémoire propose d'évaluer et de formaliser un nouveau système qui permet de reconnaître un grand éventail d'activités par sa robustesse et sa diversité. Le nouveau système hybride de reconnaissance d'activités utilise à la fois les informations traitées d'un système de localisation par radiofréquence et d'un système d'analyse de signatures électriques. Par conséquent, la contribution théorique de ce mémoire est de proposer un système hybride utilisant des données hétérogènes. Enfin, la contribution pratique et expérimentale de ce mémoire consiste en l'implémentation du modèle dans un laboratoire à la fine pointe de la technologie. Afin de valider la nouvelle approche, les résultats obtenus seront comparés avec ceux des autres approches connues.

REMERCIEMENTS

En préambule de ce mémoire, je profite de l'occasion pour remercier les personnes qui m'ont apporté leur soutien et sans qui ce projet n'aurait pas été aussi agréable à réaliser.

Personnellement, j'aimerais adresser mes plus sincères remerciements envers mon directeur de recherche, Bruno Bouchard, et mes codirecteurs, Abdenour Bouzouane et Sébastien Gaboury, pour leur aide, pour leur flexibilité, pour leur encouragement et pour leur patience. Également, je tiens à remercier deux partenaires de travail, Jean-Sébastien Bilodeau et Kevin Bouchard, qui ont été d'agréables compagnies et qui m'ont été indispensables tout au long de mes différents projets de recherche. Leurs collaborations ont été des éléments clés dans la réussite de mes projets et pour cela, je leur suis redevable.

Financièrement, je tiens à remercier le Conseil de Recherches en Sciences Naturelles et en Génie du Canada (CRSNG) qui m'a soutenu en m'attribuant des bourses d'études pour ma maîtrise et pour mon stage de recherche. Cette aide m'a été indispensable. Elle m'a permis de m'épanouir et de me consacrer pleinement à mes projets de recherche.

Également, je tiens à remercier l'équipe de la Chaire de Recherche sur l'Intelligence Ambiante et des technologies d'Assistance Cognitive (CRIAAC) de l'Université du Québec Chicoutimi (UQAC) et le Département d'Informatique et Mathématique (DIM).

Finalement, je tiens à exprimer mes plus sincères remerciements à ma partenaire de vie, Annie-Claude Ouellet, et mes parents qui m'avez constamment appuyé et encouragé à chacune des étapes de la réalisation de ce projet.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	ii
REMERCIEMENTS.....	iii
TABLE DES MATIÈRES	iv
Liste des figures	vi
Liste des tableaux	viii
Liste des algorithmes	ix
Liste des acronymes	x
CHAPITRE 1 - INTRODUCTION	1
1.1 CONTEXTE DE RECHERCHE	1
1.2 RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS.....	4
1.3 TRAVAUX ANTÉRIEURS LIÉS À LA RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS	5
1.4 CONTRIBUTION DU MÉMOIRE.....	8
1.5 MÉTHODOLOGIE DE LA RECHERCHE.....	10
1.6 ORGANISATION DU MÉMOIRE.....	12
CHAPITRE 2 - REVUE DE LITTÉRATURE.....	14
2.1 INTRODUCTION	14
2.1.1 DÉFINITION DES ACTIVITÉS DE LA VIE QUOTIDIENNE.....	15
2.1.2 DÉFINITION DE LA RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS	16
2.1.3 RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS ET HABITATS INTELLIGENTS.....	17
2.1.4 DÉFINITION DE L'ASSISTANCE	18
2.2 APPROCHES DE RECONNAISSANCE ET D'ASSISTANCE.....	19
2.2.1 APPROCHES BASÉES SUR LES CAMÉRAS	20
2.2.2 APPROCHES BASÉES SUR LES CAPTEURS BINAIRES.....	26
2.2.3 APPROCHES BASÉES SUR LE RFID.....	29
2.2.4 APPROCHES BASÉES SUR L'ANALYSE ÉLECTRIQUE.....	33
2.3 APPROCHES FORMELLES DE RECONNAISSANCE.....	36
2.3.1 APPROCHES LOGIQUES	37
2.3.2 APPROCHES PROBABILISTES	38
2.3.3 FORAGE DE DONNÉES ET MODÈLES D'APPRENTISSAGE.....	40
2.4 CONCLUSION.....	40
CHAPITRE 3 - MODÈLE DE RECONNAISSANCE HYBRIDE.....	42
3.1 INTRODUCTION	42
3.2 MODÈLE DE POSITIONNEMENT RFID	44
3.2.1 FILTRAGE DES SIGNAUX.....	45
3.2.2 TRILATÉRATION ELLIPTIQUE.....	49
3.2.3 FILTRE DE COMPORTEMENT DU MOUVEMENT.....	51
3.2.4 MODÉLISATION SPATIALE	53
3.3 IDENTIFICATION PAR ANALYSE DE SIGNATURES ÉLECTRIQUES.....	55
3.3.1 DÉFINITIONS FORMELLES DES CAPACITÉS DE CHARGEMENT.....	55
3.3.2 IDENTIFICATION DE L'ÉTAT DES APPAREILS	56
3.3.3 L'EXTRACTION DES SIGNATURES DE CHARGE.....	57

3.3.4	RECONNAISSANCE DE L'ÉTAT	59
3.4	RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS.....	61
3.5	ASSISTANCE	65
3.5.1	DÉTECTION DES ERREURS	66
3.5.2	FOURNIR DES ORIENTATIONS	68
3.6	CONCLUSION.....	69
	CHAPITRE 4 - IMPLÉMENTATION ET EXPÉRIMENTATION	71
4.1	INTRODUCTION	71
4.2	IMPLÉMENTATION DANS LE LABORATOIRE.....	71
4.2.1	INFRASTRUCTURE DU LIARA	72
4.2.2	MATÉRIEL RFID UTILISÉ	73
4.2.3	MATÉRIEL D'ANALYSE ÉLECTRIQUE UTILISÉ.....	75
4.3	IMPLÉMENTATION DES DIFFÉRENTS SYSTÈMES.....	76
4.3.1	MODÉLISATION ET INTERFACE GRAPHIQUE	78
4.3.2	SYSTÈME RFID	78
4.3.3	SYSTÈME D'ANALYSE ÉLECTRIQUE.....	80
4.3.4	SYSTÈME DE RECONNAISSANCE ET D'ASSISTANCE.....	82
4.3.5	GÉNÉRATION DE RAPPORTS	84
4.4	PROTOCOLE D'EXPÉRIMENTATION	84
4.4.1	EXPÉRIMENTATION SUR LA LOCALISATION	84
4.4.2	EXPÉRIMENTATION SUR L'ASE.....	87
4.4.3	EXPÉRIMENTATION SUR LA RECONNAISSANCE.....	92
4.4.4	EXPÉRIMENTATION SUR L'ASSISTANCE	95
4.4.5	DIFFICULTÉS D'EXPÉRIMENTATION	97
4.5	CONCLUSION.....	98
	CHAPITRE 5 - CONCLUSION GÉNÉRALE.....	100
5.1	OBJECTIFS RÉALISÉS	101
5.2	REVUE DU MODÈLE DÉVELOPPÉ.....	103
5.3	LIMITATIONS ET TRAVAUX FUTURS.....	104
5.4	BILAN PERSONNEL DU TRAVAIL DE RECHERCHE.....	105
	ANNEXE A - SCÉNARIOS D'EXPÉRIMENTATION.....	107
	BIBLIOGRAPHIE.....	109

LISTE DES FIGURES

FIGURE 2.1 : EXEMPLE DE CONFIGURATION DU SYSTEME. (A) EXEMPLE DE L'ECRAN, DES HAUT-PARLEURS ET DE LA CAMERA VIDEO (ENCERCLEE). (B) EXEMPLE DE MESSAGE BASE SUR LA VIDEO MONTRANT COMMENT TOURNER LE ROBINET (EN HAUT A DROITE) [41].....	21
FIGURE 2.2 : APERÇU DES TROIS SYSTEMES DE COACH [41].....	22
FIGURE 2.3 : PRESENTATION CONCEPTUELLE DU SYSTEME COACH [41].....	22
FIGURE 2.4 : UNE IMAGE VIDÉO CAPTURÉE AVEC L'IMAGE BRUTE (EN HAUT À GAUCHE), LE SUIVI DES MAINS ET DE LA RÉGION (EN HAUT À DROITE), LE LOGICIEL DE TRAITEMENT (EN BAS À GAUCHE) ET L'IMAGE DE LA PEAU (EN BAS À DROITE) [16].....	23
FIGURE 2.5 : SCHEMA DES ETAPES DU LAVAGE DES MAINS [41].....	24
FIGURE 2.6 : L'APPARTEMENT INTELLIGENT DU WSU AVEC LES CAPTEURS DE MOUVEMENT (M), DE TEMPERATURE (T), D'EAU (W), DU FOUR [57].....	26
FIGURE 2.7 : UNE RESIDENTE QUI EXERCE UNE ACTIVITÉ DE "LAVAGE DES MAINS" (GAUCHE). CETTE ACTIVITÉ DÉCLENCHÉ LES CAPTEURS DE MOUVEMENT AINSI QUE LES CAPTEURS DE DÉBIT D'EAU (À DROITE) [57].....	27
FIGURE 2.8 : LE TYPE D'ÉTIQUETTE ET LES GANTS RFID UTILISÉS DANS [51].....	30
FIGURE 2.9 : LES DIAGRAMMES D'ÉTATS POUR LES DIFFÉRENTS MODÈLES. « A » EST CONSTITUÉ DE 11 ÉTATS INDÉPENDANTS. LA PROBABILITÉ DE CHAQUE HMM A ÉTÉ CALCULÉE SUR LE CHEVAUCHEMENT DES DONNÉES. « B » EST UNE SIMPLE HMM AVEC 11 ÉTATS. « C » EST UN ÉTAT UNIQUE DE 660 ÉTATS (60 ÉTIQUETTES X 11 ACTIVITÉS) [51].....	30
FIGURE 2.10 : COMPARAISON DE LA TRAJECTOIRE ESTIMÉE (NOIR) ET LA TRAJECTOIRE RÉELLE (ROUGE / GRIS) SUR UNE EXPÉRIMENTATION DANS UN SUPERMARCHÉ [66]....	32
FIGURE 2.11 : UN EXEMPLE D'ANALYSE DE SIGNATURE DE CHARGE [70].....	35
FIGURE 2.12 : LIBRAIRIE DE PLANS DES ACTIVITES DE CUISINE [73].....	37
FIGURE 3.1 : SCHEMA DU SYSTEME HYBRIDE DE RECONNAISSANCE D'ACTIVITES.....	43
FIGURE 3.2 : TAUX DE FAUSSES LECTURES AVEC ET SANS LE FILTRE.....	47
FIGURE 3.3 : TRAITEMENT EN TEMPS REEL DE LA FORCE DU SIGNAL D'UNE ETIQUETTE RFID STATIQUE. LA FORCE DU SIGNAL BRUTE EST EN BLEU ET LA FORCE DU SIGNAL FILTRE EST EN ROUGE.....	48
FIGURE 3.4 : POSITIONNEMENT EN TEMPS REEL DE PLUSIEURS OBJETS. LES ELLIPSES GRISSES SONT CALCULEES A PARTIR DE LA RSSI ET LES ELLIPSES POINTILLEES SONT CORRIGÉES PAR L'ALGORITHME DE POSITIONNEMENT. LE TRIANGLE EST LA POSITION OBTENUE DE L'OBJET.....	50
FIGURE 3.5 : LE FILTRE DE COMPORTEMENT DU MOUVEMENT ET LES TROIS FORCES IMPLIQUEES.....	51
FIGURE 3.6 : RELATIONS TOPOLOGIQUES RCC8 ENTRE LES ENTITES X ET Y [8].....	54
FIGURE 3.7 : L'IDENTIFICATION DU TYPE DE RELATION SPATIALE AVEC $E = 1$ [29].....	54
FIGURE 3.8 : MODELE DE RECONNAISSANCE BASEE SUR UN RESEAU BAYESIEN.....	62
FIGURE 3.9 : PROCESSUS DE RECONNAISSANCE BAYESIENNE.....	63
FIGURE 4.1 : L'HABITAT INTELLIGENT DU LIARA.....	73
FIGURE 4.2 : OBJETS MUNIS D'ETIQUETTES RFID PASSIVES.....	74
FIGURE 4.3 : ANALYSEUR MODULAIRE DE PUISSANCE DE LA SOCIÉTÉ CARLO GAVAZZI.....	76
FIGURE 4.4 : SCHEMA DU SYSTEME MULTI-AGENTS.....	77
FIGURE 4.5 : DIAGRAMME DE CLASSES DE L'AGENT RFID.....	79
FIGURE 4.6 : INTERFACE UTILISATEUR RFID AVEC LA VUE 2D.....	80
FIGURE 4.7 : DIAGRAMME DE CLASSES DE L'AGENT ELECTRIQUE.....	81

FIGURE 4.8 : INTERFACE UTILISATEUR DU SYSTEME D'ANALYSE ELECTRIQUE	81
FIGURE 4.9 : DIAGRAMME DE CLASSES DES AGENTS INTELLIGENTS	82
FIGURE 4.10 : INTERFACE UTILISATEUR DES AGENTS INTELLIGENTS	83
FIGURE 4.11 : SUCCÈS DE LA LOCALISATION EN POURCENTAGE SELON LA TAILLE DE LA RÉGION EN CM (A). AVEC TOUS LES FILTRES ACTIVÉS PRÈS DE 60 % DU TEMPS, LA LOCALISATION EST DANS UNE ZONE DE 10 CM OU MOINS	86
FIGURE 4.12 : L'IMAGE A GAUCHE EST OBTENUE SANS LE FILTRE DE COMPORTEMENT DU MOUVEMENT ET L'IMAGE A DROITE EST OBTENUE EN L'UTILISANT	87
FIGURE 4.13 : TAUX DE DÉTECTION DES APPAREILS.....	91
FIGURE 4.14 : TAUX DE RECONNAISSANCE DES ETAPES.....	93
FIGURE 4.15 : COMPARAISON DES SYSTEMES DE CAPTEUR UNIQUE ET DU SYSTEME HYBRIDE	94
FIGURE 4.16 : COMPARAISON DU SYSTEME DE CAPTEUR HYBRIDE	96
FIGURE A.1: EXEMPLE DE DESCRIPTION D' ACTIONS	107
FIGURE A.2 : EXEMPLE DE DEFINITION D'UN PLAN.....	108

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU 4.1: BASE DE DONNÉES DES CARACTÉRISTIQUES DES APPAREILS.....	90
TABLEAU 4.2 : COMPARAISON DES DIFFERENTES TECHNOLOGIES DE RECONNAISSANCE AVEC DES ETAPES TYPIQUES D'ACTIVITE.....	95
TABLEAU 4.3 : COMPARAISON DES DIFFERENTES TECHNOLOGIES D'ASSISTANCE	97

LISTE DES ALGORITHMES

ALGORITHME 3.1 : PSEUDOCODE DU FILTRE DE COMPORTEMENT DU MOUVEMENT	52
ALGORITHME 3.2 : PSEUDOCODE POUR L'EXTRACTION DES SIGNATURES DE CHARGE.....	59
ALGORITHME 3.3 : PSEUDOCODE POUR RECONNAITRE LES APPAREILS DEPUIS LES SIGNATURES DE CHARGE	60
ALGORITHME 3.4 : PSEUDOCODE DE L'AGENT D'ASSISTANCE	65

LISTE DES ACCRONYMES

ANICA :	ANALYSE NON-INTRUSIVE DE CHARGE DES APPAREILS
ASE :	ANALYSE DE SIGNATURES ÉLECTRIQUES
AVQ:	ACTIVITE DE LA VIE QUOTIDIENNE
CRIAAC :	CHAIRE DE RECHERCHE SUR L'INTELLIGENCE AMBIANTE ET DES TECHNOLOGIES D'ASSISTANCE COGNITIVE
HMM:	MODELE DE MARKOV CACHE
IA:	INTELLIGENCE ARTIFICIELLE
LIARA:	LABORATOIRE D'INTELLIGENCE AMBIANTE POUR LA RECONNAISSANCE D'ACTIVITES
NAT:	TEST ACTION NATURALISTE
PF :	FILTRE A PARTICULES
RFID:	IDENTIFICATION PAR RADIOFREQUENCE

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

1.1 CONTEXTE DE RECHERCHE

Le vieillissement de la population nord-américaine est un problème auquel il faudra faire face dans les prochaines décennies [1]. L'espérance de vie des êtres humains ne cesse d'augmenter et bien que cela soit une bonne nouvelle, cette situation comporte de nombreux défis. La société devra donc trouver des solutions prochainement sans quoi les soins apportés seront inadéquats. Les personnes âgées en perte d'autonomie ont besoin d'aide au quotidien [2] et les ressources humaines disponibles seront bien insuffisantes pour combler leurs exigences. Sans négliger le fait qu'ils ne sont pas les seuls à avoir des besoins à combler. Les personnes atteintes de troubles cognitifs tels que la maladie d'Alzheimer ont également besoin d'assistance tous les jours sans quoi les risques pour leur santé peuvent devenir très élevés [3]. À ce sujet, des études ont démontré qu'il y a malheureusement une augmentation du nombre de personnes souffrant de cette forme de démence [4]. Ces personnes souffrent d'une détérioration progressive de leurs capacités cognitives sur une période allant de trois à dix ans, causant la perte de leur autonomie et donc, leur capacité à prendre soin d'eux-mêmes. Par conséquent, à un certain stade de l'évolution de la maladie, ces personnes doivent être assistées en permanence pour le reste de leur vie [5]. Avec cette augmentation du nombre de personnes nécessitant une assistance permanente et le

vieillesse de la population, il est sans contredit nécessaire de trouver des solutions technologiques afin de pallier à cette problématique.

Bien que complexe, l'intelligence artificielle (IA) est un domaine de la recherche en progression où l'objectif principal est de faire raisonner la machine comme un être humain. Selon Russell & al. [6], un agent intelligent est un système qui perçoit son environnement et prend les mesures qui maximisent les chances de succès. L'objectif est donc de reproduire les interactions et les compétences des êtres humains afin d'être en mesure de les remplacer. D'ailleurs, des chercheurs de la communauté scientifique se sont penchés sur la question du manque de ressources humaines afin de proposer des solutions intelligentes, viables et technologiques qui ont le potentiel d'améliorer la situation efficacement. Les habitats intelligents [7, 8] sont certainement l'une des solutions les plus viables parmi celles-ci. D'ailleurs, les habitats intelligents peuvent être conceptuellement vu comme des systèmes multi-agents [9]. Un ou plusieurs agents collaborent pour recueillir l'information sur l'environnement, pour analyser la situation, pour trouver des solutions et pour apporter des modifications. Dans leurs travaux, Wooldridge & al. [10] présentent l'habitat intelligent comme un environnement technologiquement renforcé au moyen de capteurs, de processeurs intégrés dans les objets décoratifs et d'agents logiciels intelligents communiquant entre eux dans un but de coopération au sens propre des systèmes multi-agents.

Principalement, les habitats permettent d'apporter l'assistance nécessaire aux personnes ayant des besoins afin qu'ils puissent continuer à être autonome et à être en

sécurité. Pour ce faire, les environnements intelligents sont munis de nombreux capteurs (contacts électromagnétiques, détecteurs de mouvement, pavé tactile, étiquettes d'identification par radiofréquence, etc.) et d'effecteurs (lumières, microphones et écrans). Précisément, les capteurs permettent de recueillir des informations sur l'environnement et les effecteurs permettent d'interagir avec le résident. Toutefois, avant d'être en mesure d'aider les résidents correctement, les informations reçues doivent être traitées par des logiciels intelligents [11]. La première étape fondamentale est donc d'être capable de comprendre l'activité de la vie quotidienne (AVQ) de l'habitant afin d'identifier les problèmes potentiels qui peuvent interférer à sa réalisation. D'ailleurs, l'IA a travaillé longtemps sur ce problème qui a d'abord été connu comme le problème de reconnaissance de plans [12]. La première définition présente dans la littérature provient de Schmidt [13]. Dans ses travaux, il définit la reconnaissance de plans de cette façon : « Prendre en entrée une séquence d'actions exécutées par un acteur pour en déduire le but poursuivi par celui-ci et organiser la séquence d'actions suivante en termes de structure de plan ». Concrètement, ce type d'approche doit analyser les informations perçues, déduire le plan d'actions et établir des objectifs. Cette façon de procéder permet d'anticiper les besoins des résidents, de favoriser la collaboration et d'apporter de l'assistance. C'est pourquoi une communauté croissante de scientifiques [14-16] comme l'équipe de la Chaire de Recherche sur l'Intelligence Ambiante et les technologies d'Assistance Cognitive (CRIAAC) de l'UQAC [17, 18] travaillent actuellement sur ce problème spécifique à l'intérieur des habitats intelligents.

1.2 RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS

Afin d'atteindre ses buts, le principal défi des habitats intelligents est de reconnaître les AVQ en cours [18]. Essentiellement, les AVQ constituent l'ensemble d'activités communes qu'une personne normale est censée être en mesure de réaliser pour être qualifié comme autonome [19]. Bien que la reconnaissance d'activités soit un bon défi à relever, il ne faut pas négliger que l'objectif final est d'apporter de l'assistance aux patients afin de les rendre autonomes. Pour ce faire, il ne faut pas seulement être en mesure de détecter que le patient réalise une activité bien précise, mais il faut aussi identifier les étapes (actions) de la réalisation de celle-ci.

Pour atteindre ce niveau de reconnaissance désiré, plusieurs contraintes discriminatoires de natures différentes (logique, probabiliste, temporelle, etc.) doivent être analysées afin d'établir une liste de restrictions pour chaque activité. Une notion essentielle dont il faut tenir compte est celle du temps. Par exemple, l'activité de la préparation d'un café qui est composée de plusieurs étapes (faire bouillir l'eau, ajouter le café dans la tasse, ajouter l'eau bouillante, etc.) devient difficilement acceptable si l'on ne respecte pas la contrainte séquentielle spécifiant qu'il faut faire bouillir l'eau avant de l'ajouter à la tasse.

D'autre part, les contraintes spatiales ont aussi un rôle essentiel dans le processus. Celles-ci peuvent être définies comme l'état spatial d'un ou plusieurs objets entre eux et par rapport à leur environnement en répondant à certaines conditions. En d'autres termes, ce type de contrainte correspond à une condition de nature spatiale qu'un ou plusieurs objets doivent remplir pour respecter les conditions de l'activité. Par exemple, si l'on reprend le

scénario précédent de la préparation du café et que l'on ignore l'aspect spatial, il devient impossible de détecter si un patient a bien mélangé son café avant de le boire. D'ailleurs, le raisonnement spatial correspond à la façon naturelle de la pensée de l'être humain qui doit être considéré dans l'analyse pour la reconnaissance des AVQ. Néanmoins, la majorité des approches dans le domaine ignorent généralement cet aspect, même s'ils reconnaissent son rôle important [20].

1.3 TRAVAUX ANTÉRIEURS LIÉS À LA RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS

Dans cette optique, plusieurs approches ont été présentées dans la littérature pour reconnaître les AVQ afin d'être capables de les comprendre et d'identifier les problèmes potentiels. D'abord, des chercheurs ont présenté des approches logiques qui s'appuient sur les travaux de Kautz & al. [21]. Brièvement, ce type d'approches s'appuie sur une modélisation de la librairie d'activités sous forme logique (ex. à l'aide d'axiomes définis en logique du premier ordre) et sur un raisonnement à base de règles d'inférence. Deuxièmement, des approches probabilistes [15, 22] ont également été employées afin de proposer des solutions améliorées à la problématique. L'idée générale de ce type d'approche consiste à représenter la librairie d'activités en exploitant des modèles stochastiques tels que les réseaux bayésiens [23] et les chaînes de Markov [24]. La reconnaissance d'activités est ainsi transposée en un problème de raisonnement probabiliste à travers un graphe. Troisièmement, les méthodes de forages de données [25-27] ont été introduites à la reconnaissance d'activités humaines au cours des dernières années. Ces approches basent

leur apprentissage sur les données recueillies. Selon leurs connaissances acquises, elles sont en mesure d'interpréter l'environnement et de déduire les activités en cours.

Afin d'être fonctionnelles, dans un contexte réel, les méthodes de reconnaissance d'activités appuient leurs raisonnements sur des informations. Comme mentionné précédemment, les données sont fournies par des capteurs et dans la majorité des implémentations, les chercheurs s'appuient uniquement sur un seul type de capteur. Principalement, les solutions présentées utilisent des caméras [28], car elles permettent d'obtenir des informations pertinentes et précises. Cependant, ce type de technologie intrusive vient avec son lot de désavantages et de défis. D'abord, il faut être en mesure d'extraire de l'information de qualité. Bien qu'il existe plusieurs techniques d'analyse vidéo pour reconnaître des objets et des mouvements, il devient rapidement complexe d'en ajouter ou de les modifier. Également, dans le contexte de l'habitat intelligent, il ne faut pas négliger que l'utilisation de caméras pour enregistrer les moindres gestes des patients est considérée comme éthiquement incorrecte, car cela vient brimer la vie privée des résidents.

Des solutions de remplacement telles que celles utilisant la technologie d'identification par radiofréquence (RFID) [29] et d'analyse de signatures électriques (ASE) [30] sont préférables. En fait, ces deux types de capteurs permettent également d'obtenir des informations de qualité et contrairement aux caméras, elles ne sont pas intrusives.

La technologie RFID peut être subdivisée en deux familles: active et passive. Toutes deux ont fait l'objet d'étude sur la localisation. À cet effet, les systèmes actifs sont

généralement plus précis que leurs homologues passifs puisque les étiquettes possèdent une source d'énergie interne. D'ailleurs, Hekimian-Williams & al. [31] ont mis en œuvre un système actif basé sur la différence de phases pour atteindre des précisions aux millimètres près dans des conditions parfaites. Cependant, parce qu'ils nécessitent des batteries, les étiquettes actives sont beaucoup plus imposantes et encombrantes que celles passives. Ceci les rend presque impossibles à utiliser pour la localisation d'objets de la vie quotidienne. Quant à elles, les étiquettes passives sont alimentées par l'énergie d'émission des antennes et ne sont pas seulement plus petites, mais aussi moins dispendieuses. Ce choix est donc idéal pour un large éventail d'applications. Les systèmes passifs appuient généralement leurs raisonnements sur l'indication d'intensité de signal reçu (RSSI) pour la localisation. Les travaux de Vorst & al. [32] sont d'ailleurs basés sur cette technologie. Leur modèle exploite un modèle probabiliste associé à un filtre à particules (ase) pour atteindre une précision de 20 à 26 cm. Par ailleurs, lors de nos travaux précédents [33], nous avons également développé un algorithme de positionnement basé sur cette technologie. Notre algorithme de trilatération elliptique a permis d'obtenir une précision moyenne de 11 cm sur la position des objets présents dans une cuisine. Ce modèle de positionnement a d'ailleurs été intégré à un système de reconnaissance qui permettait d'identifier certaines activités.

D'autre part, l'autre famille d'approche exploite l'analyse non-intrusive de charge des appareils (ANICA) qui se décrit comme un procédé de détection des fluctuations de tensions et d'électricité, ce qui influence directement la différence de la puissance électrique. Certaines équipes telles que celle de Belley & al. [30] ont mis en place un tel

système dans une véritable infrastructure de maison intelligente. Initialement, dans leur approche, chaque appareil a été analysé et une signature de charge a été attribuée à chacun d'eux. Par la suite, lorsqu'une signature est reconnue, l'algorithme est en mesure d'identifier quel appareil était allumé ou éteint. Ils ont expérimenté cette approche et ils ont obtenu des résultats impressionnants.

En conclusion, bien que certaines solutions semblent prometteuses, les approches présentées dans la littérature s'appuient habituellement sur un seul type de capteur pour baser leurs raisonnements. Cela apporte donc de grosses limitations aux approches lorsqu'il est nécessaire d'identifier dans les moindres détails les gestes d'un patient. En s'appuyant sur les informations d'un seul capteur, il devient pratiquement impossible de couvrir l'ensemble des AVQ.

1.4 CONTRIBUTION DU MÉMOIRE

Afin de remédier à cette problématique qui contraint les chercheurs à seulement couvrir certains scénarios, ce mémoire va présenter une nouvelle approche de reconnaissance d'activités et d'assistance. En fait, ce mémoire tentera de faire un pas en avant en apportant des réponses aux questions soulevées. La contribution du mémoire s'effectuera à trois niveaux : théorique, pratique et expérimentale.

Sur le plan théorique, nous proposons un nouveau système multi-agents qui s'appuiera sur des données hétérogènes. Précisément, le modèle probabiliste proposé utilisera les informations fournies par un système RFID et par un système d'analyse de

signatures électriques (ASE). D'ailleurs, cette combinaison d'informations est avantageuse, car elle repose sur des technologies qui sont très robustes et qui sont faciles à déployer. En s'appuyant sur les données reçues de l'agent RFID et celui d'ASE, le raisonnement de l'agent intelligent déduit l'activité la plus plausible à partir d'un processus probabiliste de reconnaissance bayésienne.

Deuxièmement, d'un point de vue pratique, nous avons mis en place ce nouveau modèle pour évaluer comment il se comporterait dans un contexte réel. Nous avons donc développé des logiciels indépendants pour chaque agent sur des ordinateurs communiquant avec le laboratoire d'intelligence ambiante pour la reconnaissance d'activités (LIARA) afin de valider l'efficacité du modèle et de le tester rigoureusement. Ces agents collaborent en s'échangeant de l'information afin de réaliser leurs tâches respectives.

Enfin, ce travail contribue expérimentalement à la présentation des expériences menées à l'intérieur de la cuisine d'un habitat intelligent réel. Pour ce faire, nous avons défini des scénarios d'AVQ en y intégrant à l'occasion des erreurs. Ces erreurs ont été volontairement commises afin de valider l'efficacité du système de reconnaissance dans un contexte imparfait et afin d'évaluer la performance du système d'assistance. D'ailleurs, les scénarios pourraient être réutilisés par d'autres équipes de chercheurs qui voudraient mener des expériences similaires à l'avenir.

Il convient de noter que ce projet de maîtrise a fait l'objet de plusieurs publications scientifiques. Précisément, les travaux ont mené à la publication de 3 articles de journaux [29, 34, 35] et de 4 articles de conférences internationales réputées [36-39]. Parmi ceux-ci,

deux publications ont présenté spécifiquement le système hybride qui combine les deux technologies. Le premier document traitait plus spécifiquement de la combinaison des systèmes et de la reconnaissance [37]. Il a été présenté à l'occasion du *Symposium Series on Computational Intelligence* (SSCI) et il a été publié par le réputé IEEE. Le second mettait davantage l'accent sur la détection des erreurs cognitives et sur l'assistance et présentait de nouveaux résultats [36]. Il a été présenté lors de la Conférence internationale sur la bio-informatique et la biomédecine (BIBM-2014) et publié aussi par l'IEEE. La reconnaissance démontrée par la communauté scientifique appuie la conclusion de ce mémoire et de l'importance des travaux réalisés par notre équipe.

1.5 MÉTHODOLOGIE DE LA RECHERCHE

Le projet de recherche présenté dans ce mémoire a été réalisé en suivant une méthodologie de recherche divisée en quatre étapes clés.

Premièrement, la phase initiale du projet vise à acquérir des connaissances de la zone ciblée de la recherche en procédant à une revue de la littérature sur le problème de la reconnaissance d'activités [17, 40] et de l'assistance [41] dans le contexte des habitats intelligents. Une étude des principaux travaux existants, en particulier ceux de Bouchard & al. [29] et Belley & al. [30], a également été réalisée afin d'être en mesure de comprendre les origines de la méthode proposée. Cette partie a permis d'avoir un aperçu du domaine de la reconnaissance d'activités, en particulier dans un contexte applicatif d'assistance technologique pour les personnes en perte d'autonomie. Il a aidé à identifier les problèmes et les besoins spécifiques au contexte des maisons intelligentes. D'ailleurs, cette étude a

permis d'envisager des solutions possibles qui ont conduit à la contribution proposée de ce mémoire.

La seconde phase consiste à élaborer un nouveau modèle de reconnaissance d'activités basé sur la combinaison de la technologie RFID et celle de ASE. Ce modèle hybride qui s'appuie sur un réseau bayésien permet entre autres de résoudre les problèmes expliqués dans les sections précédentes. À cet effet, il a été décidé de combiner ces technologies, car celles-ci offrent de nombreux avantages. Les informations fournies par celles-ci sont complémentaires ce qui permet de reconnaître une grande variété de scénarios. De plus, il est intéressant de noter que ces capteurs ne sont pas intrusifs, ce qui est essentiel dans le contexte des habitats intelligents. Ensuite, le modèle de reconnaissance et d'assistance a été conçu étape par étape en respectant les standards des systèmes multi-agents. D'ailleurs, il adhère au paradigme de l'informatique ubiquitaire [42-44], qui vise à créer des environnements augmentés d'un système subdivisé en plusieurs agents distribués qui communiquent entre eux afin d'offrir des services.

Lors de la troisième phase, nous avons fait la mise en œuvre des logiciels de ce modèle de reconnaissance afin de valider ses performances et d'établir une étude comparative avec les autres approches, en particulier celles qui utilisent un seul type de capteur. Pour ce faire, nous avons choisi de développer nos logiciels en langage de programmation orienté objet (Java et C#). Les logiciels ont ensuite été intégrés à l'infrastructure de la maison intelligente du LIARA.

La dernière phase de ce projet de recherche a permis de valider le nouveau modèle. Par la même occasion, cette phase avait pour but de vérifier l'utilité de la combinaison de diverses technologies lors du processus de reconnaissance des activités. La première étape de cette phase était de recueillir des informations importantes pour construire des scénarios d'activité. Comme nous voulions impliquer les deux technologies, nous avons élaboré des scénarios distincts sur lesquels nous avons effectué des expérimentations rigoureuses. Précisément, des sujets humains ont dû effectuer différentes tâches dans la cuisine de l'habitat intelligent correspondant aux scénarios préalablement établis. Par la suite, des erreurs ont été intégrées dans la réalisation des tâches afin de valider l'efficacité du système de détection des erreurs. Les résultats obtenus seront décrits en détail tout en soulignant les différences et les similitudes avec d'autres approches de reconnaissance.

1.6 ORGANISATION DU MÉMOIRE

Ce mémoire est organisé en cinq chapitres qui correspondent aux étapes de la méthodologie de recherche. Le premier chapitre a été conçu comme une introduction au mémoire, à notre contexte d'étude et aux questions soulevées dans cette recherche. Il a fourni un résumé des problèmes liés à la reconnaissance d'activités et de l'assistance.

Le deuxième chapitre présente en détail les approches existantes pour la reconnaissance d'activités dans les habitats intelligents. Dans un premier temps, ce chapitre présentera l'historique et les définitions du domaine. Ensuite, nous allons décrire les différentes familles d'approches existantes de reconnaissance. Pour chaque famille, nous passerons en revue les travaux importants, leurs avantages et leurs limites. Le chapitre se

termine par une évaluation des différentes approches afin de mieux situer notre contribution.

Le troisième chapitre expose les modèles théoriques des différents agents et il présente les fondements de ceux-ci. La première section décrit le système de positionnement basé sur la technologie RFID. La deuxième section présente l'agent qui effectue ASE. La troisième section décrit l'agent intelligent du nouveau modèle bayésien qui combine les deux technologies. La dernière partie du chapitre décrit plus en détail le processus d'identification des erreurs cognitives et de l'assistance.

Le quatrième chapitre traite des expérimentations menées pour valider le modèle proposé et présente une analyse comparative des résultats obtenus avec les principales approches dans le domaine. Ce chapitre est divisé en quatre parties. Deux premières sections présentent brièvement les performances du système RFID et celui d'ASE indépendamment. Ensuite, une partie effectue l'analyse et la comparaison du système de reconnaissance et une autre évalue les performances du système d'assistance.

Enfin, le cinquième et dernier chapitre conclut le mémoire en présentant un compte rendu détaillé du projet de recherche mettant en évidence la contribution de ce travail par rapport aux approches précédentes. Ce chapitre abordera également les limites de l'approche et des travaux futurs découlant de cette recherche. Le chapitre se termine par une évaluation plus personnelle de cette expérience d'initiation au monde de la recherche scientifique.

CHAPITRE 2

REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 INTRODUCTION

La reconnaissance d'activités est une instance d'un problème ancien et bien connu de la science informatique nommé le paradigme de reconnaissance de plans. Il a été un sujet très actif au cours des dernières décennies [12]. Pourtant, ce n'est que depuis peu avec l'arrivée de l'informatique ubiquitaire et les progrès dans le domaine de l'IA qu'il est devenu une pièce maîtresse de l'intelligence ambiante [18]. Dans ce contexte spécifique et applicatif, le raisonnement doit être basé sur des informations de haute qualité afin d'optimiser les bibliothèques, de minimiser les hypothèses de plans et d'identifier certains types d'erreurs. De ce point de vue, nous pouvons diviser la reconnaissance d'activités selon le type et la qualité de l'information qui est utilisée afin de raisonner. Ce chapitre propose de revoir les principes de la reconnaissance d'activités et de présenter un état de l'art des différentes familles d'algorithmes classés par leurs types de capteurs (caméras, capteurs binaires, RFID, électrique, etc.). La première partie du chapitre permettra de présenter le problème de la reconnaissance d'activité et son application particulière dans un contexte d'assistance. La deuxième partie décrit les différentes approches de reconnaissance d'activités et cette section se concentre sur les grandes familles de capteurs. La troisième partie présente les approches fondamentales de raisonnement intelligent pour la

reconnaissance d'activités (logiques, probabilistes et d'apprentissage). Finalement, le chapitre se termine par une comparaison entre les types d'approches présentés et par une justification des travaux que nous avons menés.

2.1.1 DÉFINITION DES ACTIVITÉS DE LA VIE QUOTIDIENNE

Nous avons souvent fait référence à la notion d'AVQ depuis le début, mais on peut légitimement se demander quel est la signification de ce concept. La notion d'AVQ a été décrite pour la première fois par le Dr Katz [19] comme l'ensemble des activités effectuées par un individu dans sa routine pour prendre soin de lui-même. Cela inclut des activités telles que la préparation des repas, l'habillement, la toilette personnelle, etc. Les professionnels de la santé évaluent souvent le niveau d'autonomie d'une personne selon sa capacité ou son incapacité à exercer certaines AVQ. Cette mesure est utile pour évaluer le degré de dégénérescence cognitive d'un patient et de discerner le type de soutien dont il aura besoin [45]. C'est pourquoi de nombreux tests cognitifs sont basés sur la performance des AVQ comme l'évaluation des tâches de cuisine [46] et le test d'actions naturelles (NAT) [47]. Pour résumer, les AVQ sont un ensemble d'activités qu'une personne normale est censée être en mesure de réaliser pour être qualifiée comme autonome. Aujourd'hui, les chercheurs distinguent deux types d'AVQ différents:

AVQ de base: Les activités de base de la vie quotidienne sont l'ensemble des activités qui sont fondamentales et obligatoires pour répondre aux besoins primaires d'une personne. Cela inclut la capacité de se déplacer, d'aller à la salle de bains, de s'alimenter,

etc. Ces activités sont composées de quelques étapes seulement et ne nécessitent pas une véritable planification.

AVQ instrumentale: Ce genre d'activité nécessite une planification et implique la manipulation d'objets. Ces activités sont nécessaires pour vivre de façon autonome et dans la société. Pour une personne, être capable de réaliser toutes les AVQ instrumentales signifie être relativement autonome. Cette catégorie comprend les activités telles que la préparation d'un repas, la gestion de son argent, le magasinage, l'utilisation d'un téléphone, etc. Les AVQ instrumentales sont plus complexes que celles de base. Elles sont composées d'un plus grand nombre d'étapes et elles nécessitent une meilleure planification.

Dans la littérature scientifique sur l'assistance technologique à l'intérieur de maisons intelligentes [48], les chercheurs utilisent généralement les AVQ sans les distinguer. Cependant, la plupart du temps les recherches se concentrent sur la reconnaissance et l'aide des AVQ instrumentales. La raison principale est que la personne qui ne peut pas accomplir avec succès AVQ de base aura des besoins en soins plus complets que l'aide apportée par une maison intelligente.

2.1.2 DÉFINITION DE LA RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS

L'intelligence humaine est étonnante pour de nombreuses raisons. Un bon exemple vient du fait que nous utilisons les informations perçues de l'observation d'une personne pour déduire le plan d'action et les objectifs prévus, et ce, à un rythme effréné. Cette formidable capacité nous permet d'anticiper les besoins des autres et, par conséquent,

favoriser la collaboration et l'assistance. De ce fait, l'IA a travaillé longtemps sur ce problème qui a été tout d'abord reconnu comme le problème de la reconnaissance de plans [12]. D'ailleurs, la première définition que nous pouvons trouver dans la littérature vient de Schmidt [13]. Dans ses travaux, il définit la reconnaissance de plans de cette façon : « Prendre en entrée une séquence d'actions exécutées par un acteur afin d'en déduire le but poursuivi par celui-ci et d'organiser la séquence d'actions suivante en termes de structure de plan ». Dans cette définition, nous pouvons déduire que, pour effectuer la reconnaissance de plan, nous supposons l'existence d'une séquence d'actions organisées dans le temps prévue par l'entité observée. Cette structure constitue le résultat que l'observateur tente de reconnaître.

Cette vision du problème de reconnaissance de plans est héritée des premiers systèmes experts qui ont été créés pour résoudre le problème de planification [49]. Le problème de la planification d'une activité est aussi un défi bien connu de la communauté scientifique [6]. La principale difficulté réside dans l'identification d'une séquence d'actions exécutée par un agent qui lui permettra d'atteindre un certain objectif à la fin de son exécution [50].

2.1.3 RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS ET HABITATS INTELLIGENTS

Depuis les définitions originales de ce problème d'IA, la définition de la reconnaissance d'activité a bien évolué. De nombreux auteurs remarquables ont essayé de l'adapter au contexte très spécifique de la reconnaissance d'activités à l'intérieur d'une maison intelligente [17, 51, 52]. La tendance a été d'affiner la notion de milieu ambiant afin

de le lier formellement au défi du problème de la reconnaissance d'activités. Par exemple, Goldman [53] a décrit le processus comme la déduction des plans d'un agent selon l'observation de ses actions. La principale différence avec les définitions précédentes est la différence entre l'action de l'entité observée et l'observation perçue par l'observateur. Cette distinction reflète le fait que les actions ne sont pas directement observables dans le contexte de maison intelligente. Patterson [51] a récemment proposé de mettre à jour la définition en précisant que les observations sont faites à partir de données provenant de capteurs de bas niveau. D'ailleurs, cette nouvelle définition adhère au paradigme de l'informatique ubiquitaire [42] et elle est beaucoup plus proche de la réalité du problème. Il encourage la création d'un environnement amélioré où les capteurs seront intégrés dans les objets pour ne pas être intrusifs. Cette définition présente le problème comme un ensemble d'observations faites par différents capteurs afin de prendre des décisions pour aider un résident ayant une déficience cognitive. Il présente le problème de la reconnaissance d'activités réalistement en considérant que nous n'avons pas accès aux actions de base exécutées par l'entité observée.

2.1.4 DÉFINITION DE L'ASSISTANCE

Comme nous l'avons précédemment mentionné, les maisons intelligentes sont construites selon les techniques d'IA [7] afin de pousser plus loin dans les prises de décisions et de planification [6]. Afin d'assister les patients, les habitats sont munis de dispositifs technologiques qui permettent de fournir des instructions advenant les besoins. Les instructions peuvent être perçues comme des conseils, des suggestions ou des rappels

afin d'aider le résident à accomplir une tâche. Il existe trois grandes catégories de guidances: auditives, visuelles et vidéo. Les guidances auditives peuvent être verbales (instructions, commentaires, questions), sonores (alertes ou rappels) ou musicales (avec ou sans paroles). Ils nécessitent l'utilisation d'équipements tels que les haut-parleurs, les appareils portables et les casques d'écoute. Les guidances visuelles peuvent être photographiques (couleurs, formes, images, photos), textuelles (mots-clés, phrases, descriptions textuelles) ou lumineuses (variations de l'intensité, changement de couleur, clignotement, direction) et nécessitent l'utilisation de projecteurs, d'écrans, d'ordinateurs, de consoles portables, d'ampoules ou de pointeurs lasers. Quant à elles, les guidances vidéo sont picturales (auditives et visuelles) ou de modélisation (une personne exerçant une action avec une guidance auditive) et ils nécessitent l'utilisation du même équipement que les guidances auditives et visuelles [3]. Dans ce mémoire, étant donné que l'objectif n'est pas de valider l'efficacité des différents types d'assistance, nous avons simplement incorporé des guidances auditives. Cependant, ils pourraient être utiles pour améliorer l'efficacité du système de varier les guidances afin de s'adapter aux profils cognitifs des résidents [41].

2.2 APPROCHES DE RECONNAISSANCE ET D'ASSISTANCE

Dans cette section, nous allons faire un sommaire des approches qui peuvent être comparées à notre modèle de reconnaissance et d'assistance. Ces modèles combinent les idées de réseaux de capteurs, d'informatique ubiquitaire, d'IA et d'interface homme-machine afin d'atteindre leurs objectifs en envoyant des messages et en donnant des rappels appropriés. Pour mettre en évidence les raisons pour lesquelles la plupart des systèmes

proposés ne sont pas adaptés à notre contexte de recherche, nous allons présenter les différentes limites de chaque infrastructure. Dans la littérature, il existe divers types d'approches : les approches fondées sur les caméras, les approches qui utilisent les capteurs binaires, les méthodes qui basent le raisonnement sur le RFID et les approches d'analyse de charge électrique. Dans cette section, nous allons décrire brièvement chaque type de technologie et pour chacun, nous évaluerons les avantages et les inconvénients.

2.2.1 APPROCHES BASÉES SUR LES CAMÉRAS

L'un des systèmes bien connus qui extrait des informations à partir des données visuelles d'une caméra est le système COACH (Cognitive Orthosis for Assisting with aCtivities in the Home) qui a été développé par Mihailidis et al. [54]. En fait, ce système d'assistance utilise les informations fournies par une caméra pour assister des personnes atteintes de troubles cognitifs dans la réalisation d'une AVQ. Par ailleurs, d'autres équipes de recherche ont développé des systèmes d'assistance basés sur la vision comme celle de Hamid & al. [55]. Dans leurs travaux, le système qu'ils présentent vise à analyser les informations de plusieurs caméras afin de détecter la posture de l'occupant pour anticiper les problèmes, aider les personnes vulnérables et réduire les accidents à la maison.

2.2.1.1 SYSTÈME COACH

Le système COACH est un prototype en cours d'élaboration pour aider les fournisseurs de soins en rendant moins dépendantes les personnes atteintes de démence. C'est l'un des premiers dispositifs d'IA pour le soutien à être testé cliniquement. D'ailleurs,

le système COACH a été déployé pour une longue période d'essais cliniques par un programme du Toronto Memory. Précisément, ce programme s'intéresse aux développements d'approches pluridisciplinaires médicales spécialisées dans le diagnostic et le traitement de la maladie d'Alzheimer et des maladies apparentées.

Tel que mentionné, l'objectif du système COACH est d'effectuer de l'assistance lors de l'exécution d'une tâche spécifique de la vie quotidienne. En fait, le système traite le scénario du nettoyage des mains en offrant une assistance (avertissement vocal ou orientation) de la manière la plus appropriée lorsque la situation l'exige. Pour ce faire, le système COACH utilise des algorithmes d'IA et une seule caméra pour surveiller les progrès, déterminer le contexte et fournir des instructions préenregistrées advenant la nécessité. Par exemple, si la personne oublie de couper l'eau, le dispositif d'assistance lui indique de le faire. Ce dispositif utilise un écran ou des haut-parleurs comme effecteurs. Également, il a la capacité d'ajuster ses paramètres et ses stratégies pour répondre aux besoins changeants et aux préférences de chaque utilisateur.



Figure 2.1 : Exemple de configuration du système. (a) Exemple de l'écran, des haut-parleurs et de la caméra vidéo (encerclée). (b) Exemple de message basé sur la vidéo montrant comment tourner le robinet (en haut à droite) [41]

Le seul matériel obligatoire visible pour l'utilisateur est une caméra vidéo montée au-dessus de comptoir (Figure 2.1). Il est aussi possible d'inclure un moniteur vidéo pour offrir des repères audiovisuels. Techniquement, comme le montre la figure 2.2, le système COACH peut être considéré comme trois systèmes indépendants qui travaillent ensemble: le système de suivi, le système de planification et le système de guidage.

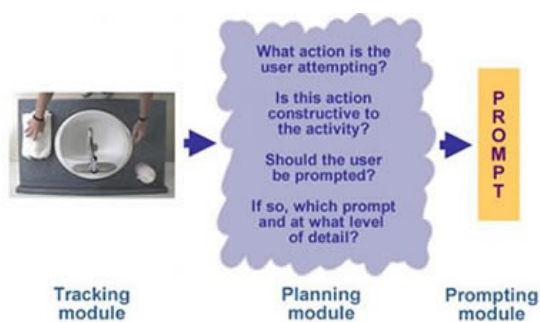


Figure 2.2 : Aperçu des trois systèmes de COACH [41]

Ces trois systèmes, ainsi que plusieurs autres modules logiciels, interagissent avec les utilisateurs qui sont généralement un aidant naturel et une personne âgée atteinte de démence (Figure 2.3).

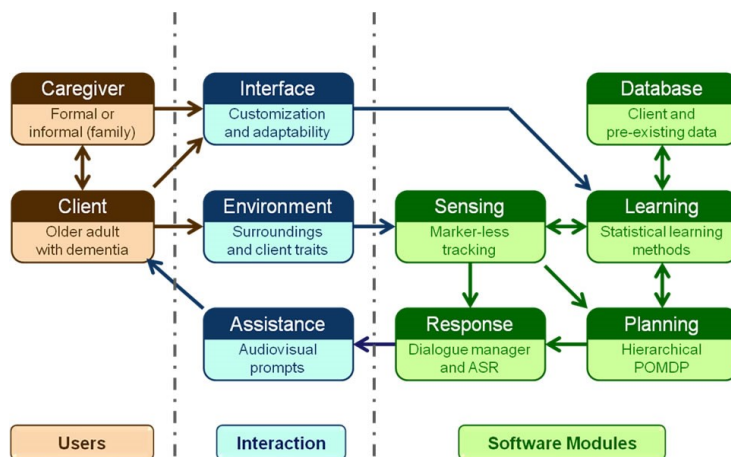


Figure 2.3 : Présentation conceptuelle du système COACH [41]

Le système de suivi utilise une caméra vidéo pour identifier la position des mains de l'utilisateur, ainsi que les interactions avec les objets de la tâche (le savon, la serviette, le robinet, l'eau et l'évier). La dernière version de COACH utilise la segmentation des couleurs pour suivre les positions des mains et des objets comme le montre la figure 2.4. En fait, l'algorithme de traitement de l'image permet d'identifier les informations de haut niveau essentielles pour l'assistance. Il extrait la position des mains, des serviettes, du savon et l'état du robinet (ouvert ou fermé). La position est déduite sommairement dans les grandes zones prédéfinies.

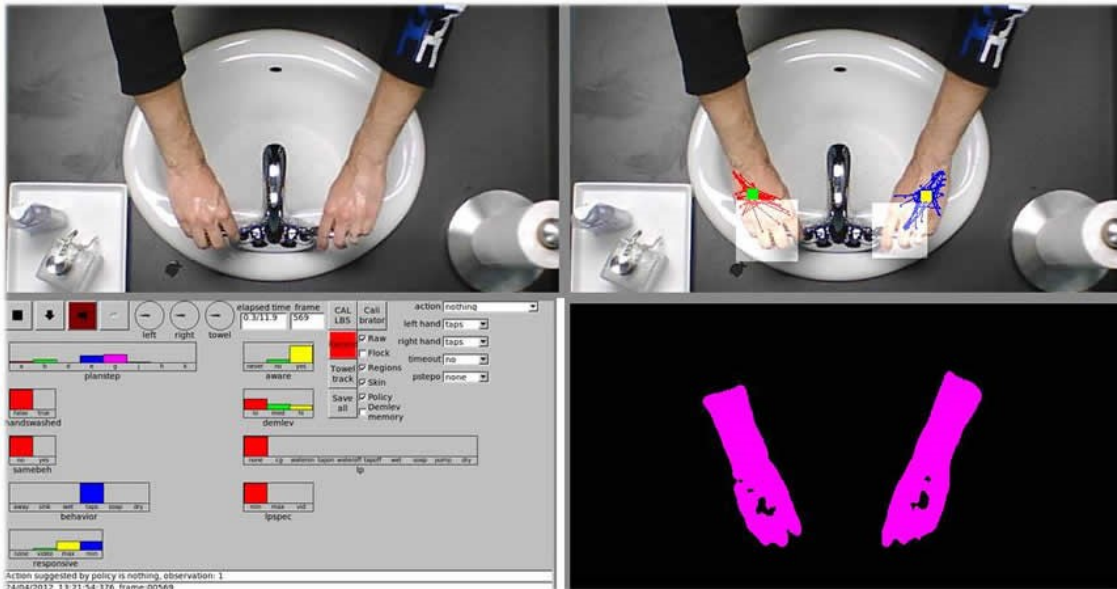


Figure 2.4 : Une image vidéo capturée avec l'image brute (en haut à gauche), le suivi des mains et de la région (en haut à droite), le logiciel de traitement (en bas à gauche) et l'image de la peau (en bas à droite) [16]

Il y a plusieurs voies acceptables pour accomplir la tâche de se laver les mains comme le démontre la figure 2.5. Le système de planification est chargé de déterminer quelle étape est complétée et quelle est l'assistance nécessaire advenant le cas. Le moteur

d'inférence COACH s'appuie sur un processus de Markov partiellement observable de décision (POMDP) [24], qui modélise chaque étape de l'activité en cours. L'algorithme de Viterbi [56] est utilisé pour calculer la phase de l'AVQ en cours. En fait, le système de planification calcule l'état le plus probable pour déterminer les mesures d'assistance qui devraient être prises. Les actions disponibles, pour le système COACH, sont de ne rien faire en continuant d'observer, de sélectionner une guidance appropriée ou d'appeler le soignant.

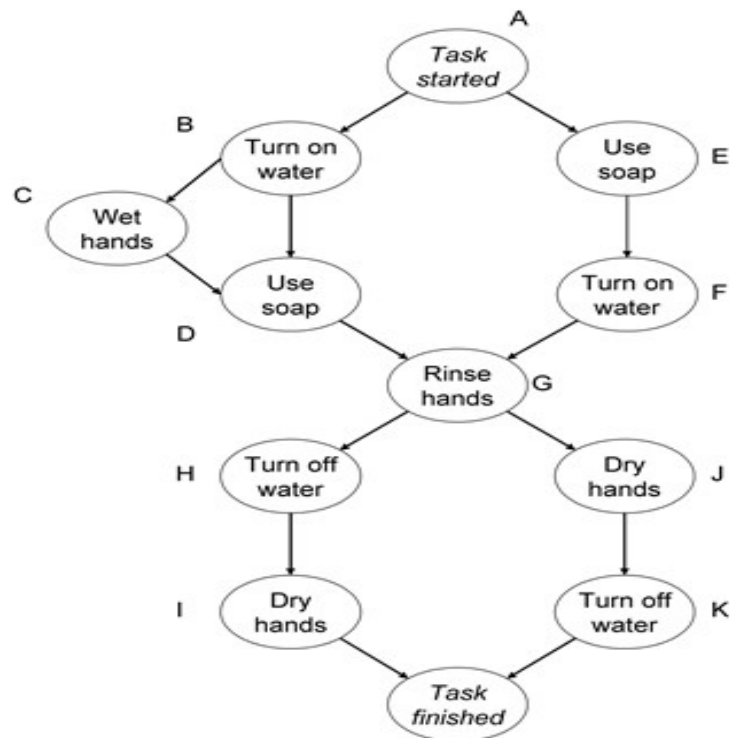


Figure 2.5 : Schéma des étapes du lavage des mains [41]

Le rôle du système de guidage est d'amorcer l'action sélectionnée. Pour ce faire, les guidances varient en fonction des capacités de l'utilisateur. En fait, avec le système

COACH, l'effecteur sélectionné et la quantité de détails qui est fournie dans la guidance sont adaptés aux différents patients. Par exemple, si l'utilisateur est invité à ouvrir le robinet et que l'utilisateur n'a pas besoin de détails, la guidance adaptée serait d'utiliser une trame audio simple. Tandis que si plus de détails sont nécessaires, une vidéo montrant l'étape ainsi que l'audio plus détaillée serait plus appropriée. Si nécessaire, l'appareil peut répéter la guidance ou augmenter le niveau de spécificité afin de promouvoir la bonne réponse de l'utilisateur. Advenant le cas où l'utilisateur ne répond pas à aucune guidance, l'appareil appelle alors un soignant pour lui fournir une assistance immédiate.

2.2.1.2 CONTRAINTES ET LIMITATIONS

Ce type d'approche présente plusieurs limites. La principale limitation de cette famille d'approche est l'intrusion dans l'intimité de la personne causée par la présence des caméras dans la maison. De même, le signal vidéo peut contenir beaucoup d'information, mais celle-ci peut être difficile à extraire (encore plus en temps réel) et les caméras sont très sensibles aux variations de luminosité et aux variations de couleur des objets. En effet, les changements de couleur et la forme des objets interfèrent avec la reconnaissance par traitement d'image. Le niveau de la luminosité dans la salle a également une grande influence sur les performances. Pour maximiser l'efficacité d'un tel système, les concepteurs ont besoin de fixer la luminosité et de sélectionner des objets facilement différenciables (couleurs et tailles) pour parvenir à une meilleure reconnaissance. Bien que cette approche pourrait quand même être utilisée dans les habitats intelligents, il ne faut pas oublier que les caméras sont majoritairement dispendieuses et fragiles.

2.2.2 APPROCHES BASÉES SUR LES CAPTEURS BINAIRES

Le deuxième type de technologies de reconnaissance bien connu s'appuie sur des capteurs binaires répartis (détecteurs de mouvement, contacts électromagnétiques, etc.). D'ailleurs, l'équipe de Cook & al. [57] a obtenu des résultats intéressants avec ce type de capteur. En fait, leur système de collecte de données est constitué d'un réseau de capteurs de mouvement qui collectent des informations en utilisant des dispositifs X10 et d'un réseau de capteurs internes. Précisément, leur laboratoire se compose d'une grande zone de présentation, d'une cuisine, d'un bureau d'études et d'un salon. Comme le présente partiellement la figure 2.6, il y a plus de 100 capteurs déployés permettant de recueillir des données sur les mouvements, la lumière, la température, l'humidité et les interrupteurs.

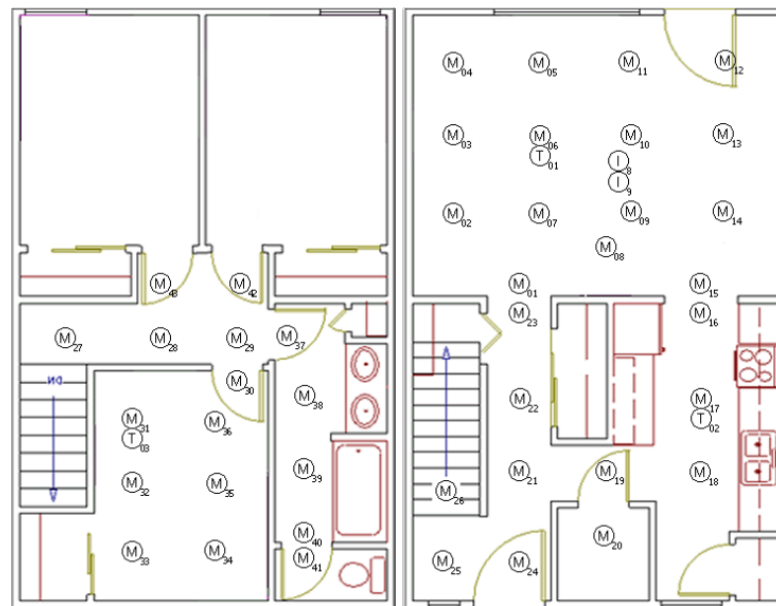


Figure 2.6 : L'appartement intelligent du WSU avec les capteurs de mouvement (M), de température (T), d'eau (W), du four... [57]

Leur algorithme de reconnaissance utilise l'extraction de données [58] et il est basé sur le paradigme de l'apprentissage machine. Ils traitent les données brutes afin de découvrir des motifs séquentiels fréquents. Il s'intéresse particulièrement à la découverte de relations temporelles. Leur modèle d'apprentissage s'appuie précisément sur le temps pour faire de la reconnaissance d'activités. Il nécessite une analyse de grands volumes de données pour détecter automatiquement des modèles intéressants ou des relations qui permettent de mieux comprendre. Ils ont d'ailleurs fait des essais cliniques pour recueillir des données et mettre leur algorithme à l'essai. Pour ce faire, des sujets humains ont effectué des activités présélectionnées que l'on retrouve dans les questionnaires cliniques habituels [59]. Comme le montre la figure 2.7, durant l'exécution de l'activité, chaque lecture des capteurs est notée avec la date et l'heure de l'événement, l'identification du capteur qui a généré l'événement et la valeur du capteur.



Figure 2.7 : Une résidente qui exerce une activité de "lavage des mains" (gauche). Cette activité déclenche les capteurs de mouvement ainsi que les capteurs de débit d'eau (à droite) [57]

Un autre système mis en place avec des capteurs binaires est l'assistant au mode de vie indépendant (ILA) [14]. Ce système intègre un modèle unifié de détection d'activités,

d'évaluation de la situation, de la planification des interventions, de la production d'une réponse instantanée et de l'exploration de données pour configurer automatiquement les paramètres. Concrètement, ce système de suivi des tâches a été basé sur un modèle probabiliste de détection des tâches (PHATT) [60]. Ce système se concentre sur le suivi de la prise de médicaments et sur la mobilité des aînés. Cependant, les composants et les capteurs impliqués ne sont pas en mesure de détecter les erreurs de bas niveau et il nécessite de nombreuses heures d'essais, de débogage et de maintenance.

D'autre part, Helal & al. [61] ont utilisé un service de reconnaissance pour permettre aux aidants naturels de surveiller et d'intervenir auprès des personnes âgées. Leur système utilise un grand nombre de capteurs intégrés et de transformateurs sur un réseau dans l'appartement. Plus précisément, dans leurs travaux, ils ont utilisé des règles de logique floue pour être en mesure de reconnaître les activités des résidents.

Le système Autominder [62] est une approche qui s'appuie également sur des capteurs binaires pour effectuer de la reconnaissance. Ce système offre de l'aide cognitive en utilisant un aidant sous la forme d'un robot mobile. Il utilise des techniques d'intelligence ambiante pour déduire les activités qui sont effectuées par une personne et pour modéliser son horaire. Ensuite, il raisonne sur les routines quotidiennes en se basant sur un réseau bayésien d'analyse quantitative temporelle [63] afin d'évaluer quand donner les rappels compte tenu des contraintes temporelles définies. Cette approche est fortement limitée par le fait qu'il n'analyse pas les erreurs commises. En effet, les erreurs sont des informations qui sont cruciales pour offrir une assistance appropriée.

2.2.2.1 CONTRAINTES ET LIMITATIONS

Ces types d'approches ont été utilisés depuis de nombreuses années et ils ont prouvé leur robustesse. Cependant, les capteurs binaires ne fournissent pas suffisamment d'information pour surveiller les situations complexes dans le but de détecter les erreurs cognitives. Ainsi, au cours d'une AVQ comme la préparation d'un repas, en utilisant seulement des capteurs binaires, il n'est pas possible de détecter une erreur de réalisation parce que ces capteurs ne donnent pas suffisamment d'informations sur la progression de l'activité. Par exemple, ils permettent d'obtenir l'information sur la présence ou l'absence d'une personne dans la cuisine qui est obtenue par le détecteur de mouvement ou encore l'information de l'ouverture et la fermeture des armoires avec des capteurs de contact électromagnétiques, mais c'est loin d'être suffisant pour détecter les moindres erreurs. De plus, il est important de noter que le déploiement de cette technologie est très complexe dans un habitat déjà existant, car elle nécessite l'utilisation d'un grand nombre de capteurs.

2.2.3 APPROCHES BASÉES SUR LE RFID

Le troisième type de systèmes de guidage exploite la technologie RFID. La technologie RFID a gagné en popularité dans la communauté scientifique au cours des dernières années. En bref, ces systèmes utilisent des antennes et des étiquettes. Les antennes émettent des signaux, les étiquettes perçoivent ces signaux, les étiquettes retransmettent le signal contenant leur numéro d'identification, et enfin, les antennes écoutent leurs réponses. D'ailleurs, le système développé par Patterson & al. [51] utilise ce type de technologie. Dans leurs travaux, ils ont apposés des étiquettes RFID sur les articles

et grâce à un capteur RFID portable, ils sont en mesure de reconnaître les objets qui sont manipulés par le résident.

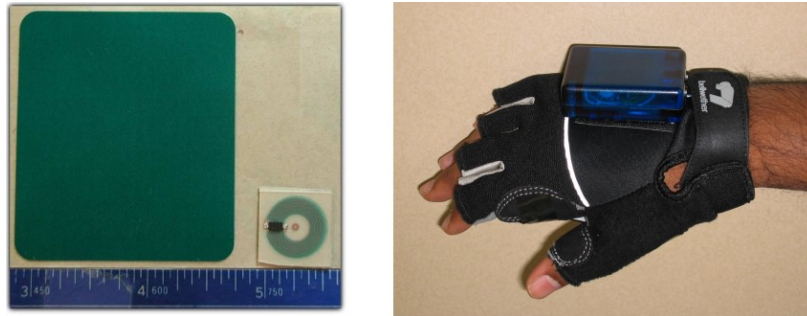


Figure 2.8 : Le type d'étiquette et les gants RFID utilisés dans [51]

Concrètement, pour effectuer la reconnaissance de l'activité, ils ont utilisé un modèle probabiliste de Markov caché (HMM) et un réseau bayésien dynamique (DBN) comme le présente la figure 2.9. Toutefois, avant de devenir efficace, le système doit être entraîné pendant une très longue période de temps.

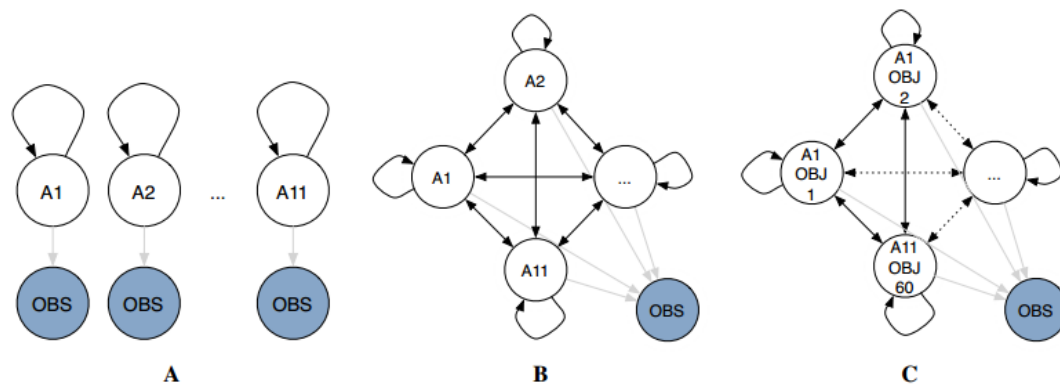


Figure 2.9 : Les diagrammes d'états pour les différents modèles. « A » est constitué de 11 états indépendants. La probabilité de chaque HMM a été calculée sur le chevauchement des données. « B » est une simple HMM avec 11 états. « C » est un état unique de 660 états (60 étiquettes x 11 activités) [51]

D'autre part, Chu & al. [6] ont présenté un autre système d'assistance en utilisant des capteurs RFID portables afin de soutenir les personnes atteintes de déficience cognitive. Dans leurs travaux, un processus de décision de Markov partiellement observé (POMDP) est utilisé pour interpréter les interactions des utilisateurs. Malheureusement, bien que les résultats obtenus sont intéressants, les deux systèmes précédents nécessitent de porter des lecteurs RFID sur des gants ou des bracelets ce qui provoque un degré significatif d'intrusion. De plus, dans un contexte réel, il serait impossible de considérer qu'une personne ayant une déficience cognitive n'oublierait pas de porter l'équipement RFID [64].

Avec un usage semblable, ce type de technologie n'est pas intéressant pour les maisons intelligentes à première vue si elle nécessite l'utilisation de bracelets ou de capteurs portables. Cependant, d'autres équipes de recherche ont développé des algorithmes de positionnement basés sur cette technologie. Une grande partie d'entre eux provient directement ou indirectement du système bien connu nommé Landmark [65]. Ce système introduit le concept d'étiquettes de références placées à des emplacements stratégiques. D'ailleurs, Vorst & al. [32] ont développé un système qui s'appuie sur ce concept. Leur modèle utilise des étiquettes RFID passives et un lecteur permet de localiser les objets mobiles dans un environnement. Précisément, ce modèle exploite un PF qui estime la position des objets en se basant sur la position des étiquettes de référence. Une étape d'apprentissage est donc préalablement nécessaire afin de définir le modèle probabiliste.

Un autre modèle, celui de Joho & al. [66], utilise également des étiquettes de référence en combinaison avec d'autres paramètres. En particulier, ils sont basés à la fois

sur la force du signal reçu (RSSI) et l'orientation des antennes. Cette combinaison leur a d'ailleurs permis d'abaisser les standards et d'obtenir des taux de précision impressionnants comme le montre la figure 2.10.

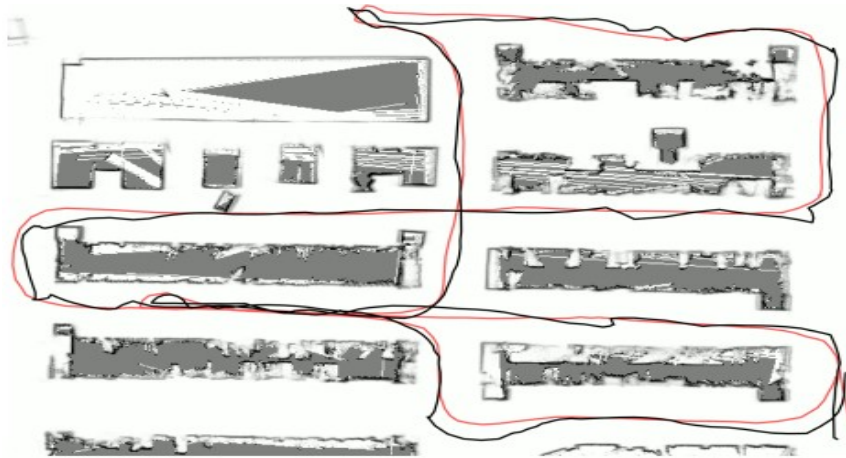


Figure 2.10 : Comparaison de la trajectoire estimée (noir) et la trajectoire réelle (rouge / gris) sur une expérimentation dans un supermarché [66]

Parmi ces approches, certaines offrent de très bons résultats qui seraient plus que suffisants pour les utiliser comme source d'information dans des services d'assistance d'habitats intelligents. Cependant, elles reposent sur des étiquettes de références à grande échelle. Il est donc nécessaire d'utiliser de nombreuses étiquettes afin de simplement obtenir des données de comparaison. Ce type d'approche n'est donc pas approprié, ni toujours possible dans notre contexte.

Pour résoudre ce problème et proposer des solutions plus adaptées, certaines équipes de chercheurs ont examiné la situation et ils ont développé de nouvelles approches qui permettent de localiser précisément les objets en se basant seulement sur la puissance des signaux reçus. D'ailleurs, dans nos travaux précédents [29], nous avons développé une

solution qui exploite ce type d'approche. Notre algorithme utilise la trilatération elliptique pour obtenir de très bons résultats en termes de positionnement. De plus, nos travaux ne se sont pas arrêtés seulement aux techniques de positionnement. Nous avons également présenté un modèle d'assistance étape par étape qui utilise la position des objets et leurs relations spatiales pour reconnaître l'activité en cours [39].

2.2.3.1 CONTRAINTES ET LIMITATIONS

Bien que cette technologie soit de plus en plus utilisée dans les environnements intelligents en raison de son faible coût, de sa robustesse et de la qualité des informations qu'elle fournit, elle comporte certaines limitations. Entre autres, elle est limitée, dans certains scénarios où des étapes sont indétectables, en raison d'un manque d'information que ce type de technologie n'est pas en mesure de fournir. Étant donné que nous n'avons pas d'aperçus visuels ou d'autres informations, il est donc impossible avec seulement cette technologie de détecter certaines actions d'un patient. Par exemple, si un patient ouvre le four ou s'il ferme le téléviseur, avec le RFID seulement, il serait impossible d'obtenir ces informations qui sont essentielles. Plus précisément, si un patient met une casserole sur le four pour faire cuire des pâtes, la technologie RFID nous permet de connaître la position des objets, mais nous ne sommes pas en mesure de savoir si les pâtes sont bien cuites.

2.2.4 APPROCHES BASÉES SUR L'ANALYSE ÉLECTRIQUE

Le dernier type de systèmes de guidage exploite l'analyse non-intrusive de charge des appareils (ANICA). Ces approches se décrivent comme un procédé de détection des

fluctuations des tensions et de l'électricité qui influence directement la puissance électrique. Les compteurs électriques munis de la technologie ANICA sont largement utilisés par les services publics afin d'examiner les usages spécifiques de la consommation d'électricité dans les maisons [67, 68]. En général, le matériel et les compteurs utilisés pour surveiller le comportement des dispositifs sont transparents pour les utilisateurs finaux. En effet, les mesures sont souvent prises à l'entrée de l'installation (par exemple, l'entrée principale des services électriques). Avec les systèmes ANICA, il y a moins de composants à installer, à entretenir et à enlever. En outre, dans [69], il est remarqué que les procédures de ANICA sont divisées en deux, c'est-à-dire, celles qui analysent l'état stationnaire et celles qui se concentrent sur la détection des transitions.

Bien que les systèmes ANICA soient utilisés dans de nombreux domaines, ce type d'approche n'est pas très répandu dans le domaine des maisons intelligentes. Seules certaines équipes ont travaillé sur l'analyse des variations des signaux électriques afin de reconnaître les signatures des appareils électriques. Parmi ceux-ci, Belley & al. [30] ont mis en place un tel système dans une véritable infrastructure de maison intelligente. Initialement, dans leur approche, chaque appareil a été analysé et une signature de charge spécifique a été attribuée à chacun d'eux. Par la suite, lorsqu'une signature est reconnue, leur algorithme permet d'identifier quel appareil s'est allumé ou éteint. D'ailleurs, ils ont mené des expérimentations rigoureuses sur leur système et ils ont obtenu des résultats impressionnants. En plus d'être en mesure d'identifier les appareils utilisés, leurs œuvres ont intégré une couche supplémentaire de reconnaissance pour les scénarios d'activités simples

et prédéfinies. L'algorithme peut donc reconnaître les différentes étapes d'une activité et il peut détecter certaines erreurs.

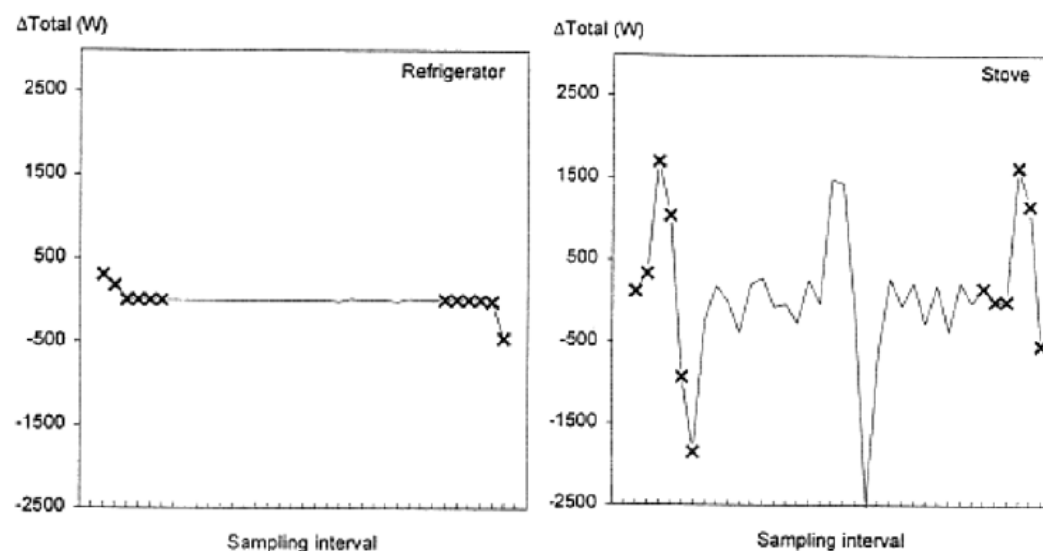


Figure 2.11 : Un exemple d'analyse de signature de charge [70]

D'autre part, Camier & al. [71] ont mis au point d'autres algorithmes de reconnaissance d'une manière semblable. Dans leurs travaux, ils présentent une approche fondée sur les informations obtenues en temps réel. La méthode de reconnaissance d'activités proposée est basée sur plusieurs flux de données en continu. Parmi les informations utilisées, ils analysent entre autres les variations des signaux électriques. Toutefois, l'approche ne se consacre pas seulement à l'analyse électrique et elle va au-delà des méthodes centrées sur les données traditionnelles. En fait, ils analysent les caractéristiques des maisons intelligentes, des AVQ et du contexte. Ils présentent une architecture de système générique fondée sur la connaissance et ils décrivent le processus de reconnaissance basée sur l'ontologie sous-jacente.

2.2.4.1 CONTRAINTES ET LIMITATIONS

Bien que les travaux présentés ne soient que préliminaires, les approches demeurent robustes et parfaitement adaptées pour les maisons intelligentes. Les capteurs utilisés ne sont pas encombrants et ceux-ci permettent d'obtenir des informations très pertinentes pour la reconnaissance d'activités. Cependant, ce type d'approche est limité par la quantité insuffisante d'informations qui sont fournies. En fait, il est impensable d'utiliser seulement ces informations pour baser complètement le raisonnement. Il est donc nécessaire d'utiliser d'autres capteurs conjointement à l'analyse électrique pour faire une reconnaissance plus adéquate, car seulement l'analyse de l'état des appareils électriques est loin d'être suffisante.

2.3 APPROCHES FORMELLES DE RECONNAISSANCE

La problématique de la reconnaissance d'activités humaines pour les habitats intelligents est abordée par de nombreux chercheurs [21, 22, 27, 72], car les bénéfices de tels systèmes sont nombreux. Ils le sont autant au niveau économique, humain qu'au niveau professionnel. Quoique beaucoup d'approches soient déjà existantes, il reste encore de nombreux défis à relever. Les conditions dans le domaine sont variées et les contextes sont différents. Il n'existe donc pas encore de solution idéale qui permettra de résoudre l'ensemble de la problématique. Dans la littérature, on distingue trois grands types d'approches formelles : les approches logiques, les approches probabilistes et les modèles d'apprentissage.

2.3.1 APPROCHES LOGIQUES

Les approches logiques sont sans aucun doute le type d'approche le plus simple à comprendre parmi les méthodes de reconnaissance d'activités, car le fonctionnement de ces approches s'apparente à la logique humaine. Il est donc naturellement facile à comprendre pour les êtres humains. La théorie formelle de la reconnaissance est présentée dans les travaux de Kautz & al. [21]. Principalement, ce type d'approches s'appuie sur une modélisation de la librairie d'activités sous forme logique (ex. à l'aide d'axiomes définis en logique du premier ordre) et sur un raisonnement à base de règles d'inférence. Comme le montre la figure 2.12, les activités peuvent donc être représentées par des librairies de plans. Les flèches grises indiquent les relations de prélèvement tandis que les minces flèches noires indiquent la décomposition d'un événement.

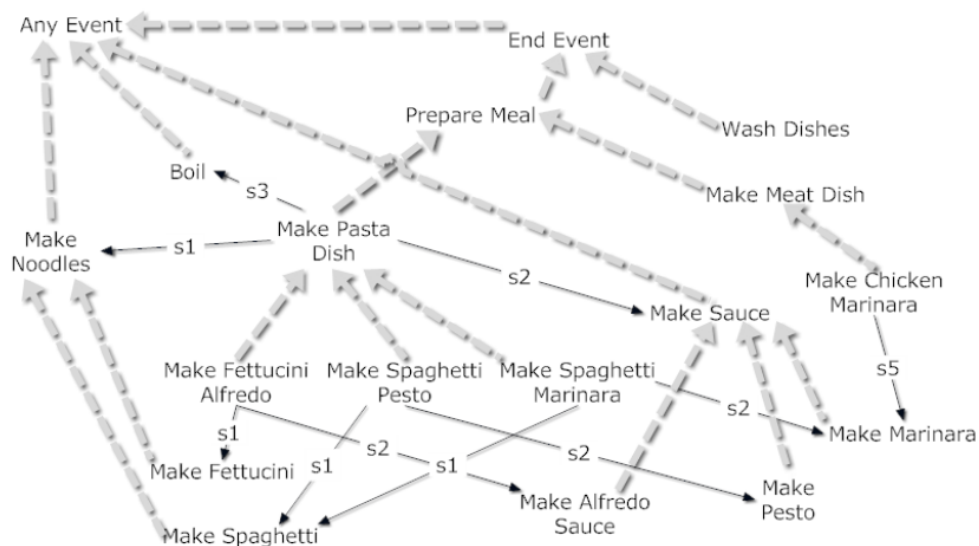


Figure 2.12 : Librairie de plans des activités de cuisine [73]

En fait, les approches logiques modélisent les problèmes concrètement et elles utilisent des règles afin de raisonner et de détecter les activités en cours. Formellement, le processus d'inférence se base sur un ensemble de règles et il assume qu'à chaque activité ou geste devrait être associé un moyen permettant de la reconnaître. D'ailleurs, les concepts formels viennent limiter les possibilités de ce type d'approche. Théoriquement, il serait nécessaire de connaître l'ensemble des activités possibles et de les modéliser intégralement. D'ailleurs, Kautz mentionne par hypothèse que toutes les activités possibles sont connues et que des actions de base peuvent être observées directement.

Récemment, Chen L. & al. [72] ont proposé un nouveau système qui exploite une modélisation explicite des contextes et de l'environnement. Leur approche est très complète et elle répond en partie à la reconnaissance en temps réel. Dans la littérature, d'autres approches purement logiques [74, 75] ont modélisé certaines activités et ils ont effectué de l'inférence sur celles-ci. Ce type d'approche a d'ailleurs permis d'obtenir des taux de reconnaissance surprenants et il permet également de reconnaître les erreurs effectuées lors d'une tâche.

2.3.2 APPROCHES PROBABILISTES

L'idée générale de ce type d'approche consiste à représenter la librairie d'activités en exploitant un modèle stochastique, telle que les réseaux bayésiens [23] et les chaînes de Markov [24]. La reconnaissance d'activités est ainsi transposée en un problème de modèle de raisonnement probabiliste à travers un graphe. Avec ce type d'approches, nombreux sont les chercheurs qui ont obtenu de bons résultats. Dans leurs travaux, Wilson & al. [22]

utilisent un réseau bayésien appuyé sur plusieurs capteurs afin de faire de la reconnaissance. Leur approche probabiliste a fait ses preuves et elle est depuis l'une des références dans le domaine des habitats intelligents. D'ailleurs, ils ne sont pas les seuls à avoir adapté les approches probabilistes aux habitats intelligents. Plusieurs équipes ont exploré l'utilisation des théorèmes probabilistes (chaînes de Markov et réseaux bayésiens dynamiques [51, 76, 77]) pour traiter le problème de la reconnaissance d'activités humaines. Selon la littérature, ces algorithmes permettent d'obtenir des taux de reconnaissance respectables. Sans oublier qu'ils sont généralement combinés avec des techniques d'apprentissage afin d'en améliorer le potentiel. Également, ces approches sont plus simples à mettre en œuvre que celles fondées sur la logique formelle.

Toutefois, elles comptent aussi de nombreux inconvénients. Premièrement, la phase de construction de grandes bibliothèques d'activités est très fastidieuse. Cependant, avec l'appui des méthodes d'apprentissage, cette étape est maintenant plus facile, mais elle demeure quand même complexe et longue à effectuer. Deuxièmement, ces méthodes sont plus difficiles à adapter aux systèmes d'assistance comparativement aux méthodes logiques. Troisièmement, ils sont assez imprévisibles et il est parfois difficile de comprendre le raisonnement exact de l'algorithme. Enfin, il y a encore d'autres petites lacunes avec ce type d'algorithme telles que l'affectation des différentes probabilités initiales. Quatrièmement, les approches existantes de reconnaissance d'activités probabilistes ne discernent que très peu d'activités différentes, car elles sont majoritairement utilisées pour la reconnaître les étapes des activités, c'est-à-dire qu'elles détectent en détail chacune des étapes et qu'elles permettent d'apporter de l'assistance de façon adéquate aux résidents.

2.3.3 FORAGE DE DONNÉES ET MODÈLES D'APPRENTISSAGE

Le problème majeur des méthodes probabilistes et logiques est qu'il est nécessaire de construire des bibliothèques d'activités et de connaître l'ensemble des activités possibles avant même de commencer le processus de reconnaissance. Pour faire face à ce problème, d'autres chercheurs ont travaillé à l'élaboration de méthodes d'apprentissage. Au cours des dernières années, des approches supervisées ont été développées comme celle de Kasteren & al. [78]. Dans leurs travaux, ils exploitent un modèle de Markov avec des méthodes d'apprentissage qui leur permet d'atteindre des taux de reconnaissance de 79,4 à 95,6%. D'autres solutions prometteuses comme celle de Jakkula & al. [27] et de Moutacalli & al. [26] commencent de plus en plus à être exploitées sérieusement par de nombreux scientifiques. Ces approches appliquent des techniques d'exploration de données pour apprendre les comportements, les habitudes et les routines.

2.4 CONCLUSION

Pour conclure, il y a beaucoup de problèmes avec les approches présentées dans l'état de l'art. D'abord, la plupart des approches existantes reconnaissent simplement les activités de haut niveau (cuisine, la toilette, etc.) et ne peuvent pas détecter chacune des étapes nécessaires à leurs réalisations. Deuxièmement, la majorité de ces approches ne précisent pas l'efficacité de la reconnaissance en temps réel et de la détection d'erreurs. Troisièmement, de nombreuses propositions sont intrusives, coûteuses et leurs installations sont difficiles à déployer dans des bâtiments existants. Enfin, on peut noter que la plupart des systèmes existants sont basés sur les informations recueillies par des réseaux complexes

de capteurs distribués [5, 14, 51, 62, 79, 80] ou par des caméras [54]. Sans compter que certains d'entre eux nécessitent une longue période de formation pour être efficaces [14, 51, 80]. Par contre, d'autres systèmes tels que ceux basés sur la technologie RFID et celles basées sur les signatures de charges électriques sont plus adaptés aux environnements intelligents. Néanmoins, ils ont un manque d'information quand ils sont utilisés seuls. C'est pourquoi nous proposons, dans ce mémoire, une nouvelle approche qui combine l'analyse des charges électriques et la technologie RFID pour former un système hybride polyvalent.

CHAPITRE 3

MODÈLE DE RECONNAISSANCE HYBRIDE

3.1 INTRODUCTION

Pour répondre aux limites des systèmes qui utilisent seulement le RFID ou l'ASE, ce mémoire présente une nouvelle approche hybride combinant les deux technologies. En fait, dans le contexte des habitats intelligents, cette combinaison offre de nombreux avantages. Tout d'abord, comme nous l'avons mentionné précédemment, ces technologies sont très robustes et elles sont faciles à déployer. Également, les informations fournies par celles-ci sont complémentaires, ce qui permet de reconnaître une grande variété de scénarios. Il est aussi intéressant de noter que les capteurs RFID passifs et le capteur électrique au panneau principal ne sont pas intrusifs, ce qui est un atout essentiel dans ce contexte. Ce chapitre présente donc notre nouveau modèle qui a été mis en œuvre en respectant les concepts des systèmes multi-agents. D'ailleurs, ce modèle d'assistance adhère au paradigme récent de l'informatique ubiquitaire [42-44], qui vise à créer des environnements augmentés à l'aide de plusieurs agents distribués communiquant entre eux afin d'offrir des services spécifiques. Selon cette vision et en nous appuyant sur nos précédents travaux, nous proposons un système innovateur qui va permettre d'atteindre nos objectifs en créant un environnement dynamique et multi-agents. En fait, ce type

d'architecture permet l'ajout de nouveaux agents sans devoir reconstruire le système tout entier.

Le processus de reconnaissance et d'assistance est organisé selon un système multi-agents, où un ou plusieurs agents sont responsables du traitement de chacune des tâches et où les agents peuvent communiquer les uns avec les autres. Dans ce modèle, le processus est divisé en quatre types d'agents: (1) l'interprétation et la fusion des données brutes en informations plus utiles, (2) l'identification des actions de base, (3) la reconnaissance d'activités actuelle selon l'hypothèse la plus plausible et (4) l'assistance qui convient de manière adéquate en cas de comportement erroné. Comme le montre la figure 3.1, chacun des agents traite une partie du problème, ils communiquent leurs informations et ils coordonnent leurs actions pour atteindre l'objectif global qu'est celui de l'assistance des patients.

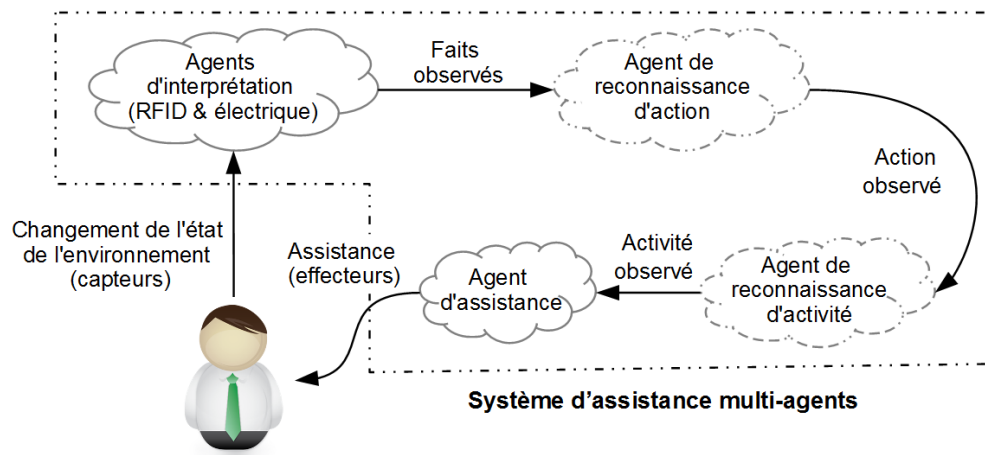


Figure 3.1 : Schéma du système hybride de reconnaissance d'activités

Avant d'être en mesure d'offrir une assistance à un patient souffrant de troubles cognitifs, il est essentiel d'être en mesure de déduire de son objectif. C'est pourquoi nous avons utilisé un algorithme de reconnaissance en temps réel qui exploite la trilatération elliptique améliorée [39] et l'identification des appareils électriques sur la base de signatures électriques [81]. La première modification importante est la combinaison des technologies qui nous permet de connaître la position des objets ainsi que l'état des équipements électriques lors de la réalisation d'une activité. En fait, notre algorithme de reconnaissance d'activités a été conçu pour être en mesure de distinguer chaque étape individuelle (action) des AVQ. Pour montrer le fonctionnement général du système, prenons l'exemple d'un résident interagissant avec un environnement intelligent équipé de capteurs avec l'intention de cuire des spaghettis. Tout d'abord, le résident change l'état des capteurs en raison du déplacement des objets et de l'utilisation de la cuisinière. Deuxièmement, des agents interprètent les données brutes recueillies par les capteurs afin d'extraire des informations utiles. Troisièmement, une action est déduite des faits interprétés. Quatrièmement, nous déduisons l'activité la plus plausible en utilisant un réseau bayésien. Enfin, nous fournissons de l'aide au patient s'il en a besoin afin qu'il atteigne son objectif présumé. À la section 3.2 et 3.3, nous allons voir comment les données brutes des capteurs sont interprétées.

3.2 MODÈLE DE POSITIONNEMENT RFID

Dans cette section, nous présentons notre agent de localisation qui est une adaptation de nos travaux précédents [82]. Plus précisément, l'algorithme utilise une

trilatération elliptique renforcée basée sur la technologie RFID passive. Cette nouvelle adaptation est plus rapide et elle offre un meilleur suivi en temps réel des objets dans la maison intelligente. Par ailleurs, cette adaptation peut maintenant exporter les données pertinentes dans une base de données dont les données peuvent ensuite être réutilisées par les autres agents de reconnaissance et d'assistance.

3.2.1 FILTRAGE DES SIGNAUX

Le système de positionnement utilise les intensités de signaux reçus (RSSI) qui sont fournis par la technologie RFID passive. Cependant, les données sont très variables et sans aucun traitement préalable, il est difficile de localiser correctement. Nous avons donc dû trouver des moyens de répondre l'imprécision des données fournies par les capteurs. Nous avons développé plusieurs filtres qui améliorent considérablement la précision du positionnement.

3.2.1.1 FILTRE DE RÉDUCTION DES FAUSSES LECTURES

Le premier défi rencontré en essayant de construire un cadre solide pour la technologie RFID passive est la collecte d'informations de base. En raison de la nature de la technologie, il est très fréquent d'obtenir de fausses lectures négatives/positives (FLN-FLP). Ce type de problème se produit avec tous les systèmes RFID passifs et encore plus fréquemment avec les systèmes peu coûteux. D'ailleurs, Brusey & al. [83] ont identifié trois raisons pour expliquer cette situation. Premièrement, les lecteurs peuvent échouer la détection de toutes les étiquettes pendant une certaine période de temps à cause d'un

problème interne inconnu. Deuxièmement, les signaux émis à partir de plusieurs étiquettes peuvent entrer en collision. Troisièmement, une interférence peut se produire à cause des émissions environnantes ou à cause des matériaux métalliques à proximité.

En nous appuyant sur la littérature des systèmes de localisation RFID, nous proposons une solution intéressante pour résoudre le problème des fausses lectures. Nous avons décidé d'introduire un filtre basé sur les itérations, similaire à un filtre de temps décrit dans [84], à notre système de localisation. Le filtre est basé sur la règle générale que si la présence d'un objet est attendue alors celui-ci sera considéré comme présent tant que son absence n'ait pas eu lieu pendant une période de temps raisonnable.

Dans notre algorithme, nous proposons d'utiliser une version légèrement modifiée de cette fonction. Tout d'abord, au lieu de traiter avec des intervalles de temps, nous utilisons des intervalles de lectures. Cela est possible, car notre infrastructure de maison intelligente collecte les données RFID à un intervalle fixe de 100 ms. Nous avons fixé le temps parce que nous préférons obtenir de la stabilité dans le comportement des lectures (plus prévisibles) sur une vitesse plus rapide. Deuxièmement, nous ajoutons une fonction qui nous permet de traiter à égalité avec les deux types de lectures erronées (FLN-FLP). La nouvelle fonction, notée $f_{ite}(i)$, est définie dans l'équation 3.1.

$$f_{ite}(i) = \begin{cases} True & |i_c - i_d| \geq \Delta i \\ False & otherwise. \end{cases} \quad (3.1)$$

Cette fonction permet de détecter si l'état d'une étiquette a changé en soustrayant l'itération de détection (i_d) à l'itération courante (i_c). Par la suite, en comparant avec un

certain Δi où Δi est le nombre minimum d'itérations nécessaires pour que le changement d'état d'un objet soit considéré comme stable et que l'état soit changé.

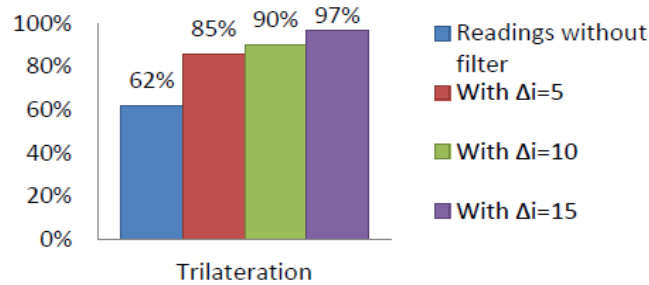


Figure 3.2 : Taux de fausses lectures avec et sans le filtre

3.2.1.2 FILTRE DE PONDÉRATION PAR MOYENNE GAUSSIENNE

Un autre problème avec la technologie passive est que le RSSI peut varier de manière significative sans que l'objet suivi ne se soit déplacé. Ce problème a pour conséquence de créer de faux déplacements aléatoires autour de la position estimée de l'objet entre deux itérations. Il n'existe présentement aucune méthode pour éliminer complètement ce problème de nature matériel, mais en appliquant une pondération par moyenne gaussienne sur les données reçues par les antennes, on peut considérablement réduire les variations de l'intensité des forces de signaux. Nous proposons donc de réduire la quantité de perturbation en appliquant une moyenne gaussienne sur le RSSI selon les équations 3.2 et 3.3. Dans notre implémentation, la courbe en forme de cloche est centrée sur la valeur de l'itération actuelle i_c . Le paramètre i est le nombre d'itérations associé à l'enregistrement du RSSI que nous pondérons. Ensuite, nous avons déterminé expérimentalement, lors d'une phase d'apprentissage, que la valeur optimale de l'écart type

(σ) était de 2. Cette phase consistait à déplacer un objet dans la cuisine du LIARA selon un trajet préétabli. Par la suite, le trajet était répété et un logiciel testait un ensemble de configurations possibles (par exemple, des valeurs de σ différentes) afin de faire correspondre le plus fidèlement possible les deux trajets. Ce processus a été répété à maintes reprises et nous a permis de déduire la valeur optimale $\sigma = 2$. Le RSSI pondéré d'une étiquette est donc calculé en utilisant la formule suivante (3.3):

$$f_{Gaussian}(i) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{i_c-i}{\sigma}\right)^2} \quad (3.2)$$

$$f_{strenght}(t[i_c]) = \frac{\sum_{i=i_c-\Delta i}^{i_c} t[i]_{rssi} * f_{Gaussian}(i)}{\sum_{i=\Delta i}^{i_c} f_{Gaussian}(i)} \quad (3.3)$$

où $t[i]_{rssi} * f_{Gaussian}(i)$ désigne le RSSI pondéré pour la $i^{\text{ème}}$ itération. Cette fonction reçoit en paramètre les RSSI d'une étiquette pour calculer la moyenne pondérée. Ce paramètre se compose d'un tableau ($t[]$) contenant la lecture RSSI de chaque itération. Ensuite, la somme pondérée des RSSI, pour toutes les itérations satisfaisant la condition $i_c - i \leq \Delta i$, est divisé par le poids total des lectures Δi . La constante Δi est le nombre d'itérations considérées pour la moyenne RSSI.

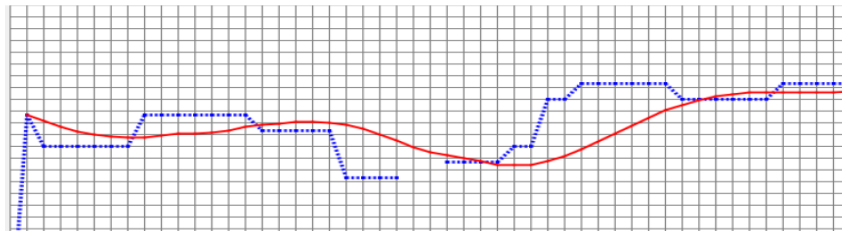


Figure 3.3 : Traitement en temps réel de la force du signal d'une étiquette RFID statique. La force du signal brute est en bleu et la force du signal filtré est en rouge

3.2.2 TRILATÉRATION ELLIPTIQUE

L'une des difficultés lors de la mise en œuvre d'un procédé de trilatération est que la plupart des antennes RFID intérieures sont directionnelles. Par conséquent, la propagation des ondes ne correspond pas au cercle qui est utilisé pour la trilatération. Pour résoudre ce problème, nous avons décidé d'établir des équations elliptiques correspondant au RSSI. Pour ce faire, nous avons recueilli des séries de données sur chacun des axes en éloignant une étiquette directement sur le côté d'une antenne et directement sur le front. Par la suite, en utilisant une méthode de régression polynomiale (degré 2), nous avons déterminé deux équations (3.4-3.5) qui retournent respectivement la valeur du grand axe (M_a) et celle du petit axe (m_a) en fonction de la force de signal reçu. Nous avons aussi essayé une régression linéaire pour les deux cas, mais les coefficients de corrélation ont été plus faibles que pour la régression polynomiale (respectivement $R_M^2=0.908$ et $R_m^2=0.909$).

$$M_a(RSSI) = 0.1833 * RSSI^2 + 8.5109 * RSSI + 104.3 \quad R_M^2 = 0.974 \quad (3.4)$$

$$m_a(RSSI) = 0.0462 * RSSI^2 + 0.8155 * RSSI + 104.3 \quad R_m^2 = 0.937 \quad (3.5)$$

Nous pouvons, désormais, à partir d'un RSSI, calculer l'équation de l'ellipse sur laquelle l'objet devrait normalement se situer. Celle-ci se calcule à l'aide de la formule suivante :

$$\frac{(x - x_{c1})^2}{M_a(RSSI)^2} + \frac{(y - y_{c1})^2}{m_a(RSSI)^2} = 1 \quad (3.6)$$

où x_{c1} représente la coordonnée de l'antenne 1 selon l'axe des x et y_{c1} celle de l'antenne 1 selon l'axe des y. Par la suite, une fois que l'on obtient les équations de chaque ellipse en fonction du RSSI, l'étape suivante consiste à trouver le point d'intersection entre au moins trois ellipses (ou deux, s'ils sont sur le même mur). Cependant, il est rare de trouver un point d'intersection unique dans un contexte réel. Pour résoudre ce problème, nous utilisons une méthode classique qui consiste à utiliser l'espace commun entre les ellipses. Cependant, si les ellipses ne se coupent pas ou si la zone commune est trop grande, les ellipses sont automatiquement ajustées de façon proportionnelle à l'inverse de la force du signal, c'est-à-dire, plus le RSSI est fort, plus l'ellipse correspondante est précise et moins celle-ci sera modifiée. Dans le cas contraire, la position résultante est le centre de la zone commune. La figure 3.4 illustre la localisation en temps réel de plusieurs objets à partir des quatre antennes situées dans la cuisine de notre habitat intelligent avec la méthode développée.

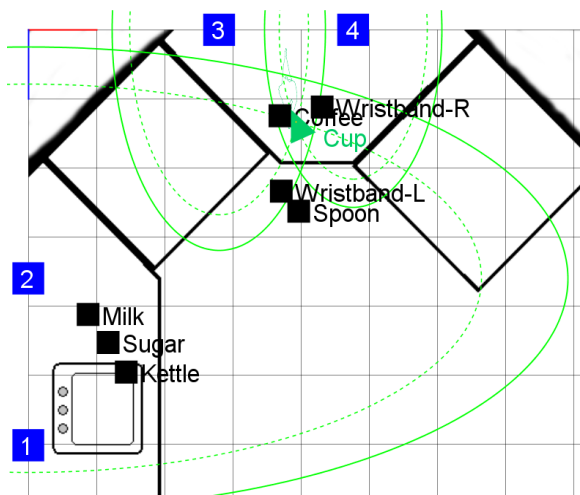


Figure 3.4 : Positionnement en temps réel de plusieurs objets. Les ellipses grises sont calculées à partir de la RSSI et les ellipses pointillées sont corrigées par l'algorithme de positionnement. Le triangle est la position obtenue de l'objet

3.2.3 FILTRE DE COMPORTEMENT DU MOUVEMENT

Une fois l'emplacement trouvé, l'aspect saccadé d'un objet en mouvement est un autre problème auquel nous étions confrontés. Bien que ce soit un problème mineur de localisation en temps réel, ce trouble peut causer des anomalies lors de la reconnaissance d'activités. Par exemple, une étape d'une activité pourrait simplement être de déplacer un objet du point A au point B et avec la variation engendrée, nous pourrions être incapable d'identifier correctement la trajectoire de l'objet. De plus, il est souvent très difficile de distinguer un objet mobile d'un objet stationnaire en raison de ce problème. Le filtre du comportement du mouvement, utilisé pour régler ce problème, respecte les lois de la physique (la vitesse, l'accélération et la masse). Cet algorithme prend en compte la vitesse maximale, l'accélération et la décélération que l'objet est censé respecter, de sorte que la direction des déplacements est grandement stabilisée. Plus précisément, ce critère est basé sur les trois vecteurs de force: la vitesse, la direction et la vitesse désirée. En utilisant ces vecteurs, on peut calculer un chemin réaliste recherché, comme le montre la figure 3.5.

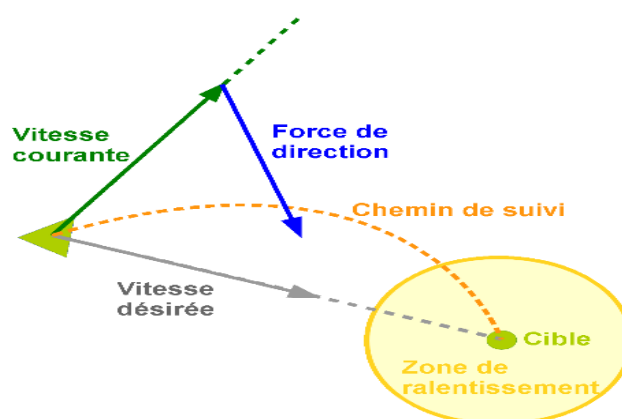


Figure 3.5 : Le filtre de comportement du mouvement et les trois forces impliquées

Dans cet algorithme, la vitesse est calculée en utilisant la distance entre les deux itérations précédentes qui sont calculées à partir de la trilatération. La position cible est les dernières données de position. D'autres forces sont calculées en utilisant la méthode ci-dessus. Il y a, cependant, deux autres constantes dans le processus, qui doivent être déterminées. La première est la vitesse maximale de l'objet suivi. Celle-ci pourrait être calculée tout simplement en estimant la vitesse maximale normale approximative à laquelle un être humain peut déplacer un objet.

Entrée : Les dernières positions de l'objet
Sortie : La position de l'objet

Faire
Déterminer la vitesse et la direction désirée en calculant le vecteur normalisé entre la position actuelle et la position cible.
Calculer la distance à parcourir.
Si la distance n'est pas plus petite que le rayon de la zone de ralentissement.
Faire le déplacement à la vitesse maximale.
Si l'on est à l'intérieur de la zone de ralentissement.
Commencer à ralentir pour arrêter en douceur sur la position cible avec une décélération progressive.
Fin
Ajouter le vecteur représentant la force de direction au vecteur de la vitesse courante.
Calculer la nouvelle position.
Tant que le positionnement n'est pas interrompu.

Algorithme 3. 1: Pseudocode du filtre de comportement du mouvement

La seconde est la taille du rayon d'arrivée. Cette constante est utilisée pour déterminer à partir de quelle distance l'objet devrait commencer à ralentir. Nous vous suggérons d'utiliser l'erreur moyenne de la méthode de localisation comme une zone de décélération. Avec ces paramètres, le filtre du comportement de direction devrait être en

mesure de stabiliser la position d'un objet statique. En conclusion, ce filtre reproduit de manière cohérente le déplacement d'un objet plutôt que de téléporter simplement l'objet d'un point à l'autre entre deux lectures.

3.2.4 MODÉLISATION SPATIALE

L'agent RFID utilise une modélisation spatiale afin de fournir des données qui seront utiles pour la construction de la bibliothèque d'activités. En fait, dans notre modèle, chaque objet se trouve dans le temps sur un espace qui représente la zone couverte. D'ailleurs, chaque objet a une taille spécifique proportionnelle à sa taille réelle. Également, chaque objet est associé à 1-4 étiquettes RFID afin d'augmenter la performance en termes de positionnement. De plus, chacun des objets a un type associé (tasse, fourchette, etc.), ils ont une forme (circulaire ou rectangulaire) et ils sont placés directement à leur dernière position connue. Finalement, nous avons fixé des éléments (le four, la table, etc.) qui sont modélisés selon leur forme et leur position précise.

En fait, les relations topologiques sont l'une des bases du processus de raisonnement des agents intelligents pour la reconnaissance et l'assistance. L'objectif de l'algorithme consiste à observer les relations entre les objets dans la maison intelligente et à les suivre. Ces relations topologiques sont tirées du cadre bien connu de Egenhofer & Franzosa [85] qui est basé sur la propriété de vacuité de jeu. Le cadre définit les relations possibles entre deux entités e_1 et e_2 avec la structure formelle d'intersection qui suit $\langle \partial e_1 \cap \partial e_2, e_1 \circ \cap$

$e_2^\circ, \partial e_1 \cap e_2^\circ, e_1^\circ \cap \partial e_2 >$ où ∂ est la limite de l'ensemble et $^\circ$ est son intérieur. Le cadre définit ainsi 16 relations possibles [86].

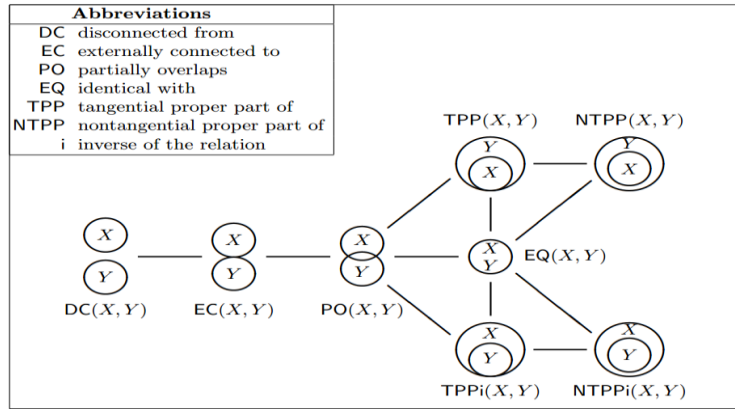


Figure 3.6 : Relations topologiques RCC8 entre les entités X et Y [8]

Pour adapter le modèle à notre contexte, nous avons également fait quelques adaptations importantes. Tout d'abord, dans notre implémentation, chaque entité, à l'exception des éléments fixes, est représentée par une équation d'un cercle. La limite des régions est un peu différente en fonction de la taille d'un point de vue topologique. Les frontières comprennent les coordonnées où ϵ est un seuil fixé pour toutes les régions et (a, b) sont les coordonnées du centre du cercle:

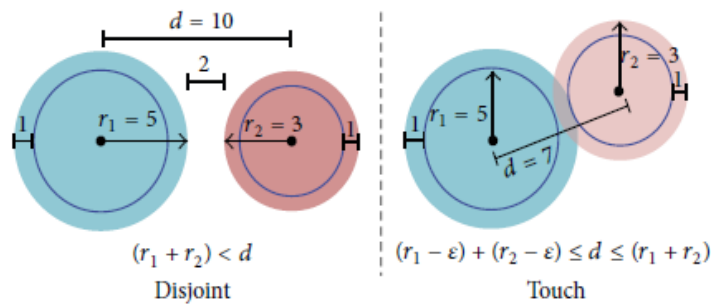


Figure 3.7 : L'identification du type de relation spatiale avec $\epsilon = 1$ [29]

En second lieu, afin de réduire le nombre de calculs, le système détermine la relation entre deux entités à l'aide de la distance entre les coordonnées cartésiennes et le rayon de deux régions. La figure 3.7 montre deux exemples de la façon dont cela est fait dans notre modèle.

3.3 IDENTIFICATION PAR ANALYSE DE SIGNATURES ÉLECTRIQUES

Pour être apte à effectuer la reconnaissance des actions qui utilisent les appareils électriques, on utilise un algorithme qui détecte le moment où chaque appareil est activé et désactivé à l'intérieur de la maison. En fait, cette partie de notre système est basée sur l'algorithme décrit dans nos travaux précédents [81]. En résumé, l'essentiel est d'être en mesure de détecter la signature de charge quand l'équipement électrique est en fonction. En règle générale, les variables considérées sont la tension, le courant et la puissance. De cette manière, chaque appareil est représenté par sa propre forme d'onde (signature) pour la consommation d'énergie en fonction du temps. Donc, avec cette méthode, un agent d'identification des signaux électriques parvient à associer un événement détecté à un appareil selon la signature de charge identifiée.

3.3.1 DÉFINITIONS FORMELLES DES CAPACITÉS DE CHARGEMENT

Chaque appareil est doté de caractéristiques spécifiques à son fonctionnement. Dans notre cas, nous nous sommes concentrés sur deux caractéristiques principales liées à la consommation d'énergie de Weundertook qui sont la puissance active et réactive de chaque

appareil. Voici les formules de la puissance active (P), exprimée en watts et la puissance réactive (Q) exprimée en VAR :

$$P = \sum_{k=0}^{\infty} P_k = \sum_{k=0}^{\infty} V_k I_k \cos \varphi_k \quad (3.7)$$

$$Q = \sum_{k=0}^{\infty} Q_k = \sum_{k=0}^{\infty} V_k I_k \sin \varphi_k \quad (3.8)$$

Ici, V et I correspondent respectivement à la mesure de la tension et du courant, ϕ est l'angle de phase entre ces deux mesures et k correspond à l'ordre d'harmonique. En outre, les lignes triphasées, sur lesquelles les dispositifs sont branchés selon l'hypothèse que ceux-ci seront reliés de façon permanente, ont également été examinées. Par exemple, le four qui fonctionne sur deux puissances de phase est facilement reconnaissable puisque la plupart des autres appareils utilisent un courant électrique sur une alimentation monophasée. Dans [67], Rahimi & al. décrivent brièvement les trois types de chargement pour les appareils ménagers. Ceux-ci peuvent être résistifs, inductifs ou capacitifs. Dans le cas où le dispositif a une charge résistive pure, le courant électrique et la tension sont en phase. En théorie, cela signifie que la valeur de θ est de zéro degré. Dans la pratique, un θ très proche de cette valeur, ce qui n'a pas d'impact significatif sur les valeurs de la tension et du courant électrique, est obtenu.

3.3.2 IDENTIFICATION DE L'ÉTAT DES APPAREILS

Un algorithme a été développé avec comme objectif principal la détection des moments où les appareils sont allumés et éteints afin d'être en mesure de détecter les activités reliées. En fait, les signatures de charge sont étudiées dans un espace à trois dimensions par cet algorithme. Ainsi, une base de données de signature de charge

représentant les caractéristiques de chaque appareil a été établie. Pour ce faire, nous avons utilisé l'algorithme décrit et expliqué dans Belley & al. [30] auquel nous avons apporté quelques modifications afin de le rendre conforme au nouveau contexte multi-agent. La première étape a donc été de construire la base de données qui est fondamentale pour la reconnaissance de l'utilisation des appareils électriques.

3.3.3 L'EXTRACTION DES SIGNATURES DE CHARGE

Pour construire la base de données des appareils ménagers, nous avons utilisé le module intelligent d'ANICA qui fournit les valeurs de puissance active et réactive selon les équations présentées précédemment. Il faut noter que le nombre d'échantillons par seconde fourni dépend de la fréquence : 50 Hz ou 60 Hz. Par conséquent, la possibilité d'obtenir une forme d'onde complète de la consommation d'énergie pour chaque appareil a été écartée en raison du nombre limité d'échantillons fournis par l'analyseur de puissance modulaire. Ainsi, l'algorithme décrit donc la signature de charge de chaque appareil selon l'étude des caractéristiques suivantes :

- Les variations de puissance active et réactive lors d'un événement (marche/arrêt) d'un appareil.
- Le numéro de la ligne-neutre qui alimente l'appareil.

Pour créer la base de données contenant les caractéristiques de chaque appareil électroménager utilisé au sein de la maison intelligente, un algorithme a été développé pour extraire la signature de charge. D'ailleurs, cet algorithme (voir l'algorithme 3.2) prend les

mesures instantanément de la puissance active (P) et réactive (Q) par rapport à la puissance sur chaque ligne des lignes triphasées au temps t_1 . Ensuite, il répète exactement le même processus après un certain intervalle (environ un soixantième de seconde) au temps t_2 . Par la suite, les différences entre les mesures de puissance prises à l'instant t_2 et t_1 sont calculées jusqu'à ce qu'un état transitoire soit détecté sur une alimentation électrique monophasée (charges monophasées) ou sur une alimentation électrique à deux phases (charges à deux phases). Cela signifie selon la structure conditionnelle que l'algorithme remarque un P suffisamment positif pour dépasser le seuil prédéterminé ce qui confirme l'utilisation d'un appareil. Ensuite, l'algorithme cherche les valeurs maximales de P dans un certain nombre de mesures prises immédiatement après la détection de l'événement d'activation. Cela permet de trouver le delta positif maximal. En temps normal, cela prend quelques mesures après le début de l'utilisation d'un appareil électrique pour atteindre l'amplitude maximale de la puissance ou une valeur qui est très proche. En outre, s'il existe une variation importante de la puissance réactive à la fois lors de la mise sous tension, l'algorithme tente de trouver la variation maximale absolue de Q d'une manière similaire. Ainsi, pour l'événement de fermeture d'un appareil, le processus de l'algorithme est semblable, mais P est alors négatif, car il était positif sur l'activation de l'appareil.

Entrée: Les lectures de données de l'analyseur de puissance

Sortie: Deux fichiers avec des données d'événements

Faire

Calculer ΔP et ΔQ , entre deux temps consécutifs t_1 et t_2 , sur chaque phase de l'alimentation électrique triphasée.

Si le ΔP ou ΔQ du voltage de la ligne-neutre $>$ seuil.

Il y a un appareil d'allumé.

Enregistrer le temps t_2 (temps où l'appareil a été allumé)

Fin

Tant qu'un appareil est allumé.

Si un appareil a été allumé.

Regarder selon P si l'allumé a été éteint.

Si l'appareil est toujours en fonction.

Calculer le maximum ΔP et ΔQ sur la ligne-neutre de voltage appropriée.

Enregistrer le dernier temps t où la puissance est au maximum.

Sinon

 Un appareil a été éteint.

Enregistrer le temps t (temps où l'appareil a été éteint).

Enregistrer les données (ΔP , ΔQ et les temps) des changements d'état de l'appareil dans un fichier

Fin

Fin

Algorithme 3.2 : Pseudocode pour l'extraction des signatures de charge

3.3.4 RECONNAISSANCE DE L'ÉTAT

Une fois la base de données créée, il est possible d'identifier les appareils en fonction. En fait, un autre algorithme (voir algorithme 3.3) lit en permanence les données de l'analyseur de puissance au panneau électrique principal de la maison intelligente pour connaître les variations de P et Q sur chaque ligne-neutre du système triphasé. En conséquence, lorsqu'un appareil est utilisé dans la maison intelligente, l'algorithme détecte par la variation maximale de la puissance active et réactive ainsi que le numéro spécifique de la ligne-neutre où ces changements sont observés. En fait, une gamme de variations de puissances (P et Q) sont fixées pour chaque appareil dans la base de données et lorsqu'une différence est détectée entre deux lectures consécutives de données, il est possible

d'associer ces changements à au moins un appareil de la base de données. Ensuite, l'algorithme ajoute, dans un rapport de suivi, le temps de l'activation, le temps de la fermeture et les noms des appareils possiblement en fonction. En général, il n'y a qu'un appareil enregistré pendant un temps donné, mais dans certains cas particuliers, comme celui du brûleur de la cuisinière, il peut arriver que deux appareils, avec des fonctions similaires, soient considérés.

Entrée : Les lectures de données de l'analyseur de puissance
Sortie : Rapport d'utilisation des appareils

Faire
Calculer ΔP et ΔQ , entre la valeur actuelle et la valeur maximale à l'état stationnaire sur chacune des phases du courant électrique triphasé
Si le ΔP ou ΔQ d'une ligne-neutre tension est $>$ seuil et le dernier événement « allumé » a été détecté pendant plus de 60 mesures.
 | Il y a un appareil d'allumé.
 | **Enregistrer** le temps t où l'appareil a été allumé.
 | **Ajouter** l'objet à la ListeAppareilFonction avec ses caractéristiques.
Fin
Si un appareil a été allumé.
 | **Regarder** le P lorsque l'appareil n'est pas éteint
Fin
Si l'appareil n'est plus allumé au cours des 60 mesures
 | **Calculer** le maximum ΔP et ΔQ sur la ligne-neutre de voltage approprié.
Si l'appareil est toujours utilisé après les 60 mesures
 | **Comparer** les caractéristiques de l'appareil avec ceux des objets dans la base de données pour identifier le nom de l'appareil en cours d'utilisation
Sinon
 | **Un** appareil a été éteint.
 | **Enregistrer** le temps t où l'appareil a été éteint.
 | **Enregistrer** les données (ΔP , ΔQ et les temps) de l'événement de la fermeture de l'appareil dans l'objet *MonAppareil*
 | **Comparer** les caractéristiques précédentes avec celles des objets dans ListeAppareilFonction jusqu'à ce que les caractéristiques correspondent à celles d'un objet en cours d'utilisation.
 | **Enregistrer** les informations à propos de l'utilisation des appareils dans un rapport.
Fin
Fin

Algorithme 3.3 : Pseudocode pour reconnaître les appareils depuis les signatures de charge

Cette approche présente des avantages considérables. Il utilise des équipements non intrusifs (analyseur de puissance au panneau électrique). En effet, contrairement à d'autres systèmes qui fonctionnent avec l'installation de nombreux capteurs [87-89], ce système d'ANICA mesure le courant électrique et la tension à l'entrée du panneau électrique principal en limitant le nombre de capteurs nécessaires. Sans compter que le capteur n'a pas besoin d'être proche de l'utilisateur pour surveiller à la maison intelligente.

3.4 RECONNAISSANCE D'ACTIVITÉS

Lors du développement d'un projet d'envergure, il est essentiel de construire des systèmes robustes ayant une bonne possibilité d'évolution, car il est souvent difficile d'adapter ou de modifier un système existant. Pour notre part, afin d'augmenter l'évolutivité de notre système, nous avons distingué clairement le traitement des données brutes, l'identification des actions, la reconnaissance d'activités et l'assistance. En fait, chaque agent distinct effectue leur tâche respective. Par exemple, un agent est chargé de reconnaître les actions qui ont été apprises. Cela signifie que lorsque les diverses relations qui constituent l'action sont reconnues à un même instant, l'action est détectée. Précisément, chaque action de notre système a été modélisée selon une combinaison de relations topologiques qui sont fournies par l'agent RFID ou de changements d'état d'un objet (allumé/éteint) qui sont fournis par l'analyse de l'agent électrique.

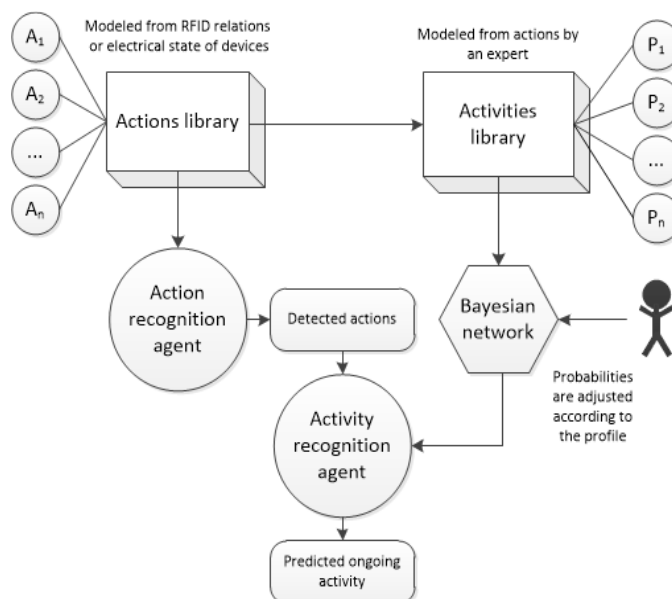


Figure 3.8 : Modèle de reconnaissance basée sur un réseau bayésien

Un agent de reconnaissance d'actions répond à une question qui concerne l'identification des actions de base effectuées par le résident au cours de ses activités. Dans notre système, pour permettre à l'agent d'identifier correctement l'action de « mettre de l'eau à bouillir », sa structure a été décrite par un ensemble de conditions comme « la marmite doit être sur le four lorsque le brûleur est démarré ». Ainsi, une condition est une relation spatiale entre deux objets ou un état électrique d'un appareil. De cela, nous pouvons en déduire l'action effectuée selon les faits qui décrivent l'environnement à un moment précis. D'ailleurs, une action commence lorsque toutes les conditions sont respectées et détectées.

D'autre part, un agent de reconnaissance d'activité interprète le comportement du résident selon les actions effectuées, en supposant qu'ils ont été correctement identifiés. Plus précisément, cet agent déduit les activités les plus plausibles à partir des résultats d'un processus de reconnaissance bayésienne représenté par un ensemble d'activités possibles

associés à des probabilités. Comme nous pouvons le voir dans la figure 3.9, le processus de décision bayésienne prend en entrée une ou plusieurs observations e . Les observations correspondent à des noeuds du réseau. $P(h_i)$ est la probabilité initiale d'une hypothèse d'un plan possible et $P(e|h_i)$ est la probabilité conditionnelle attribuée à chaque observation en considérant une hypothèse. Ensuite, le processus de reconnaissance est de revoir la distribution des probabilités selon les hypothèses du réseau en appliquant le théorème de Bayes [90] :

$$P(h_i | e_1 \wedge \dots \wedge e_m) = \frac{P(e_1|h_i) * P(e_m|h_i) * P(h_i)}{\sum_{j=[1,n]} P(e_1|h_j) * \dots * P(e_m|h_j) * P(h_j)} \quad (3.9)$$

où m est le nombre d'observations recueillies pour le moment et n est le nombre d'hypothèses de haut niveau du réseau. Une fois l'inférence faite, le système de décision utilise la probabilité révisée de chaque hypothèse afin de choisir celle qui est la plus probable. Ensuite, si une activité est suffisamment probable, elle est maintenant considérée comme détectée et cette information est transmise à l'agent d'assistance.

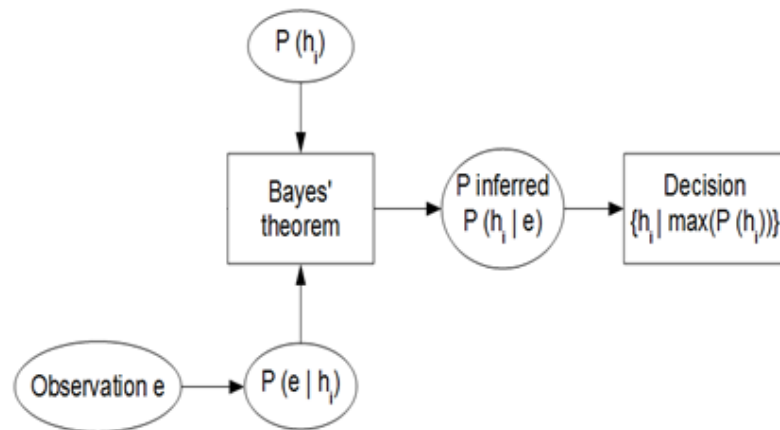


Figure 3.9 : Processus de reconnaissance bayésienne

Ce modèle est intéressant dans notre contexte, car, selon les probabilités, il est possible de déduire l'activité en cours sans devoir atteindre la certitude. Si plusieurs AVQ ont la même séquence d'étapes, l'algorithme retourne alors la probabilité de chaque AVQ et il affiche la plus probable. Notre réseau bayésien est également intéressant, car il évolue dynamiquement au fil du temps. En fait, les probabilités sont calculées en fonction du nombre de fois où une activité est exécutée par un résident. Initialement, chaque scénario est tout aussi probable et en fonction des activités que le patient effectue les probabilités sont ajustées. Cela signifie que les probabilités sont adaptées en fonction du profil du patient. Un autre aspect intéressant de notre modèle d'IA est la flexibilité qu'il offre. En fait, en l'absence d'AVQ correspondant pleinement à la séquence d'étapes observée, il est tout de même possible d'identifier le scénario le plus probable. En se basant sur ce scénario, il est possible de détecter des erreurs et d'identifier le scénario normal correspondant.

En outre, nous introduisons deux autres aspects à notre bibliothèque qui exigent des connaissances temporelles. Le premier est la notion d'ordre séquentiel. Chaque activité possède un petit ensemble de contraintes et lors du processus de reconnaissance, l'AVQ contenant le plus grand nombre de relations observées selon la bonne séquence est sélectionnée. La deuxième modification est l'introduction de la durée. En fait, chaque étape a une durée minimum et maximum qui est employée pour la détection d'erreur. Dans ce travail, chaque AVQ a été définie par un expert humain.

3.5 ASSISTANCE

Après la détection de l'activité en cours, un agent d'assistance continue d'analyser en temps réel les actions du résident afin de fournir une assistance adéquate en cas de comportements erronés (voir l'algorithme 3.4).

Entrée : Les actions et l'activité identifiées par les autres agents.

Sortie : Guidance (audio, vidéo, lumineuse...)

Si une activité est détectée.

Pour chaque étape dans l'activité.

Si les actions correspondent à l'étape.

Si une étape nécessaire a été oubliée.

Envoyer la guidance associée.

Si une étape vient de débiter.

Enregistrer le temps du début.

Modifier l'état de l'étape comme débuté.

Si une étape a été complétée.

Enregistrer le temps de la fin.

Modifier l'état de l'étape comme terminé.

Si la durée de l'étape est trop courte.

Envoyer la guidance appropriée à cette erreur.

Fin

Si une étape est trop longue.

Envoyer une guidance appropriée pour les erreurs de persévérance.

Fin

Fin

Fin

Si trop d'étapes sont détectées au même moment.

Envoyer la guidance appropriée pour les erreurs de surcharge cognitive.

Si des étapes ont été inversées.

Envoyer une guidance appropriée pour les erreurs d'inversion.

Fin

Si trop de temps se sont écoulés depuis la dernière étape effectuée.

Envoyer une guidance appropriée pour les erreurs de contrainte temporelle.

Fin

Si une activité a été complétée.

Enregistrer la nouvelle fréquence de l'activité.

Fin

Fin

Algorithme 3.4 : Pseudocode de l'agent d'assistance

Lorsqu'une anomalie est détectée, l'agent d'assistance utilise les effecteurs (écrans, haut-parleurs, lumières) afin de fournir un soutien approprié selon le type d'erreurs (omission, inversion, persévérance, contrainte temporelle et surcharge cognitive) [47]. L'algorithme détermine les erreurs qui peuvent se produire lors de l'exécution d'une activité et il offre des conseils pour aider les patients advenant le besoin.

3.5.1 DÉTECTION DES ERREURS

La première partie de cet algorithme d'assistance est la détection d'anomalies dans une séquence d'étapes (actions) réalisée par une personne ayant une déficience cognitive. En fait, chaque scénario (activité) a été défini par un expert humain. Tout d'abord, afin de définir les catégories d'erreurs qui sont souvent observées, nous avons cherché dans la littérature de la neuropsychologie de la déficience cognitive et nous avons trouvé un test cognitif bien établi nommé le Test Action Naturaliste (NAT) [91]. En utilisant cette source, nous avons décidé de nous concentrer sur cinq erreurs que nous pourrions facilement détecter : l'omission, l'inversion, la persévérance, les contraintes temporelles et la surcharge cognitive.

L'omission d'une étape est une erreur produite lorsqu'une personne oublie une étape essentielle d'une activité au cours de son exécution. Par exemple, dans la préparation d'un spaghetti, si le patient n'ajoute pas d'eau dans la marmite avant de la faire bouillir, c'est considéré comme une omission. En outre, une erreur d'abandon ou de la renonciation se produit lorsque la durée d'une étape est trop courte. Ceci peut être considéré comme une erreur d'omission en ce sens que l'étape n'a pas été réalisée complètement ou correctement.

Par exemple, le résident peut laisser la bouilloire sur le four pour une période de temps insuffisante pour permettre à l'eau de bouillir. En conséquence, on observe également une omission lorsqu'un patient saute une ou plusieurs étapes d'un scénario décrit par une séquence de tâches où une partie nécessite la réalisation d'un autre.

L'inversion d'une étape consiste à ne pas effectuer les étapes d'une activité dans le bon ordre. D'ailleurs, une omission peut facilement conduire à une inversion si le résident corrige son erreur par lui-même ou selon la guidance envoyée par le système. Par exemple, le résident pourrait commencer par mettre l'eau chaude avant de mettre le café dans la tasse. Par conséquent, une inversion est observée lorsque les tâches ne sont pas exécutées dans l'ordre approprié.

Une erreur de persévération se produit lorsqu'un patient persiste sur une même étape pendant un temps excessif ou lorsqu'il répète la même étape continuellement. Par exemple, si le temps pris pour faire bouillir l'eau dépasse de beaucoup la durée habituelle, cela est considéré comme une erreur de persévération.

L'erreur temporelle se produit lorsque pour certaines raisons, le résident ne fait pas de progrès dans l'AVQ ou lorsque le temps écoulé depuis la dernière étape semble trop excessif par rapport à la contrainte temporelle. Tout d'abord, il est primordial d'évaluer le temps maximal jugé acceptable entre deux actions pour chaque patient en fonction de la vitesse d'exécution habituelle.

Enfin, le cinquième type d'erreur est une surcharge cognitive qui se produit quand un patient tente d'effectuer trop de tâches en même temps. D'ailleurs, cela peut entraîner une distraction et ça pourrait prédisposer une personne à faire des erreurs. Ainsi, le nombre d'opérations effectuées en même temps devrait être limité avec des personnes souffrant de troubles cognitifs.

3.5.2 FOURNIR DES ORIENTATIONS

Essentiellement, l'objectif principal de notre travail est de fournir des services de soutien en temps réel pour les personnes semi-autonomes dans des environnements intelligents afin d'automatiser et de remplacer les services des soignants. Par conséquent, après la détection d'un comportement erroné, l'agent doit fournir une guidance appropriée. Ainsi, quand une erreur se produit, l'agent d'assistance doit déterminer s'il est essentiel de guider le patient dans la réalisation de sa routine. En cas de besoin, des instructions (guidances) sont envoyées à l'aide de dispositifs multimédias qui permettent d'assurer la communication visuelle et auditive. En fait, ces dispositifs ne sont pas inquiétants pour le résident, car ce sont des dispositifs généralement communs qui peuvent être utilisés pour d'autres activités contrairement aux capteurs qui eux sont introduits seulement pour surveiller le comportement et les activités réalisées. Finalement, avant d'intervenir, l'algorithme doit évaluer le message à envoyer et trouver le moyen le plus approprié pour communiquer avec le patient vivant dans la maison [92]. Il utilise un affichage interactif pour des problèmes moins critiques et des messages audio ou vidéo pour les erreurs les plus critiques.

3.6 CONCLUSION

Ce chapitre avait pour objectif de présenter une nouvelle approche pour la reconnaissance et l'assistance d'activités dans les habitats intelligents. En résumé, notre approche multi-agents se compose de cinq agents distincts avec leurs fonctions respectives :

Le premier agent est l'agent RFID qui a pour but de traiter les informations reçues par les capteurs afin de fournir des données sur la position des objets et les relations spatiales qui les associent. Pour ce faire, cet agent utilise différents filtres et un algorithme de trilatération elliptique qui lui permet de positionner précisément chacun des objets. Par la suite, les relations spatiales entre ceux-ci sont analysées et cela permet de faire de la reconnaissance plus facilement.

Le deuxième agent est celui d'analyse de signatures électriques (ASE) qui a pour objectif d'analyser les signaux électriques au panneau principal de l'appartement et d'en déduire les appareils qui sont en fonction. Afin d'être en mesure d'identifier correctement les objets, une base de données a d'abord été construite pour avoir des mesures de référence sur chaque objet. D'ailleurs, cette base de données contient les informations caractéristiques de chacun des objets. Ensuite, en s'appuyant sur ces données, l'algorithme de reconnaissance électrique est donc en mesure d'identifier les appareils qui sont utilisés en plus de fournir les temps d'activation et de fermeture.

Le troisième agent est celui qui est responsable de l'identification des actions de bas niveau que le résident effectue. Pour ce faire, il s'appuie sur les données fournies par

l'agent RFID et l'agent électrique. En fait, son objectif est de déduire, à partir des informations obtenues et d'une librairie préalablement établie, les actions en cours.

Le quatrième agent, quant à lui, a pour objectif d'identifier l'AVQ que le patient tente de réaliser. Afin d'offrir un service polyvalent, cet agent appuie son raisonnement sur un réseau bayésien qui évolue dans le temps en fonction du profil des patients. Ce réseau permet donc d'identifier en tout temps l'activité la plus probable qui est en cours.

Finalement, l'agent d'assistance s'occupe d'offrir au résident du support en utilisation des guidances lorsque des erreurs sont commises. Pour se faire, il s'appuie sur les données fournies par l'agent d'identification des actions et celui de reconnaissance d'activités pour identifier les anomalies. En fait, il est en mesure de détecter cinq types d'erreurs cognitives et en fonction de l'erreur commise, il s'adapte en offrant l'aide appropriée.

Le chapitre suivant présente l'implémentation du système complet et expose les résultats des expérimentations qui ont pour but de valider cette nouvelle approche adaptée au contexte des habitats intelligents.

CHAPITRE 4

IMPLÉMENTATION ET EXPÉRIMENTATION

4.1 INTRODUCTION

Afin de mettre à l'épreuve notre système et d'en valider son efficacité, nous avons effectué quatre séries d'expérimentations au laboratoire. Les deux premières ont été menées afin de valider l'efficacité des systèmes de positionnement et d'analyse des signaux électriques. À propos de ces deux systèmes, des expérimentations plus approfondies ont été publiées dans [33] et [30]. Quant à elle, la troisième série a permis de valider l'intégration de l'algorithme de reconnaissance des AVQ qui combine les systèmes précédents. Finalement, la quatrième série a été menée pour tester le module d'assistance et de détection des erreurs de notre modèle. Dans les sections suivantes, nous décrivons en détail l'implémentation du système et les expérimentations dont l'objectif final est de démontrer l'efficacité du nouveau modèle hybride de reconnaissance et d'assistance.

4.2 IMPLÉMENTATION DANS LE LABORATOIRE

Cette section décrit le contexte dans lequel le nouveau système de reconnaissance a été implémenté. Elle débute par une description de l'infrastructure de l'habitat intelligent du LIARA. Ensuite, elle présente les matériaux utilisés pour le système de positionnement

et le système électrique. Finalement, cette section décrit l'implémentation des différents logiciels qui ont été développés pour tester l'algorithme ainsi que sa mise en œuvre.

4.2.1 INFRASTRUCTURE DU LIARA

Le laboratoire LIARA dispose d'une infrastructure prototype d'envergure, financée par la Fondation Canadienne pour l'Innovation (FCI), permettant le développement de technologies d'assistance basées sur la domotique. L'appartement prototype utilise plus d'une centaine de capteurs. Ils sont cachés autant que possible afin de conserver un environnement semblable à celui d'un véritable appartement. Parmi les capteurs, il y a de la technologie RFID (antennes et étiquettes) et un analyseur de puissance modulaire, mais également des capteurs électromagnétiques, des accéléromètres, des capteurs de force, des capteurs à ultrasons, et bien plus encore. Nous avons intégré toutes ces différentes technologies pour le prototypage et le développement d'algorithmes. Nous avons également de nombreux effecteurs qui sont stratégiquement positionnés dans la maison intelligente afin de fournir rapidement des services de soutien aux résidents en cas de besoin. Par exemple, il y a quelques écrans pour afficher des vidéos d'orientation et des haut-parleurs IP installés dans tous les coins.



Figure 4.1 : L'habitat intelligent du LIARA

Dans le cadre de nos expérimentations, la cuisine était le choix idéal pour effectuer nos tests. En fait, les tests cognitifs d'activités de cuisine sont habituellement les plus difficiles et c'est la raison de notre choix.

4.2.2 MATÉRIEL RFID UTILISÉ

Concernant la technologie RFID utilisée, le laboratoire possède 8 antennes RFID dans son habitat intelligent pour permettre de suivre les déplacements des objets. Ces antennes couvrent les bandes radio de 860 à 960 MHz. Parmi ces 8 antennes, quatre antennes A-PATCH-0025 de la compagnie Poynting sont installées sur les murs de la cuisine, qui correspond à l'espace expérimental utilisé par le système positionnement. Ces antennes sont polarisées circulairement pour permettre une meilleure couverture dans un environnement intérieur. De plus, l'application du contrôleur (*driver*) est à code source

ouvert (*open source*) et est fournie par la compagnie. Donc, on a la possibilité de modifier et d'ajuster le système comme désiré. Ce matériel a donc été choisi pour toutes ces raisons.

Les étiquettes RFID passives utilisées à l'intérieur du laboratoire ont été sélectionnées en fonction de différents critères comme la taille, leur solidité et la bande de fréquence utilisée. Celles qui ont finalement été sélectionnées sont les étiquettes de taille moyenne. Celles-ci sont suffisamment solides pour un usage intensif, suffisamment grandes pour bien capter les ondes transmises par les antennes et suffisamment petites pour être intégrées à tous types d'objets. Avec la technologie RFID passive, même si les étiquettes sont techniquement identiques, parfois leur sensibilité est très différente. Cela peut conduire à des comportements imprévisibles. Donc, avant de les installer sur les objets, on doit effectuer des tests préliminaires afin de déterminer la similarité au niveau de sensibilité des différentes étiquettes. On sélectionne ensuite avec soin celles qui ont à peu près la même sensibilité, de façon à ne pas biaiser les expérimentations.



Figure 4.2 : Objets munis d'étiquettes RFID passives

Les étiquettes sélectionnées ont été intégrées à une vaste gamme d'objets de l'habitat comme le montre la figure 4.2. Les poêlons, les assiettes, les tasses, les verres, les ustensiles, et l'ensemble des objets pertinents ont été munis de ces étiquettes. La présence des antennes dans la portion de la cuisine permet alors de mettre en œuvre et de déployer le système de localisation pour effectuer le suivi, en temps réel, de tous ces objets.

4.2.3 MATÉRIEL D'ANALYSE ÉLECTRIQUE UTILISÉ

D'autre part, pour ASE, nous avons installé un module qui permet de recueillir l'ensemble des données sur les variations électriques du laboratoire. Précisément, ce système surveille la consommation d'énergie à une source d'alimentation unique ou du panneau électrique principal, ce qui entraîne une baisse des coûts en ce qui concerne l'installation et l'entretien. Précisément, un analyseur modulaire de puissance (Modèle: WM30 96) de la société Carlo Gavazzi a été utilisé. Celui-ci permet d'envoyer à notre serveur informatique les données suivantes qui sont mesurées directement au panneau électrique: la tension, le courant, la fréquence, le facteur de puissance, la puissance active (P) et réactive (Q). D'ailleurs, les données sont recueillies environ 60 fois par secondes et celles-ci sont enregistrées dans une base de données sur le serveur. Un point important à mentionner est que le suivi des charges d'appareil, dans la maison intelligente du laboratoire, ne dépend que de cet analyseur. Cela signifie qu'il n'y a pas d'autres équipements nécessaires pour ce processus.



Figure 4.3 : Analyseur modulaire de puissance de la société Carlo Gavazzi

Ce module permet de surveiller la consommation des différents appareils : la cuisinière, le four, la bouilloire, le grille-pain, le ventilateur de la hotte, la cafetière, la micro-onde, le séchoir, le mélangeur, la chaîne stéréo et le compresseur du réfrigérateur. En fait, tous ces dispositifs sont alimentés par l'entrée électrique principale où l'analyseur de puissance collecte les données. Cependant, afin d'obtenir de bonnes performances et d'éviter tous les conflits possibles, les appareils avec des signatures similaires ont été installés sur différentes prises électriques.

4.3 IMPLÉMENTATION DES DIFFÉRENTS SYSTÈMES

La mise en œuvre de notre système a été faite en utilisant les langages de programmation orientés objet Java et C#. Nous avons utilisé ceux-ci, parce que nous voulions que notre système de reconnaissance soit portable sur différentes plates-formes et nous voulions qu'il soit compatible avec la plupart des technologies. D'ailleurs, les différents logiciels qui composent le système communiquent entre eux en utilisant une base

de données SQLServer sur le serveur de la maison intelligente, mais ils utilisent également leur propre base de données MySQL en local pour leurs informations respectives.

Tel qu'illustré par la figure 4.4, nous avons décidé de répartir les tâches entre plusieurs agents où chacun d'entre eux a un rôle prédéfini. Ceci permet de bien séparer les différentes problématiques de la reconnaissance d'activité dans un environnement intelligent (l'interprétation des données des capteurs, l'identification des actions de base, la reconnaissance d'une activité et l'assistance du résident en fonction de l'état d'avancement de l'activité reconnu).

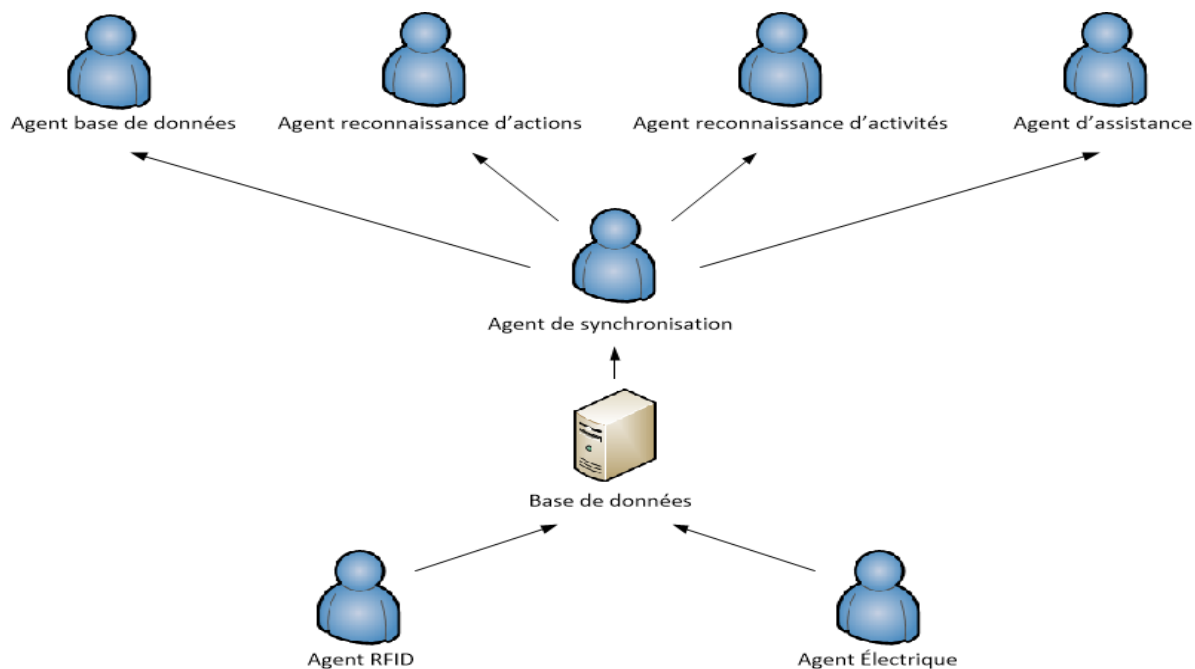


Figure 4.4 : Schéma du système multi-agents

L'utilisation de l'approche multi-agents a également permis d'améliorer en grande partie l'ensemble du système de reconnaissance. En fait, chaque agent correspond à une

tâche générale dans le système et ils ne sont pas directement dépendants des autres. L'avantage de ces choix de conception est la modularité du code qui facilite grandement la modification ultérieure en rendant possible le changement d'une partie du programme (un agent) sans que cela n'affecte le fonctionnement des autres (la communication entre eux reste la même).

4.3.1 MODÉLISATION ET INTERFACE GRAPHIQUE

Le développement et la modélisation de notre système ont été plutôt particuliers. Dans un premier temps, nous avons dû apporter beaucoup de modifications aux systèmes existants afin de les rendre efficaces et de les ajouter au système de communication. Par la suite, une fois que les deux agents capteurs étaient en mesure de communiquer et de fournir des informations utiles sur une base de données, nous avons développé entièrement l'agent intelligent. D'ailleurs, afin d'en accroître l'extensibilité, celui-ci a été subdivisé en plusieurs agents qui partagent des informations.

Chaque logiciel a été développé à l'aide d'une interface utilisateur graphique afin de permettre une meilleure visualisation des problèmes traités. Cette section présente d'ailleurs les différents logiciels qui ont été développés dans le cadre de cette recherche.

4.3.2 SYSTÈME RFID

Tout d'abord, le diagramme UML à la figure 4.5 décrit l'architecture générale du système permettant d'interpréter les données reçues par le système RFID. Concrètement,

l'agent utilise les informations obtenues en analysant l'environnement (la position des objets) afin d'établir des faits qui décrivent les relations topologiques entre les objets.

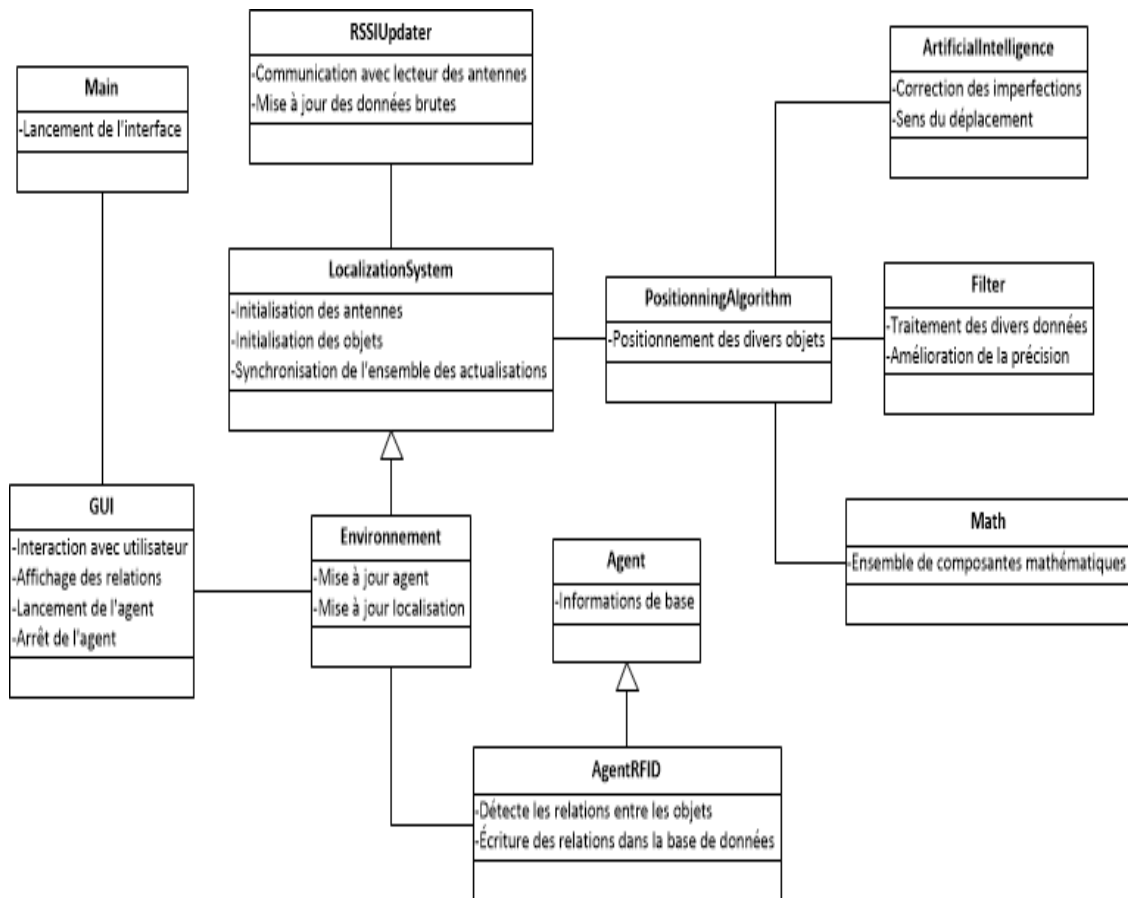


Figure 4.5 : Diagramme de classes de l'agent RFID

D'autre part, le logiciel développé est constitué d'une interface utilisateur réalisée à partir de la bibliothèque *Java Swing*. L'interface utilisateur est composée de divers outils pour faciliter le travail des chercheurs comme l'affichage des ellipses obtenues pour aider à l'élaboration de l'algorithme, l'affichage des informations internes pour faciliter le débogage, l'ajustement et l'amélioration, le graphique du traitement en temps réel des

RSSI, la calibration semi-automatique des paramètres, les outils de simulation 2D et 3D, etc.

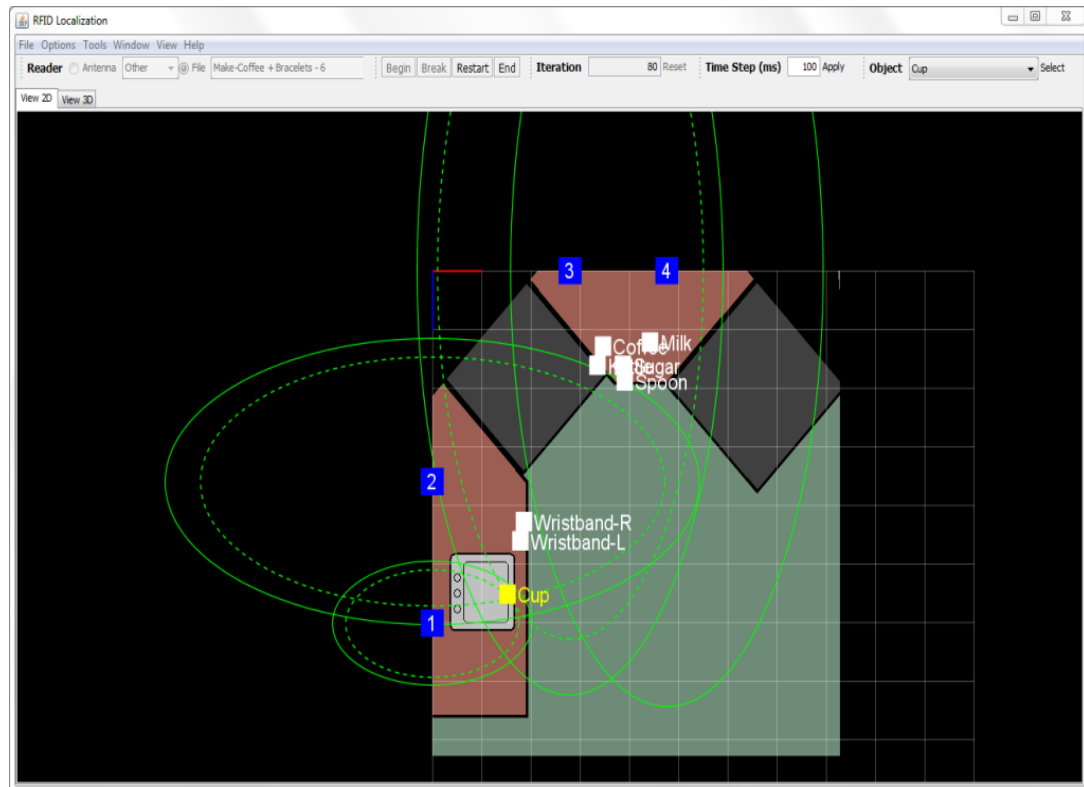


Figure 4.6 : Interface utilisateur RFID avec la vue 2D

4.3.3 SYSTÈME D'ANALYSE ÉLECTRIQUE

La figure 4.7 décrit, selon un diagramme UML, l'architecture générale du deuxième système. Précisément, ce système consiste à interpréter les fluctuations du courant dans le but d'identifier l'état des appareils électriques (allumé ou éteint) pour les communiquer aux autres agents.

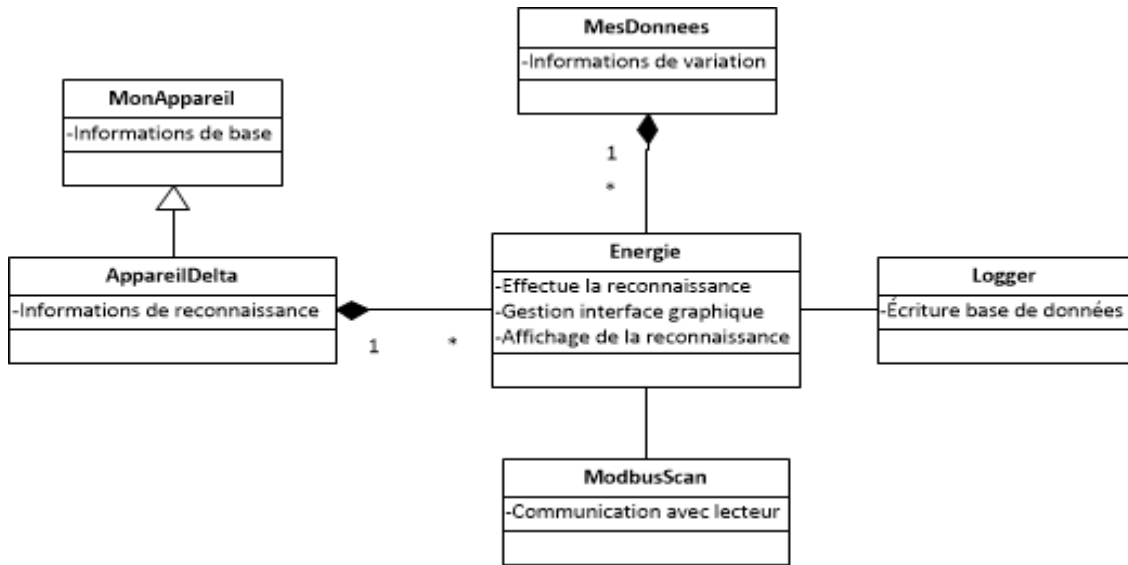


Figure 4.7 : Diagramme de classes de l'agent électrique

Dans le cas de l'agent électrique, le logiciel développé est constitué d'une interface utilisateur réalisée à partir du langage de programmation C#. L'interface utilisateur, présenté à la figure 4.8, comporte divers outils nécessaires à la facilitation du travail des chercheurs.

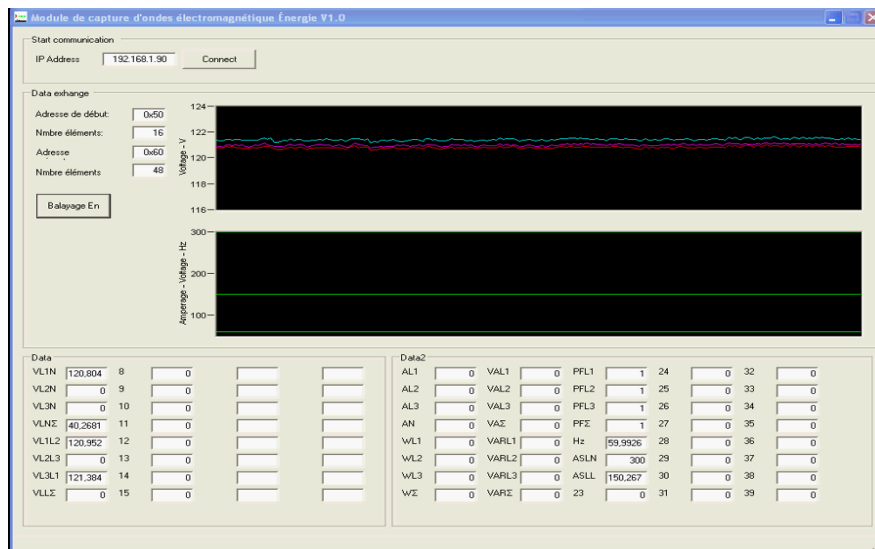


Figure 4.8 : Interface utilisateur du système d'analyse électrique

En fait, il offre l’affichage des différentes valeurs collectées par le module d’analyse, l’affichage des variations avec un aperçu graphique, l’ajustement et l’amélioration, etc.

4.3.4 SYSTÈME DE RECONNAISSANCE ET D’ASSISTANCE

Le diagramme UML simplifié, illustré à la figure 4.9, décrit le troisième système qui contient les agents qui se consacrent à l’identification des actions de base, à la reconnaissance d’activité et à l’assistance du résident. Pour être fonctionnel, ce système a besoin d’une bibliothèque de plans (séquences d’actions possibles) et d’une liste des actions à détecter (ensemble de relations topologiques et/ou d’états d’objets électriques).

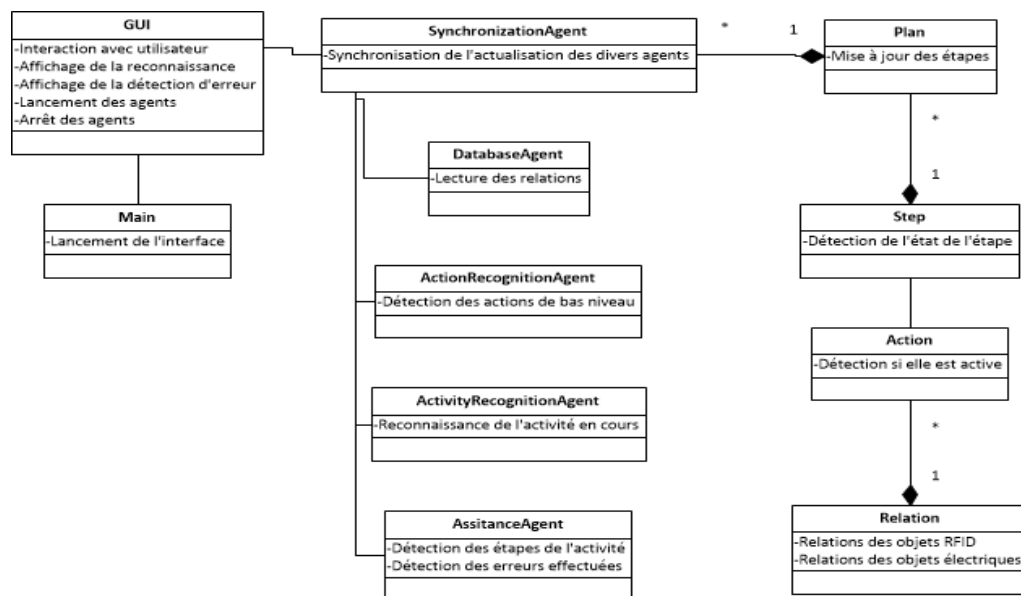


Figure 4.9 : Diagramme de classes des agents intelligents

D’abord, l’agent de reconnaissance d’action analyse les faits décrivant l’état de l’environnement (mis à jour par l’agent de gestion de la base de données) avant de passer le

résultat de sa détection (le début ou la fin d'une action) à l'agent de reconnaissance d'activité. Enfin, lors de la détection d'une nouvelle activité, l'agent d'assistance analyse la séquence d'actions afin de détecter les erreurs éventuelles pour se remettre dans un état de repos lorsque l'activité prend fin.

D'autre part, comme le montre la figure 4.10 qui présente l'interface graphique, l'algorithme de reconnaissance présente la probabilité, en temps réel, de chaque ADL afin de bien visualiser le traitement effectué par le réseau bayésien. Au début du processus, tous les AVQ ont une probabilité initiale en fonction du profil du patient, mais dès que des observations sont faites, l'agent de reconnaissance vient ajuster les différentes probabilités afin d'identifier l'activité en cours.

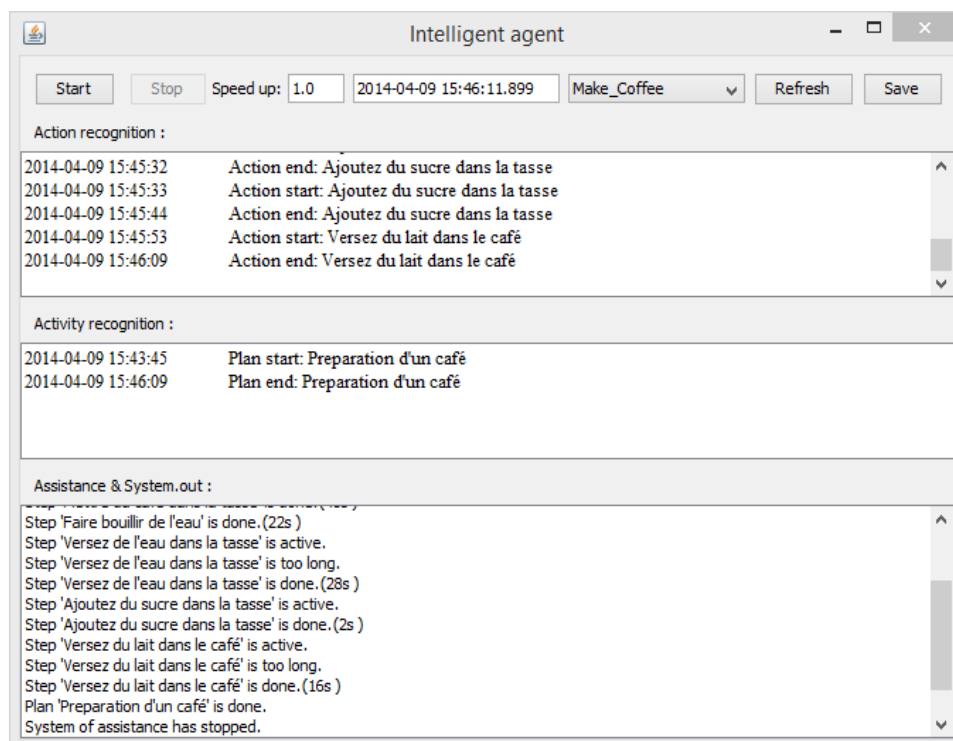


Figure 4.10 : Interface utilisateur des agents intelligents

4.3.5 GÉNÉRATION DE RAPPORTS

Afin de faciliter la gestion des résultats, l'utilisateur a toujours l'option de générer des rapports d'expérimentation. Cette fonctionnalité a été mise en œuvre pour faciliter la compilation des données et afin de mieux comprendre ce qui se passe pendant le processus de reconnaissance. Un rapport comprend diverses informations sur le test telles que la date et l'heure de début, la durée, la première reconnaissance, le temps de la reconnaissance totale et les événements importants qui se sont produits.

4.4 PROTOCOLE D'EXPÉRIMENTATION

Tel que mentionné précédemment, nous avons effectué quatre séries d'expérimentations dans le laboratoire. La première avait pour but de valider l'efficacité du système de positionnement. La deuxième série avait pour objectif de tester la méthode d'identification de l'état des appareils électriques. L'objectif de la troisième était de valider l'efficacité du système combiné pour la reconnaissance. Finalement, la quatrième série avait pour but de valider le fonctionnement du système d'assistance et de détection des erreurs. Les sections suivantes expliqueront donc l'ensemble des expérimentations qui ont été menées.

4.4.1 EXPÉRIMENTATION SUR LA LOCALISATION

Pour tester la précision et l'efficacité de l'algorithme de localisation, nous avons effectué des essais avec divers objets. L'objectif était simplement de positionner les objets à

différents endroits et d'évaluer si l'algorithme était en mesure de bien localiser ceux-ci. Précisément, les objets ont été placés à divers endroits stratégiques dans la cuisine pendant environ 300 itérations. Ensuite, les positions réelles ont été mesurées avec précision et nous les avons comparées avec les résultats obtenus.

Suite à la collecte de données, nous avons aussi fait varier les différents filtres utilisés par l'algorithme afin de valider l'efficacité de chacun d'eux. En fait, nous avons simplement utilisé les données enregistrées et nous avons analysé comment l'algorithme de trilatération réagissait avec et sans les filtres.

4.4.1.1 RÉSULTATS SUR LA PRÉCISION DU POSITIONNEMENT

En utilisant simplement la trilatération elliptique avec aucun filtre, l'algorithme a obtenu une précision moyenne de 15.79 cm. Nous avons testé la trilatération elliptique avec le filtre de réduction des fausses lectures et celui de la moyenne gaussienne, et nous avons obtenu une précision de 12.73 cm. Enfin, l'algorithme a été testé avec tous les filtres, y compris celui du comportement du mouvement, et il a obtenu une précision de 11.64 cm. Par rapport au modèle probabiliste associé à un filtre à particule de Vorst & al. [32], notre système de trilatération est plus précis de 8 à 14 cm, ce qui n'est pas négligeable. D'ailleurs, la figure 4.11 montre la performance du positionnement en pourcentage selon la taille de la région (10, 15, 20, 25 et 30 cm) où l'objet est localisé.

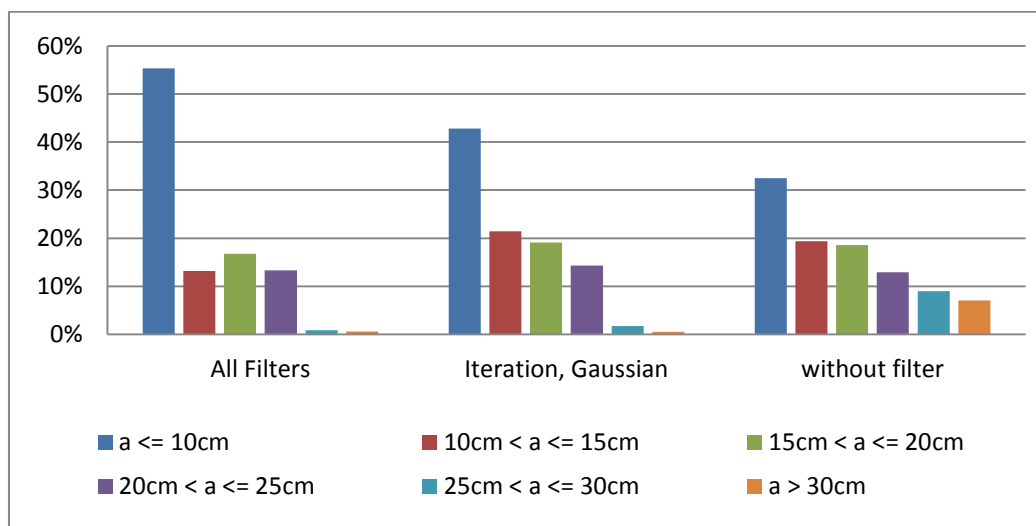


Figure 4.11 : Succès de la localisation en pourcentage selon la taille de la région en cm (a). Avec tous les filtres activés près de 60 % du temps, la localisation est dans une zone de 10 cm ou moins

La première chose que nous pouvons remarquer, c'est que la précision améliore avec l'ajout de chacun des filtres. En fait, nous étions agréablement surpris de voir à quel point le filtre de comportement du mouvement a amélioré la précision, et ce, même s'il n'a pas été conçu spécialement à cet effet.

De plus, la trajectoire et la stabilité sont considérablement améliorées comme le démontre la figure 4.12. Dans cette figure, on présente un objet immobile et l'on voit clairement que lorsque le filtre de comportement du mouvement est activé (image de droite), cela améliore grandement la stabilité. D'ailleurs, ceci est particulièrement utile pour détecter si un objet est actif ou inactif. Avec l'utilisation du filtre de comportement du mouvement, les faux déplacements sont grandement diminués, ce qui peut permettre de détecter plus facilement si un objet se déplace ou non.

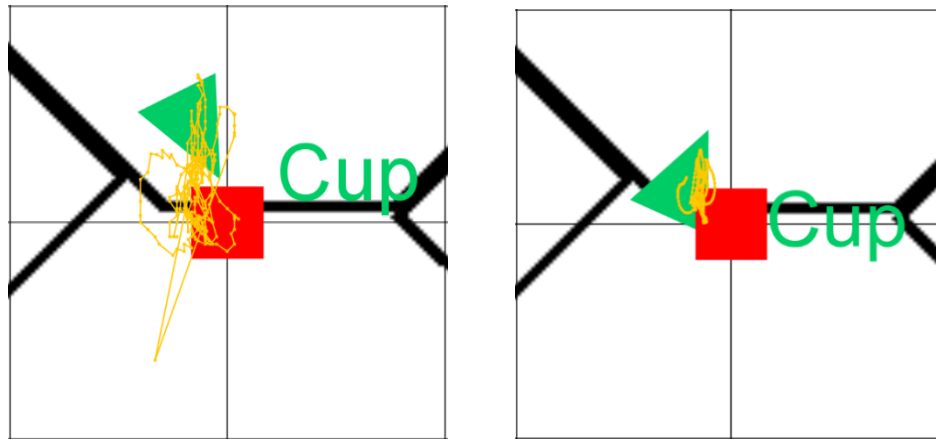


Figure 4.12 : L'image à gauche est obtenue sans le filtre de comportement du mouvement et l'image à droite est obtenue en l'utilisant

Après une analyse complète des résultats, nous pouvons conclure que chacun des composants du système de localisation RFID est efficace et leur combinaison offre une bonne stabilité et une haute précision.

4.4.2 EXPÉRIMENTATION SUR L'ASE

Les expérimentations pour le système ASE se sont déroulées en deux étapes distinctes. La première avait pour objectif de déterminer les valeurs caractéristiques de chacun des appareils qui sont essentielles pour la reconnaissance. Quant à elle, la deuxième étape avait pour but de déterminer si l'algorithme était réellement efficace pour détecter les objets allumés ou éteints.

Pour faire l'acquisition des données, nous avons effectué au moins une cinquantaine de tests consécutifs de mise sous et hors tension pour chacun des appareils. En fait, 16 appareils présents dans la maison intelligente (voir le tableau 4.1) ont été analysés à tour de

rôle. Cela signifie qu'un seul appareil fonctionnait à la fois. Tout d'abord, un appareil était allumé et puis il était éteint. Ce processus a été répété 50 fois pour le même appareil. Ceci a permis d'identifier les caractéristiques spécifiques de chaque équipement. En fait, ces expériences consistaient à extraire la variation maximale de la puissance active et réactive lors d'un événement. Ces données ont été enregistrées au cours de la détection d'un événement (par exemple : l'appareil est mis en marche). Inévitablement, les valeurs des événements contraires (marche/arrêt) sont censées être presque identiques en valeur absolue parce que les appareils ont besoin d'énergie pour s'alimenter et cette énergie équivaut à ce qu'ils perdent quand ils sont éteints. D'ailleurs, pendant la durée des enregistrements, toutes les données ont été conservées dans des fichiers. Suite à cette collecte, nous avons dû estimer les deltas de puissance pour chacun des appareils. Nous avons donc opté pour un calcul de moyenne des variations de puissance afin de définir les seuils de l'algorithme de reconnaissance. Selon les valeurs obtenues, nous avons établi les différentes limites (le plus petit et le plus grand delta) en supposant que les variations de puissance sont légèrement plus ou moins grandes lorsque l'appareil est allumé ou éteint.

Pour la seconde étape, celle de la validation du fonctionnement de l'algorithme de reconnaissance d'activité, une dizaine d'essais ont été effectués pour évaluer la précision de la détection de l'activation/désactivation des appareils, à l'exception du réfrigérateur (5 essais). Précisément, chaque appareil a été allumé et éteint 10 fois consécutives sans impliquer d'autres périphériques.

4.4.2.1 ANALYSE DE L'EFFICACITÉ DE L'ASE

Les résultats obtenus après avoir calculé la moyenne des deltas de puissance active et réactive pour chaque appareil sont présentés dans le tableau 4.1. D'ailleurs, les différents appareils alimentés par un courant électrique monophasé sont représentés en fonction de leurs deltas spécifiques, tandis que les appareils avec une alimentation en deux étapes distinctes, leurs deltas respectifs ont été ajoutés à la base de données en fonction des deux lignes utilisées. On notera que les identifiants (ID) qui sont utilisés correspondent aux dispositifs énumérés dans le tableau 4.1.

D'autre part, une analyse approfondie des données représentant le comportement de chaque appareil après avoir été allumées et éteintes a dû être faite afin d'obtenir les caractéristiques singulières de la base de données. Aussi, afin d'optimiser et d'améliorer les résultats de reconnaissance, nous avons réalisé une étude exhaustive de la répartition de ces signatures. Ces procédures ont permis d'éliminer les risques d'erreur d'identification en ciblant les appareils ménagers à risque élevé afin d'éliminer les ambiguïtés existantes.

Cette base de données, résultant de l'analyse des caractéristiques enregistrées pour chaque appareil, a été intégrée à l'algorithme d'identification des appareils en fonctionnement.

Tableau 4.1: Base de données des caractéristiques des appareils

Nom de l'appareil	ID	Ligne de courant	ΔP (ON)	ΔP (OFF)	ΔQ (ON)	ΔQ (OFF)
Rond de cuisinière No.1	1	L1-N, L2-N	L1 : (1005±150)W L2 : (969±150)W	L1 : (-1000±150)W L2 : (-964±150)W	L1: (774±150)W L2: (-576±130)W	L1: (-771±150)W L2: (577±130)W
Rond de cuisinière No.2	2	L1-N, L2-N	L1 : (649±130)W L2 : (604±130)W	L1 : (-643±130)W L2 : (-600±130)W	L1: (566±140)W L2: (-351±140)W	L1: (-564±140)W L2: (349±140)W
Rond de cuisinière No.3	3	L1-N, L2-N	L1 : (524±130)W L2 : (464±130)W	L1 : (-527±130)W L2 : (-463±130)W	L1: (517±150)W L2: (-283±130)W	L1: (-521±150)W L2: (276±130)W
Rond de cuisinière No.4	4	L1-N, L2-N	L1 : (1167±140)W L2 : (1116±130)W	L1: (-1166±140)W L2 : (-1122±130)W	L1: (857±120)W L2: (-657±100)W	L1: (-857±120)W L2: (659±100)W
Bouilloire	5	L2-N	L2: (1560±180)W	L2: (-1553±180)W	L2: (-403±275)W	L2: (398±275)W
Four	6	L1-N, L2-N	L1 : (1459±120)W L2 : (1408±100)W	L1 : (-1456±120)W L2 : (-1399±100)W	L1: (1030±120)W L2: (-802±75)W	L1: (-1023±120)W L2: (798±75)W
Grille-pain	7	L2-N	L2: (873±130)W	L2 : (-869±130)W	L2 : (-178±120)W	L2 : (177±120)W
Hotte	8	L1-N	L1 : (153±80)W	L1 : (-155±80)W	L1: (388±275)W	L1: (-389±275)W
Cafetière	9	L1-N	L1 : (950±100)W	L1 : (-945±100)W	N/A	N/A
Micro-onde	10	L2-N	(1045±165)W	(-1050±165)W	N/A	N/A
Séchoir (mode 1)	11	L3-N	L3 : (1719±300)W	L3 : (-1705±300)W	L3 : (-349±250)W	L3 : (341±250)W
Séchoir (mode 2)	12	L3-N	L3 : (759±175)W	L3 : (-749±175)W	L3 : (-181±350)W	L3 : (178±350)W
Malaxeur	13	L1-N	L1 : (417±175)W	L1 : (-247±175)W	L1 : (-236±110)W	L1 : (212±110)W
Mixette électrique	14	L1-N	L1 : (435±170)W	L1 : (-235±170)W	L1 : (400±120)W	L1 : (-372±120)W
Stéréo	15	L2-N	L2 : (725±525)W	L2 : (-725±525)W	L2 : (-684±600)W	L2 : (712±600)W
Réfrigérateur	16	L3-N	L3: (1100±400)W	L3: (-1025±400)W	L3: (1025±215)W	L3: (-1025±215)W

Pour la deuxième étape des expérimentations, le pourcentage d'identification des dispositifs est présenté à la figure 4.13. En analysant les résultats, nous avons constaté que, pour la majorité des appareils, la plupart des événements ont été détectés avec un taux de détection de 100 %. Néanmoins, certains dispositifs ont obtenu de faibles taux d'erreur qui sont compréhensibles. D'abord, la variation de puissance du ventilateur est tellement faible qu'il est difficile de détecter l'activation en raison du seuil élevé qui a été utilisé pour contrer la détection des fluctuations. Deuxièmement, pour la stéréo, la variation est

également vraiment faible. Donc, il y a deux cas possibles, soit l'événement se confond avec un autre changement ou soit la valeur est si petite qu'elle n'est pas détectée. Finalement, le réfrigérateur a une variation de puissance qui est aussi très petite ce qui cause le même problème que pour la stéréo et le ventilateur.

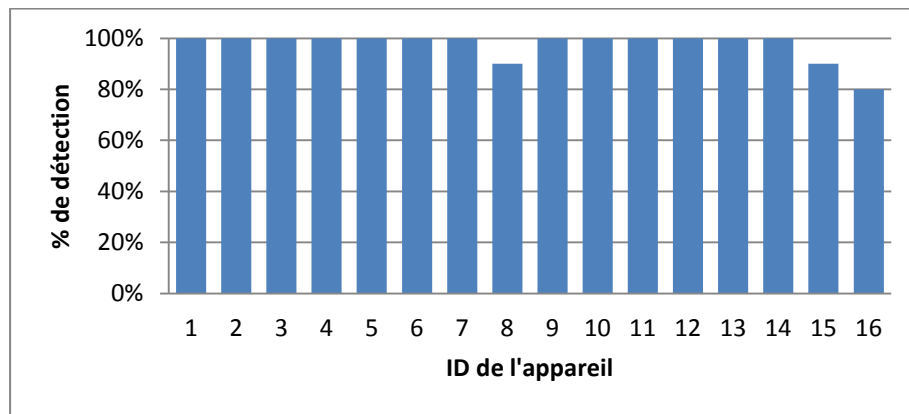


Figure 4.13 : Taux de détection des appareils

D'autre part, une certaine marge d'erreur sur l'identification des composants de la cuisinière a été tolérée, car il y a plusieurs signatures qui sont très similaires. Lors des expérimentations, en ce qui concerne les ronds de la poêle, il est difficile de bien identifier le dispositif correspondant. Ce genre d'identification erronée a été accepté exceptionnellement pour les ronds de la cuisinière, car ce qui est important c'est d'être en mesure de reconnaître que la cuisinière est en utilisation. En conclusion, les résultats obtenus sont plus qu'impressionnants pour ce qui est de l'identification des appareils électriques.

4.4.3 EXPÉRIMENTATION SUR LA RECONNAISSANCE

Afin de valider notre nouveau système de reconnaissance d'activités et de tester son efficacité, nous avons établi un protocole expérimental qui représente fidèlement la réalité des habitats intelligents. Pour ce faire, nous voulions couvrir une grande variété de scénarios liés aux activités de cuisine et développer un protocole expérimental détaillé pour obtenir des résultats significatifs. Nous avons voulu tester notre système hybride pour la reconnaissance des étapes, pour l'adaptation au profil du patient et pour la reconnaissance des activités. Un sujet humain a donc effectué 125 essais sur cinq scénarios distincts de cuisine (MakeCoffee, MakeTea, MakeSpaghetti, PrepareToast et PrepareHotChocolate). Chaque scénario a été effectué 25 fois.

4.4.3.1 EFFICACITÉ DU SYSTÈME DE RECONNAISSANCE

Pour les expérimentations sur l'identification des actions, l'algorithme a été en mesure d'identifier correctement les étapes en détail à 96.9 % du temps (taux de reconnaissance) tel que présenté dans la figure 4.14. En fait, les erreurs sont principalement causées par l'imprécision des capteurs RFID qui ont parfois des fluctuations dans les lectures. À certains moments, les relations topologiques ne sont donc pas correctement identifiées ce qui cause des erreurs de reconnaissance. Bien que ces résultats soient impressionnants, il doit être considéré que les activités ont été réalisées par simulation avec des humains qui n'ont pas de déficience cognitive.

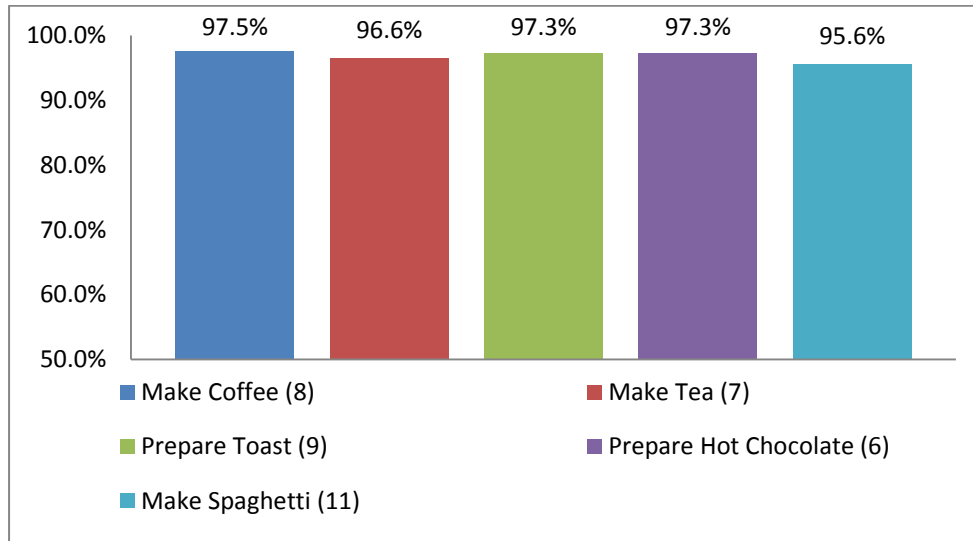


Figure 4.14 : Taux de reconnaissance des étapes

Deuxièmement, nous avons testé l'efficacité des probabilités dynamiques. Nous avons choisi deux AVQ (MakeCoffee, MakeTea) pour lesquels il y avait des étapes communes. Nous avons réalisé plusieurs fois chaque scénario et au fil du temps, le système a été en mesure d'identifier plus efficacement l'activité correspondant au profil du résident. De toute évidence, il est certain que les expériences ont été contrôlées, mais nous sommes convaincus que dans un contexte réel, les résultats seraient tout aussi impressionnants. D'ailleurs, dans un avenir rapproché, nous avons prévu faire des essais avec les patients souffrant de troubles cognitifs afin de placer le système dans un contexte plus réaliste.

Troisièmement, afin de confirmer la contribution de notre système hybride (combinant RFID et capteurs électriques), nous avons fait quelques expériences supplémentaires. En fait, comme nous l'avons mentionné précédemment, nous avons effectué plusieurs scénarios que nous avons simulés 25 fois chacun, et nous avons fait une comparaison. Par exemple, nous avons effectué la préparation d'un café en utilisant

uniquement la technologie RFID. Par la suite, nous avons répété le même scénario avec juste l'analyse du système électrique, et enfin, nous avons utilisé le système de reconnaissance hybride. Nous avons également effectué d'autres scénarios (la préparation d'un pain grillé, de routine du matin, etc.) selon le même protocole pour comparer l'efficacité du système hybride. La figure 4.15 montre les taux de reconnaissance selon deux scénarios spécifiques et il montre clairement un gain avec l'utilisation du système hybride.

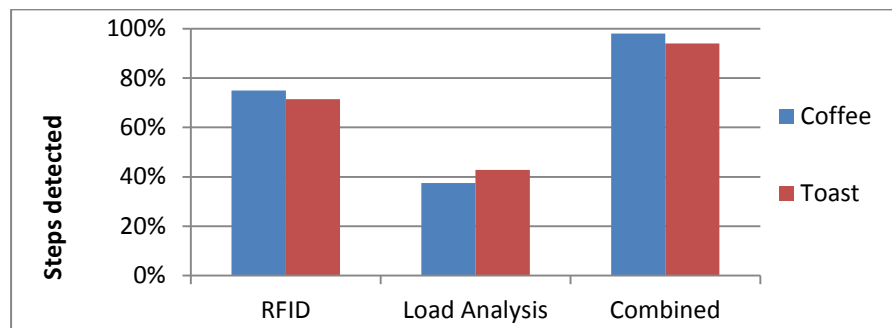


Figure 4.15 : Comparaison des systèmes de capteur unique et du système hybride

4.4.3.2 COMPARAISON AVEC LES AUTRES TECHNOLOGIES

Pour comparer les différentes technologies, nous avons aussi effectué une analyse des différentes étapes d'activités classiques. Nous avons analysé plusieurs activités communes afin de nous donner un aperçu représentatif des étapes habituelles. Ensuite, selon la littérature et nos propres expériences, nous avons identifié les limites de chaque famille de systèmes de reconnaissance selon la technologie utilisée. Le tableau 4.2 montre en détail les résultats de l'analyse comparative.

Tableau 4.2 : Comparaison des différentes technologies de reconnaissance avec des étapes typiques d'activité

	Caméra	Capteurs binaires	RFID	ASE	Hybride
Détecter l'utilisation d'un appareil électrique.		X		X	X
Détecter l'arrêt d'un appareil électrique.		X		X	X
Détecter la position des objets.	X		X		X
Détecter le mouvement des objets.	X		X		X
Détecter les interactions entre les objets.	X		X		X
Détecter l'ouverture d'un panneau ou d'une porte.	X	X			
Détecter l'ouverture du réfrigérateur.	X			X	X
Détecter la position du résident.	X	X	X		X
Détecter l'orientation du résident.	X	X	X		X
Détecter l'ouverture d'une valve d'eau.	X	X			

Il est intéressant de noter que le système de reconnaissance hybride est en mesure d'identifier la majorité des étapes classiques d'une activité. Toutefois, notre système a encore quelques limitations pour la reconnaissance de certains événements spécifiques qui ne sont pas basées sur l'activité électrique ou sur les mouvements des objets. Néanmoins, il ne faut pas négliger le fait que notre système permet de reconnaître facilement une grande variété de scénarios par rapport à d'autres technologies.

4.4.4 EXPÉRIMENTATION SUR L'ASSISTANCE

D'autre part, nous avons effectué d'autres expérimentations pour évaluer le système d'assistance. Pour cela, nous avons utilisé les mêmes scénarios que dans la phase précédente. Cependant, cette fois, nous avons surtout focalisé sur la détection d'erreurs. Ces AVQ ont été simulés 15 fois par un sujet humain dans notre environnement intelligent, mais lors de la réalisation, certaines erreurs cognitives typiques qui ont été introduites. De

plus, chacun des scénarios erronés a été testé avec différents systèmes (RFID, analyse de charge et combiné).

4.4.4.1 EFFICACITÉ DU SYSTÈME DE DÉTECTION DES ERREURS

Sur un total de 75 exécutions erronées, notre nouveau modèle a correctement identifié presque toutes les erreurs. Toutefois, encore une fois, en raison de l'inexactitude des capteurs, le système a eu des difficultés à détecter avec précision la durée de chaque action et, par le fait même, les erreurs liées à l'aspect temporel. La figure 4.16 nous montre le taux d'identification en fonction du système utilisé et selon le type d'erreur. Cela montre clairement les avantages du système de détection hybride.

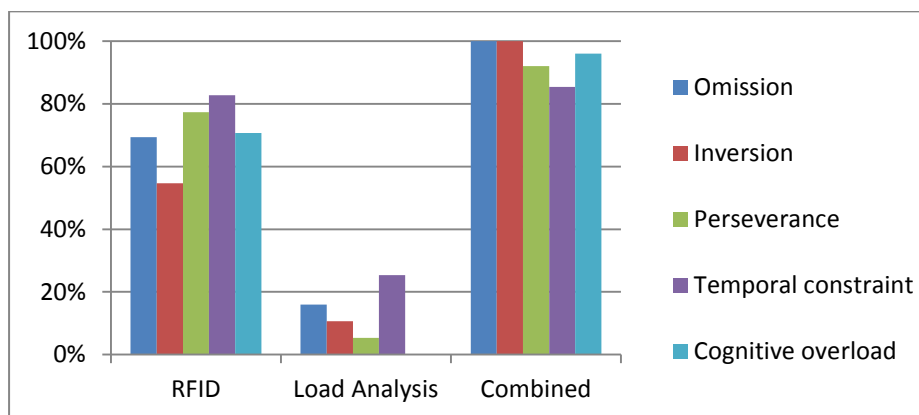


Figure 4.16 : Comparaison du système de capteur hybride

4.4.4.1 COMPARAISON AVEC LES AUTRES TECHNOLOGIES

Pour comparer les différentes technologies, nous avons aussi effectué une analyse comparative avec les autres systèmes d'assistance. Nous avons analysé plusieurs comportements erratiques communs que les patients atteints d'insuffisance cognitive

effectuent généralement. Ensuite, d'après la littérature et nos propres expériences, nous avons identifié les limites de chaque système d'assistance. D'ailleurs, le tableau 4.3 montre les résultats de cette analyse.

Tableau 4.3 : Comparaison des différentes technologies d'assistance

	COACH	Hamid and al.	Autominder	ILA	Chu & al.	Our approach
Omission	X		X	X	X	X
Inversion						X
Persévérance					X	X
Contraintes temporelles						X
Surcharge cognitive						X
Problème de gestion d'horaire			X		X	
Détection des chutes		X		X		

Il est intéressant de noter que notre système de reconnaissance hybride a été en mesure d'identifier la majorité des comportements erratiques contrairement à d'autres systèmes où l'on s'attarde peu à la détection des erreurs cognitives. Enfin, nous pouvons conclure que notre système de soutien hybride permet de reconnaître une grande variété d'erreurs et il permet de fournir une assistance appropriée tout en ayant un faible degré d'intrusion.

4.4.5 DIFFICULTÉS D'EXPÉRIMENTATION

Avant de conclure sur la partie expérimentale de ce chapitre, il pourrait être utile d'examiner les problèmes que nous avons rencontrés au cours des essais. Nous avons décidé de documenter les problèmes ici pour servir de guide pour les autres qui voudraient

mener des expériences similaires. Tout d'abord, la majorité des problèmes proviennent du système RFID. En fait, le positionnement des objets dans notre maison intelligente n'était pas toujours précis en raison de la limitation de la technologie. Par conséquent, parfois l'algorithme croyait que les objets étaient ailleurs que dans la zone d'activité. Cela a conduit à une diminution du taux de reconnaissance. Deuxièmement, lors des essais en essayant de reconnaître l'activité, nous avons été obligés de contrôler les objets présents dans l'habitat, car les objets étaient parfois reconnus lorsqu'ils étaient dans les armoires. Donc, lorsque les antennes RFID les détectent, le système de positionnement croit qu'ils sont sur le comptoir de la cuisine plutôt qu'à leur position correcte (dans l'armoire). D'ailleurs, ce problème peut être résolu simplement en ajoutant carrément un bouclier sur (ou à l'intérieur) de l'armoire. Le bouclier peut être une feuille d'aluminium, et il devrait être en mesure de bloquer les comportements indésirables des antennes.

4.5 CONCLUSION

Ce chapitre avait pour objectif de présenter notre nouveau modèle de reconnaissance et d'assistance qui combine la technologie RFID [39] et celle d'ASE [30]. Dans la première partie du chapitre, nous avons décrit la mise en œuvre du modèle dans la maison intelligente du LIARA. Nous avons décrit l'infrastructure de l'appartement et les différents capteurs utilisés. Cette section a également examiné l'utilisation de l'information et les choix des différentes technologies.

Ensuite, la deuxième section a décrit les logiciels développés. Nous avons donné des détails en ce qui concerne les différentes modélisations et les modules les plus importants

afin d'avoir une idée globale du travail qui a été fait. Cette section décrit, en particulier, l'architecture logicielle, les détails de mise en œuvre et l'implémentation des différents agents.

Dans la troisième section, nous avons décrit les essais réalisés et les résultats obtenus. La section a décrit les protocoles expérimentaux qui ont été utilisés pour valider notre approche et évaluer son rendement. Enfin, dans cette section, nous avons aussi présenté les résultats que nous avons obtenus. Pour faciliter l'organisation, nous avons divisé les expérimentations et les résultats en quatre sections. Les deux premières ont présenté l'efficacité des systèmes de positionnement et d'analyse des signaux électriques. La troisième section a permis de valider l'intégration de l'algorithme de reconnaissance et la quatrième a testé le système d'assistance et de détection des erreurs. Pour chacun de ces essais, nous avons décrit nos résultats selon des angles différents. Cette section nous a permis de voir que notre système fournit une très bonne performance dans un contexte réaliste. Également, elle a souligné l'importance de la combinaison des technologies dans une approche de reconnaissance. Le chapitre suivant décrira les inconvénients de l'approche et les travaux futurs.

CHAPITRE 5

CONCLUSION GÉNÉRALE

Le projet de recherche de maîtrise présentée à travers les chapitres précédents apporte de nouvelles solutions possibles au problème décrit dans l'introduction. L'intention principale était d'étudier la combinaison des technologies afin de prendre part au processus complexe de reconnaissance d'activité d'une personne ayant une déficience cognitive. Au chapitre 2, nous avons été en mesure d'évaluer l'importance de prendre en compte la nécessité d'utiliser plus d'une technologie pour la reconnaissance des AVQ et pour l'identification des erreurs cognitives faites par les patients dans certaines situations spécifiques.

Nous avons également vu dans le deuxième chapitre que de nombreuses approches ont été développées pour résoudre ce problème en général. Cependant, comme nous l'avons décrit précédemment, les approches proposées dans la littérature n'ont pas été conçues pour répondre spécifiquement au problème complexe de l'assistance dans les maisons intelligentes. Ensuite, dans le chapitre suivant, nous avons présenté notre modèle hybride qui permet de résoudre ce problème en grande partie. En particulier, cette nouvelle approche qui combine les technologies de RFID et d'ASE permet la reconnaissance de nombreux AVQ dans les moindres détails. Le nouveau modèle permet d'augmenter les standards de performances par rapport aux travaux antérieurs tout en améliorant la

détection des erreurs commises par le résident en raison de sa déficience cognitive. Au quatrième chapitre, nous avons présenté l'implémentation de notre modèle dans un contexte réel d'habitat intelligent et nous avons également décrit les résultats des expérimentations que nous avons menées. Ce projet a été réalisé selon une méthodologie stricte de recherche. Pour chaque phase, nous avons établi des objectifs précis que nous avons passés en revue dans la section suivante.

5.1 OBJECTIFS RÉALISÉS

Le premier objectif avait pour but d'acquérir des connaissances spécialisées du domaine d'études entourant le sujet problématique de ce mémoire de maîtrise. Il a été réalisé dans un premier temps en accomplissant un examen des importantes œuvres existantes pour la reconnaissance d'activités (Mihailidis [41], Jakkula & Cook [27], Pollack [62]) et plus particulièrement, ceux qui ont précédé les travaux actuels (Bouchard [39], Belley [30]). Cet examen a permis de trouver des solutions possibles qui nous ont conduits à la contribution de ce mémoire.

Le deuxième objectif consistait à proposer une nouvelle approche permettant de résoudre les problèmes énoncés précédemment. Nous avons donc décrit nos récents progrès vers le développement d'un système d'assistance en temps réel basé sur la technologie RFID passive et celle d'ASE des appareils. Nous avons montré que l'utilisation de plusieurs capteurs peut augmenter considérablement le niveau de précision ce qui est utile pour offrir une assistance adéquate. En outre, ce nouveau modèle bayésien présente plusieurs avantages pour l'assistance dans les maisons intelligentes, car il ne repose pas sur des

technologies coûteuses, invasives ou difficiles à déployer. De plus, notre nouvel algorithme effectue de l'assistance étape par étape de nombreux scénarios d'AVQ lui permettant de détecter au moins cinq types d'erreurs. Sans oublier que notre modèle distingue chaque couche de la reconnaissance avec une approche multi-agents. Il est donc facile d'ajouter de nouveaux capteurs, de modifier les algorithmes et d'adapter le système de reconnaissance.

Le troisième objectif visait à mettre en œuvre ce nouveau modèle dans un environnement concret. Cela a été fait en développant de nouveaux logiciels programmés en langage de programmation orienté objet (Java et C#) communiquant entre eux en utilisant une base de données. D'ailleurs, ces logiciels ont été intégrés aux infrastructures du LIARA. Dans cette phase, nous avons exploité les données brutes provenant des capteurs d'identification par radiofréquence et du capteur d'analyse de signaux électriques. Les logiciels développés ont respecté autant que possible une architecture multi-agents qui a permis la création d'un agent de reconnaissance, d'un agent d'assistance et d'autres agents d'interprétation des données fournies par les capteurs.

Enfin, le dernier objectif du projet consistait à valider le nouveau modèle de reconnaissance et d'assistance. Le but était aussi d'évaluer sa capacité à traiter les données brutes. À cette fin, quatre séries d'expérimentation distinctes ont été menées dans le laboratoire. Précisément, les deux premières ont validé les systèmes de positionnement et d'analyse des signaux électriques. Les deux autres séries avaient pour objectif de tester l'intégration des algorithmes de reconnaissance, d'assistance et de détection des erreurs.

D'ailleurs, les résultats ont été analysés et comparés avec d'autres approches pour compléter cet objectif.

5.2 REVUE DU MODÈLE DÉVELOPPÉ

En résumé, notre approche a proposé d'intégrer les informations extraites de deux modèles qui avaient déjà fait leurs preuves (RFID [39] et ASE [30]). En combinant les deux types d'information, l'approche proposée dans ce mémoire possède un atout majeur par rapport aux autres approches existantes. De ce point, nous avons défini un modèle d'inférence basé sur un réseau bayésien qui permet de raisonner et de formuler des hypothèses sur les AVQ dans une maison intelligente.

Pour ce faire, des agents logiciels indépendants ont été développés. Les deux premiers traitent les données brutes des capteurs afin d'offrir des informations de qualité. En fait, un agent analyse d'abord les données recueillies par le système RFID. Ce processus permet de recueillir la position des objets dans la cuisine et les relations spatiales que les objets ont entre eux. Un deuxième agent, quant à lui, traite les informations recueillies par un analyseur de courant électrique installé au panneau principal de l'appartement. De cette analyse, l'agent identifie les différents changements d'état (marche/arrêt) des appareils électriques. Enfin, en combinant les informations transmises par ces deux systèmes, d'autres agents sont en mesure de reconnaître les activités et d'assister les patients dans leurs réalisations.

Suite à cette implémentation, nous avons vraiment testé l'algorithme afin de mesurer ses performances. Nous avons obtenu un taux de reconnaissance de 96.9 % ce qui signifie que lors des 125 essais menés, l'algorithme a pratiquement été en mesure d'identifier l'ensemble des activités et d'en décortiquer chacune des étapes. D'ailleurs, cette mesure de performance est essentielle, car nous ne voulions pas seulement un algorithme qui offre de bonnes performances en termes de reconnaissance d'activité, mais nous voulions une solution qui pourrait apporter une assistance en cas de problème.

D'ailleurs, il convient de noter que le modèle proposé a très bien été accueilli par la communauté scientifique. Tout au long de son développement, notre équipe de la Chaire de Recherche sur l'Intelligence Ambiante et les technologies d'Assistance Cognitive a écrit plusieurs publications auxquelles j'ai personnellement contribué. Précisément, les travaux ont mené à la publication de 3 articles de journaux [29, 34, 35] et de 4 articles de conférences internationales réputées [36-39].

5.3 LIMITATIONS ET TRAVAUX FUTURS

Certes, notre approche répond aux différents objectifs fixés initialement, mais malgré les résultats intéressants, il y a encore quelques limitations sur lesquelles nous devons travailler dans un avenir rapproché. Premièrement, il serait intéressant de tester notre système sur une plus grande échelle, avec plus de scénarios, avec un plus grand nombre de sujets et avec les patients souffrant de troubles cognitifs. Ces expérimentations supplémentaires permettraient de valider l'efficacité pour la reconnaissance des erreurs cognitives et de l'assistance offerte dans un contexte réel. Ces deux éléments sont essentiels

dans un contexte d'aide pour les patients âgés. Deuxièmement, il serait intéressant d'intégrer un mécanisme d'apprentissage, basé sur les récentes avancées dans le domaine de l'exploration de données, ce qui rendrait moins fastidieuse la création de la bibliothèque d'activités. Troisièmement, nous travaillons actuellement à améliorer la précision de notre modèle de RFID en incluant de nouveaux filtres (Kalman, Monte-Carlo...) pour le traitement des signaux. Finalement, il serait intéressant d'intégrer d'autres technologies à notre modèle afin d'augmenter les performances de celui-ci. Bien que la combinaison des technologies RFID et d'ASE a permis d'améliorer grandement les standards en termes de reconnaissance d'activités, il est possible de faire mieux en intégrant d'autres technologies.

5.4 BILAN PERSONNEL DU TRAVAIL DE RECHERCHE

En conclusion, je voudrais profiter de quelques derniers mots à faire une évaluation personnelle de mon initiation au monde de la recherche. Le trajet effectué tout au long de ce projet a été un travail acharné et constant. Cependant, cette expérience a été très enrichissante et les connaissances acquises valaient bien tous ces efforts. J'ai pu mener à bien ce projet en raison de sa nature stimulante offerte par l'infrastructure de l'habitat intelligent au laboratoire LIARA. En tant que membre d'une équipe multidisciplinaire formidable, j'ai eu la chance de participer à l'élaboration et le développement de nombreux projets de recherche. Cette expérience m'a permis de développer de nouvelles compétences qui me seront certainement utiles dans le futur. Cette expérience enrichissante m'a aussi permis d'apporter une contribution à la communauté scientifique dans mon domaine de recherche. Après une telle introduction positive à la recherche, je regarde seulement vers la poursuite des études doctorales. Ces

études me permettront certainement de continuer à développer mes connaissances en tant que chercheur, et ainsi, enrichir ma soif de savoir.

ANNEXE A

SCÉNARIOS D'EXPÉRIMENTATION

Afin de mettre le système à l'essai et d'en valider l'efficacité, nous avons développé plusieurs scénarios réalisables dans une cuisine. Parmi ceux-ci, nous avons mis au point un scénario de préparation d'un café et un autre de préparation d'un sandwich grillé au jambon. D'ailleurs, afin de faciliter les modifications des scénarios et l'ajout de nouveaux, nous avons utilisé la technologie XML. Voici donc un exemple d'actions et de plan qui ont été implémentés.

```
<Action name="Faire bouillir de l'eau">
  <ElectricalState state="1" obj_id="Kettle"></ElectricalState>
</Action>
<Action name="Versez de l'eau dans la tasse">
  <Relation type="1" obj0_id="Cup" obj1_id="Kettle"></Relation>
  <Relation type="1" obj0_id="Cup" obj1_id="Counter2"></Relation>
  <Relation type="1" obj0_id="Kettle" obj1_id="Counter2"></Relation>
</Action>
<Action name="Ajoutez du sucre dans la tasse">
  <Relation type="1" obj0_id="Cup" obj1_id="Sugar"></Relation>
  <Relation type="1" obj0_id="Sugar" obj1_id="Spoon"></Relation>
  <Relation type="1" obj0_id="Cup" obj1_id="Spoon"></Relation>
  <Relation type="1" obj0_id="Cup" obj1_id="Counter2"></Relation>
  <Relation type="1" obj0_id="Sugar" obj1_id="Counter2"></Relation>
  <Relation type="1" obj0_id="Spoon" obj1_id="Counter2"></Relation>
</Action>
<Action name="Versez du lait dans le café">
  <Relation type="1" obj0_id="Cup" obj1_id="Milk"></Relation>
  <Relation type="1" obj0_id="Cup" obj1_id="Counter2"></Relation>
  <Relation type="1" obj0_id="Milk" obj1_id="Counter2"></Relation>
</Action>
```

Figure A.1: Exemple de description d'actions

```
<Plan name="Preparation d'un café">
  <Step id="0" bayesian_step="true" name="Placer les objets nécessaires"
    file="0" duration_min="0" duration_max="20000"></Step>
  <Step id="1" start_constraint="0" name="Mettre du café dans la tasse"
    file="1" duration_min="0" duration_max="15000"></Step>
  <Step id="2" start_constraint="0" name="Faire bouillir de l'eau"
    duration_min="10000" duration_max="60000"></Step>
  <Step id="3" start_constraint="2" name="Versez de l'eau dans la tasse"
    file="2"></Step>
  <Step id="4" start_constraint="0" name="Ajoutez du sucre dans la tasse"
    file="3" duration_min="0" duration_max="15000"></Step>
  <Step id="5" start_constraint="3" name="Versez du lait dans le café"
    file="4"></Step>
</Plan>
```

Figure A.2 : Exemple de définition d'un plan

BIBLIOGRAPHIE

- [1] U. Nations, "World Population Ageing 2009," *Department of Economic and Social Affairs: Population Division*, p. 129, 2009.
- [2] "Rapport de la consultation publique sur les conditions de vie des aînés," *Ministère de la Famille et des Aînés du Québec*, pp. 1-168, 2008.
- [3] G. S. Abdulrazak B., Bouchard B., Pigot H., Mokhtari M., "Toward Useful Services for Elderly and People with Disabilities," *Proc. of International Conference on Smart Homes and Health Telematics, ICOST 2011, Montreal, Springer LNCS*, p. 327, 2011.
- [4] J. Diamond, *A report on Alzheimer's disease and current research: Alzheimer Society of Canada*, 2006.
- [5] D. J. Patterson, O. Etzioni, D. Fox, and H. Kautz, "Intelligent ubiquitous computing to support Alzheimer's patients: Enabling the cognitively disabled," in *ADJUNCT PROCEEDINGS*, 2002, p. 21.
- [6] S. J. Russell, P. Norvig, J. F. Canny, J. M. Malik, and D. D. Edwards, *Artificial intelligence: a modern approach* vol. 2: Prentice hall Englewood Cliffs, 1995.
- [7] N. C. Augusto J., "Designing Smart Homes: the role of artificial intelligence, State of the Art Survey," *Lecture Notes in Artificial Intelligence (LNAI 4008)*, Springer-Verlag, pp. 1-183, 2006.

- [8] M. A. Pigot H., Giroux S., "The intelligent habitat and everyday life activity support," in *5th International Conference on Simulations in Biomedicine*, 2003.
- [9] M. Niazi and A. Hussain, "Agent-based computing from multi-agent systems to agent-based models: a visual survey," *Scientometrics*, vol. 89, pp. 479-499, 2011.
- [10] M. Wooldridge, *An introduction to multiagent systems*: John Wiley & Sons, 2009.
- [11] VanTassel M., J. Bouchard, Bouchard B., and B. A., "Guidelines for Increasing Prompt Efficiency in Smart Homes according to the Resident's Profile and Task Characteristics " *Proceedings of the 9th Int. Conference on Smart Homes and Health Telematics (ICOST)*, Springer publisher, *Lecture Notes in Computer Science (LNCS)*, Montréal (QC), Canada, pp. 112-120, June 20-23 2011.
- [12] S. Carberry, "Techniques for Plan Recognition," *User Modeling and User-Adapted Interaction*, vol. 11, pp. 31-48, 2001/03/01 2001.
- [13] C. F. Schmidt, N. S. Sridharan, and J. L. Goodson, "The plan recognition problem: An intersection of psychology and artificial intelligence," *Artificial Intelligence*, vol. 11, pp. 45-83, 1978.
- [14] K. Z. Haigh, L. M. Kiff, and G. Ho, "The independent lifestyle assistant: Lessons learned," *Assistive Technology*, vol. 18, pp. 87-106, 2006.
- [15] D. Patterson, H. Kautz, and D. Fox, "Pervasive computing in the home and community," in *Pervasive Computing in Healthcare*, ed: CRC Press, 2007, pp. 79-103.
- [16] J. Hoey, P. Poupart, A. v. Bertoldi, T. Craig, C. Boutilier, and A. Mihailidis, "Automated handwashing assistance for persons with dementia using video and a

- partially observable Markov decision process," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 114, pp. 503-519, 2010.
- [17] B. Bouchard, A. Bouzouane, and S. Giroux, "A keyhole plan recognition model for alzheimer's patients," *Journal of applied artificial intelligence*, Taylor & Francis, pp. 623–658, 2007.
- [18] P. Roy, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "Challenging issues of ambient activity recognition for cognitive assistance," *Handbook of research on Ambient Intelligence and Smart Environnements: Trends and Perspective*, M. a. N. C. Editors, pp. 320-345, 2011.
- [19] S. Katz, A. B. Ford, R. W. Moskowitz, B. A. Jackson, and M. W. Jaffe, "Studies of illness in the aged: The index of adl: a standardized measure of biological and psychosocial function," *JAMA*, vol. 185, pp. 914-919, 1963.
- [20] J. C. Augusto, J. Liu, P. McCullagh, and H. Wang, "Management of uncertainty and spatio-temporal aspects for monitoring and diagnosis in a Smart Home," *International Journal of Computational Intelligence Systems* vol. 1, pp. 361 - 378, 2008.
- [21] H. A. Kautz, "A formal theory of plan recognition and its implementation," in *Reasoning about plans*, ed: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1991, pp. 69-124.
- [22] D. H. Wilson and C. Atkeson, "Simultaneous tracking and activity recognition (STAR) using many anonymous, binary sensors," in *Pervasive computing*, ed: Springer, 2005, pp. 62-79.

- [23] P. Naïm, P.-H. Wuillemin, P. Leray, O. Pourret, and A. Becker, *Réseaux bayésiens*: Editions Eyrolles, 2011.
- [24] J. R. Norris, *Markov chains*: Cambridge university press, 1998.
- [25] U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, and P. Smyth, "From data mining to knowledge discovery in databases," *AI magazine*, vol. 17, p. 37, 1996.
- [26] M. T. Moutacalli, A. Bouzouane, and B. Bouchard, "New frequent pattern mining algorithm tested for activities models creation," in *Computational Intelligence in Healthcare and e-health (CICARE), 2014 IEEE Symposium on*, 2014, pp. 69-76.
- [27] V. Jakkula and D. J. Cook, "Mining Sensor Data in Smart Environment for Temporal Activity Prediction," *Poster session at the ACM SIGKDD, San Jose, CA*, 2007.
- [28] L. Fiore, D. Fehr, R. Bodor, A. Drenner, G. Somasundaram, and N. Papanikolopoulos, "Multi-Camera Human Activity Monitoring," *Journal of Intelligent & Robotics Systems*, vol. 52, pp. 5-43, 2008.
- [29] K. Bouchard, D. Fortin-Simard, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "Accurate RFID Trilateration to Learn and Recognize Spatial Activities in Smart Environment," *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 2013, pp. 1-16, 2013.
- [30] C. Belley, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "An efficient and inexpensive method for activity recognition within a smart home based on load signatures of appliances," *Pervasive and Mobile Computing*, 2013.

- [31] C. Hekimian-Williams, B. Grant, and P. Kumar, "Accurate localization of RFID tags using phase difference," *2010 IEEE International Conference on RFID IEEE RFID 2010*, pp. 89-96, 2010.
- [32] P. Vorst, S. Schneegans, Y. Bin, and A. Zell, "Self-Localization with RFID snapshots in densely tagged environments," in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Nice, France, 2008, pp. 1353-1358.
- [33] D. Fortin-Simard, K. Bouchard, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "Accurate Passive RFID Localization System for Smart Homes," presented at the NESEA, Liverpool, UK, 2012.
- [34] D. Fortin-Simard, J. Bilodeau, K. Bouchard, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "Exploiting Passive RFID Technology for Activity Recognition in Smart Homes."
- [35] K. Bouchard, D. Fortin-Simard, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "Accurate Trilateration for Passive RFID Localization in Smart Homes," *International journal of wireless information networks*, vol. 21, pp. 32-47, 2014.
- [36] J.-S. Bilodeau, D. Fortin-Simard, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "Assistance in smart homes: Combining passive RFID localization and load signatures of electrical devices," in *Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), 2014 IEEE International Conference on*, 2014, pp. 19-26.
- [37] D. Fortin-Simard, J.-S. Bilodeau, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "Human activity recognition in smart homes: Combining passive RFID and load

- signatures of electrical devices," in *Intelligent Agents (IA), 2014 IEEE Symposium on*, 2014, pp. 22-29.
- [38] D. Fortin-Simard, K. Bouchard, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "Accurate passive RFID localization system for smart homes," in *Networked Embedded Systems for Every Application (NESEA), 2012 IEEE 3rd International Conference on*, 2012, pp. 1-8.
- [39] J.-S. B. Kevin Bouchard, Dany Fortin-Simard, Sebastien Gaboury, Bruno Bouchard and Abdenour Bouzouane, "Human Activity Recognition in Smart Homes Based on Passive RFID Localization," *ACM*, p. 8, 2014.
- [40] V. R. Jakkula and D. J. Cook, "Enhancing Smart Home Algorithms Using Temporal Relations," in *Technology and Aging*. vol. 21, A. Mihailidis, J. Boger, H. Kautz, and L. Normie, Eds., ed Amsterdam: IOS Press, 2008, pp. 3-10.
- [41] B. J. Mihailidis A., Canido M., and Hoey J., "The COACH prompting system to assist older adults with dementia through handwashing: An efficacy study," *BMC geriatrics*, vol. 8, p. 28, 2008.
- [42] M. Weiser, "The computer for the 21st century," *Scientific american*, vol. 265, pp. 94-104, 1991.
- [43] D. J. Cook, M. Youngblood, and S. K. Das, "A multi-agent approach to controlling a smart environment," in *Designing smart homes*, ed: Springer, 2006, pp. 165-182.
- [44] C.-L. Wu, C.-F. Liao, and L.-C. Fu, "Service-oriented smart-home architecture based on OSGi and mobile-agent technology," *Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on*, vol. 37, pp. 193-205, 2007.

- [45] T. Giovannetti, D. J. Libon, L. J. Buxbaum, and M. F. Schwartz, "Naturalistic action impairments in dementia," *Neuropsychologia*, vol. 40, pp. 1220-1232, 2002.
- [46] C. Baum and D. F. Edwards, "Cognitive performance in senile dementia of the Alzheimer's type: The Kitchen Task Assessment," *American Journal of Occupational Therapy*, vol. 47, pp. 431-436, 1993.
- [47] M. F. Schwartz, M. Segal, T. Veramonti, M. Ferraro, and L. J. Buxbaum, *The Naturalistic Action Test: A standardised assessment for everyday action impairment* vol. 12. Hove, ROYAUME-UNI: Psychology Press, 2002.
- [48] T. L. S. Giroux, A. Bouzouane, B. Bouchard, H. Pigot, J. Bauchet, "The Praxis of Cognitive Assistance in Smart Homes, in: B. Gottfried, H.K. Aghajan (Eds.) Behaviour Monitoring and Interpretation," *IOS Press*, vol. BMI Book, pp. 183-211, 2009.
- [49] Y. Waern and R. Ramberg, "People's perception of human and computer advice," *Computers in Human Behavior*, vol. 12, pp. 17-27, 1996.
- [50] M. P. Georgeff and A. L. Lansky, "Reactive reasoning and planning," in *AAAI*, 1987, pp. 677-682.
- [51] D. J. Patterson, D. Fox, H. Kautz, and M. Philipose, "Fine-Grained Activity Recognition by Aggregating Abstract Object Usage," presented at the Proceedings of the Ninth IEEE International Symposium on Wearable Computers, 2005.
- [52] J. Boger, J. Hoey, P. Poupart, C. Boutilier, G. Fernie, and A. Mihailidis, "A planning system based on Markov decision processes to guide people with dementia

- through activities of daily living," *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on*, vol. 10, pp. 323-333, 2006.
- [53] R. P. Goldman, C. W. Geib, and C. A. Miller, "A new model of plan recognition," in *Proceedings of the Fifteenth conference on Uncertainty in artificial intelligence*, 1999, pp. 245-254.
- [54] A. Mihailidis, J. Boger, M. Canido, and J. Hoey, "The use of an intelligent prompting system for people with dementia," *interactions*, vol. 14, pp. 34-37, 2007.
- [55] H. Aghajan, J. C. Augusto, C. Wu, P. McCullagh, and J.-A. Walkden, "Distributed vision-based accident management for assisted living," in *Pervasive Computing for Quality of Life Enhancement*, ed: Springer, 2007, pp. 196-205.
- [56] G. D. Forney Jr, "The viterbi algorithm," *Proceedings of the IEEE*, vol. 61, pp. 268-278, 1973.
- [57] V. R. Jakkula and D. J. Cook, "Mining Sensor Data in Smart Environment for Temporal Activity Prediction," *Poster session at the ACM SIGKDD, San Jose, CA*, 2007.
- [58] I. H. Witten and E. Frank, *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*: Morgan Kaufmann, 2005.
- [59] B. Reisberg, S. Finkel, J. Overall, N. Schmidt-Gollas, S. Kanowski, H. Lehfeld, *et al.*, "The Alzheimer's disease activities of daily living international scale (ADL-IS)," *International Psychogeriatrics*, vol. 13, pp. 163-181, 2001.
- [60] C. W. Geib and R. P. Goldman, "Probabilistic Plan Recognition for Hostile Agents," in *FLAIRS Conference*, 2001, pp. 580-584.

- [61] A. S. Helal, J. King, R. Bose, E.-Z. Hicham, and Y. Kaddourah, "Assistive environments for successful aging," in *Advanced Intelligent Environments*, ed: Springer, 2009, pp. 1-26.
- [62] M. E. Pollack, L. Brown, D. Colbry, C. E. McCarthy, C. Orosz, B. Peintner, *et al.*, "Autominder: An intelligent cognitive orthotic system for people with memory impairment," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 44, pp. 273-282, 2003.
- [63] D. Colbry, B. Peintner, and M. E. Pollack, "Execution monitoring with quantitative temporal bayesian networks," in *6th International Conference on AI Planning and Scheduling*, 2002, pp. 229-238.
- [64] P. C. Roy, S. Giroux, B. Bouchard, A. Bouzouane, C. Phua, A. Tolstikov, *et al.*, "A possibilistic approach for activity recognition in smart homes for cognitive assistance to alzheimer's patients," in *Activity Recognition in Pervasive Intelligent Environments*, ed: Springer, 2011, pp. 33-58.
- [65] L. M. Ni, Y. Liu, Y. C. Lau, and A. P. Patil, "LANDMARC: Indoor Location Sensing Using Active RFID," *Wireless Networks*, vol. 10, pp. 701-710, 2004.
- [66] D. Joho, C. Plagemann, and W. Burgard, "Modeling RFID signal strength and tag detection for localization and mapping," presented at the Proceedings of the 2009 IEEE international conference on Robotics and Automation, Kobe, Japan, 2009.
- [67] S. Rahimi, A. D. Chan, and R. A. Goubran, "Usage monitoring of electrical devices in a smart home," in *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*, 2011, pp. 5307-5310.

- [68] M. Baranski and J. Voss, "Detecting patterns of appliances from total load data using a dynamic programming approach," in *Data Mining, 2004. ICDM'04. Fourth IEEE International Conference on*, 2004, pp. 327-330.
- [69] M. Zeifman and K. Roth, "Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook," *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 57, pp. 76-84, 2011.
- [70] L. Farinaccio and R. Zmeureanu, "Using a pattern recognition approach to disaggregate the total electricity consumption in a house into the major end-uses," *Energy and Buildings*, vol. 30, pp. 245-259, 1999.
- [71] T. R. Camier, S. Giroux, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "Designing a NIALM in Smart Homes for Cognitive Assistance," *Procedia Computer Science*, vol. 19, pp. 524-532, 2013.
- [72] L. Chen, C. D. Nugent, and H. Wang, "A Knowledge-Driven Approach to Activity Recognition in Smart Homes," *IEEE Trans. on Knowl. and Data Eng.*, vol. 24, pp. 961-974, 2012.
- [73] K. Bouchard, *Qualitative Spatial Reasoning for Activity Recognition Using Tools of Ambient Intelligence*: Université du Québec à Chicoutimi, 2012.
- [74] K. Bouchard, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "Qualitative Spatial Activity Recognition Using a Complete Platform Based on Passive RFID Tags: Experimentations and Results," presented at the ICOST, Montreal, 2011.
- [75] B. Bouchard, S. Giroux, and A. Bouzouane, "A keyhole plan recognition model for Alzheimer's patients: First results," *Applied Artificial Intelligence*, vol. 21, pp. 623-658, 2007.

- [76] D. H. Hu and Q. Yang, "CIGAR: concurrent and interleaving goal and activity recognition," presented at the Proceedings of the 23rd national conference on Artificial intelligence - Volume 3, Chicago, Illinois, 2008.
- [77] M. Buettner, R. Prasad, M. Philipose, and D. Wetherall, "Recognizing daily activities with RFID-based sensors," presented at the Proceedings of the 11th international conference on Ubiquitous computing, Orlando, Florida, USA, 2009.
- [78] T.L.M. van Kasteren, G. Englebienne, and B. J. A. Krose, "Activity recognition using semi-Markov models on real world smart home datasets," *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, vol. 2, pp. 311-325, 2010.
- [79] Y. Chu, Y. Chol Song, R. Levinson, and H. Kautz, "Interactive activity recognition and prompting to assist people with cognitive disabilities," *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, vol. 4, pp. 443-459, 2012.
- [80] M. Rudary, S. Singh, and M. E. Pollack, "Adaptive cognitive orthotics: combining reinforcement learning and constraint-based temporal reasoning," in *Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning*, 2004, p. 91.
- [81] C. Belley, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "Activity recognition in smart homes based on electrical devices identification," in *Proceedings of the 6th International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*, 2013, p. 7.
- [82] D. Fortin-Simard, K. Bouchard, S. Gaboury, B. Bouchard, and A. Bouzouane, "Accurate Passive RFID Localization System for Smart Homes," presented at the

- 3th IEEE International Conference on Networked Embedded Systems for Every Application, Liverpool, UK, 2012.
- [83] J. Brusey, C. Floerkemeier, M. Fletcher, and M. Lane, "Reasoning about Uncertainty in Location Identification with RFID," *Workshop on Reasoning with Uncertainty in Robotics at IJCAI- 2003*, pp. 23-30, 2003.
- [84] J. Brusey, C. Floerkemeier, M. Fletcher, and M. Lane, "Reasoning about Uncertainty in Location Identification with RFID," in *In Workshop on Reasoning with Uncertainty in Robotics at IJCAI-2003*, ed, 2003, pp. 23-30.
- [85] M. J. Egenhofer and R. D. Franzosa, "Point-set topological spatial relations," *International Journal of Geographical Information Systems*, vol. 5, pp. 161-174, 1991.
- [86] B. Gottfried, H. W. Guesgen, and S. Hübner, "Spatiotemporal reasoning for smart homes," in *Designing Smart Homes*, ed: Springer, 2006, pp. 16-34.
- [87] G. W. Hart, "Nonintrusive appliance load monitoring," *Proceedings of the IEEE*, vol. 80, pp. 1870-1891, 1992.
- [88] C. Laughman, K. Lee, R. Cox, S. Shaw, S. Leeb, L. Norford, *et al.*, "Power signature analysis," *Power and Energy Magazine, IEEE*, vol. 1, pp. 56-63, 2003.
- [89] J. Liang, S. K. Ng, and J. W. Cheng, "Theoretical analysis and experimental evaluation of load disaggregation using macro load signatures," in *Proc. of CEO Conf. of AESIEAP*, 2009.
- [90] M. Bayes and M. Price, "An Essay towards solving a Problem in the Doctrine of Chances. By the late Rev. Mr. Bayes, FRS communicated by Mr. Price, in a letter to

John Canton, AMFRS," *Philosophical Transactions (1683-1775)*, pp. 370-418, 1763.

- [91] M. F. Schwartz, M. Segal, T. Veramonti, M. Ferraro, and L. J. Buxbaum, "The Naturalistic Action Test: A standardised assessment for everyday action impairment," *Neuropsychological Rehabilitation*, vol. 12, pp. 311-339, 2002.
- [92] J. Lapointe, B. Bouchard, J. Bouchard, A. Potvin, and A. Bouzouane, "Smart homes for people with Alzheimer's disease: adapting prompting strategies to the patient's cognitive profile," in *Proceedings of the 5th International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*, 2012, p. 30.