

**Université Polytechnique de Bucarest
Faculté d'Automatique et Ordinateurs**

PROJET DE FIN D'ETUDES

Préparé au Laboratoire GIPSA – Département Automatique

Présenté par :

Adriana – Simona MIHAITA

Titre :

**Maintien à domicile des personnes
âgées : inférence statistique de
données des capteurs de suivi
d'activité**

Encadré par :

Alexia GOUIN

Stéphane MOCANU

Simona CARAMIHAI

Table des matières

| | |
|--|-----------|
| 1. Introduction | 4 |
| 2. Habitat intelligent – aspects généraux | 8 |
| 2.1 Introduction..... | 8 |
| 2.2 Aspect social | 9 |
| 2.3 Contexte de la vie actuelle dans la France | 12 |
| 2.4 Nouvelles technologies | 15 |
| 3. Support du travail..... | 20 |
| 3.1 Introduction..... | 20 |
| 3.2 La plateforme utilisée – AILISA | 20 |
| 3.3 Collecter des informations sur les activités d’une personne | 22 |
| 3.3.1 Capteurs | 22 |
| 3.3.2 Questionnaires..... | 23 |
| 3.4 Avantages et inconvénients d’utilisation des capteurs..... | 25 |
| 4. Méthode du travail..... | 27 |
| 4.1 Introduction..... | 27 |
| 4.2 Modélisation | 27 |
| 4.2.1 Chaînes de Markov | 27 |
| 4.2.2 Modélisation avec les chaînes de Markov | 30 |
| 4.2.3 Modélisation avec DFPA..... | 32 |
| 4.3 Notions de statistique..... | 34 |
| 4.4 Traitement des données – 1 jour | 37 |
| 4.4.1 L’objectif..... | 37 |
| 4.4.2 Hypothèses initiales | 37 |
| 4.4.3 Choix des activités et mise en correspondance activités – capteurs | 39 |
| 4.4.4 Méthode appliquée..... | 40 |

| | | |
|-----------|--|-----------|
| 4.4.4.1 | Première méthode - sans élimination des activités courtes..... | 32 |
| 4.4.4.2 | Deuxième méthode - avec élimination des activités courtes..... | 38 |
| 4.4.4.3 | Variation de la durée minimale pour un jour..... | 43 |
| 4.4.5 | Résultats et conclusion..... | 54 |
| 4.5 | Traitement des données – plusieurs jours | 55 |
| 4.5.1 | L’objectif..... | 55 |
| 4.5.2 | Estimation de la durée moyenne d’une activité | 55 |
| 4.5.3 | Résultats et conclusion..... | 66 |
| 5. | Conclusions et perspectives..... | 69 |
| 6. | Annexe..... | 72 |
| 7. | Bibliographie | 82 |

Chapitre 1

Introduction

Selon le dictionnaire français, un «*habitat*» est «*un lieu habité par une personne/groupement humain correspondant à un genre de vie particulier*», et «*intelligent*» est un adjectif pour une personne/animal/objet qui a la «*faculté de connaître, de comprendre*», mais la notion d'«*habitat intelligent*» a une autre signification : il indique une maison qui est capable de répondre aux besoins de la personne vivant à l'intérieur, qui facilite les activités de tous les jours et qui peut facilement s'adapter à de nouvelles modifications en fonction des changements qui se produisent dans la vie de l'habitant.

En ce qui concerne les perspectives d'évolution démographique, selon les études de [Brutel, 2001] et [Robert-Bobee, 2006], les tendances démographiques pour l'année 2050 prévoient qu'il aura plus de 21 millions de personnes âgées de 60 ans et plus en France, contre les 12,1 millions en 2005, soit près de 1,8 fois plus. A partir de 2010, la France connaîtra une croissance impressionnante du nombre de personnes âgées de plus de 75 ans. En 2050 il aura trois fois plus de personnes âgées de 75 ans, et quatre fois plus de personnes de plus de 85 ans. Pendant ce temps, le nombre de jeunes devrait diminuer, comme le montrent les études statistiques car le taux de fécondité est plus faible chaque année [Harrington et Harrington, 2000].

Afin de faire face aux nouveaux défis de l'évolution démographique, la technologie a mis au point des solutions pour répondre aux besoins quotidiens des personnes vivant seules à domicile, offrant un large éventail de possibilités en matière de communication, de mobilité et de soin.

Dans la ville de Grenoble, en région Rhône-Alpes, le Laboratoire TIMC - IMAG, en collaboration avec l'hôpital Charles Foix d'Ivry-sur-Seine et le CHU de Toulouse, a développé un projet d'habitat intelligent, nommé : AILISA [Giard et Tinel, 2004]. Le

projet a équipé, en 2004, deux appartements du foyer Notre Dame, dans la ville de Grenoble, pour en faire des plateformes pour l'évaluation médicale et technique pour les personnes âgées vivant seules dans leur appartement. Les appartements sont habités par des personnes octogénaires, et la solution adoptée pour collecter les données de la vie quotidienne a été de placer des capteurs infrarouges passifs dans les zones où les principales activités ont lieu. Les objectifs spécifiques de ce projet consistent à : étudier, développer et intégrer les nouvelles technologies dans la vie quotidienne, sans perturbation de l'intimité de la personne vivant dans son appartement. Chaque pièce de l'habitat de la personne âgée est équipée de capteurs infrarouges qui détectent les mouvements. Cette détection minimale permet de respecter au maximum la vie privée et correspond à une installation peu onéreuse.

L'objectif final de ce travail est d'arriver à mettre en place un outil d'aide à la détection de la perte d'autonomie, notamment pour les personnes âgées vivant seules à leur domicile.

On se propose d'élaborer des modèles qui serviront à reconnaître la réalisation d'un certain nombre d'activités qu'un individu autonome est supposé réaliser quotidiennement. Les enchaînements d'activités sur une journée définissent des schémas de comportement. Les évolutions à long terme de ces schémas de comportement (telles que la variation de la durée d'exécution des activités ou des répétitions excessives de certaines activités) peuvent traduire la perte d'autonomie.

Le mécanisme de la perte d'autonomie physique, psychique ou intellectuelle, se traduit par une réduction des actes élémentaires de la vie quotidienne qui peut affecter toutes les sections de la population. Les personnes âgées ont des situations de dépendance plus grandes que les jeunes, car elles sont plus sensibles à diverses maladies, accidents physiques, inadaptation aux nouvelles technologies, etc. Les activités principales de la vie quotidienne qui nous intéressent sont : l'alimentation, le repas et l'utilisation de salle de bain.

Les capteurs infrarouges passifs utilisés détectent les mouvements de la personne dans son appartement et l'heure exacte de chaque activité. Pour compléter et vérifier les informations fournies par les capteurs, nous utilisons aussi des questionnaires que les personnes ont rempli [Le, 2008]. Nous avons aussi transformé les données des capteurs,

pour bien observer chaque activité, pour éliminer les activités qui ne sont pas importantes à suivre, et aussi pour faire des hypothèses quand les résultats obtenus ne correspondent pas aux informations de questionnaire.

Les résultats finaux seront utilisés pour réaliser la modélisation avec des DPFA-*Deterministic and Probabilistic Finite Automata* [Carrasco et Oncina, 1994], et ils permettront de faire un suivi sur le long terme des schémas de comportements d'une personne.

Notre travail consiste principalement à définir des règles générales pour le traitement des données des capteurs infrarouges, et à modéliser les résultats avec des automates probabilistes (chaînes de Markov).

Le deuxième chapitre introduit les aspects généraux de l'habitat intelligent, l'aspect sociétal en France pour les personnes âgées qui vivent seules dans leur appartement et qui ont besoin d'aide pour vivre une vie normale. Nous présentons aussi des nouvelles technologies développées pour faciliter l'interaction entre les personnes âgées et leur famille, le médecin, etc.

Le troisième chapitre décrit le support réel de travail que nous avons utilisé pour faire les expériences : la plateforme AILISA, qui consiste en deux appartements équipés avec des capteurs infrarouges dans le centre-ville de Grenoble ; les capteurs offrent des données sur les mouvements de la personne, mais les informations sont aussi complétées avec les réponses à des questionnaires rempli par les habitants. A la fin nous présentons les avantages et inconvénients de l'utilisation des capteurs comme source principale d'informations.

Le quatrième chapitre présente la méthode de travail que nous avons appliquée pour suivre l'évolution des données et aussi l'évolution comportementale de la personne à court et long terme. Nous présentons les aspects généraux de modélisation avec des chaînes de Markov, et aussi les notions de probabilités et statistiques utilisées pour suivre l'évolution des activités. Dans le quatrième chapitre nous présentons aussi le traitement des données respectivement pour un jour et pour plusieurs jours. Pour les données d'un jour nous présentons la méthode de traitement sans élimination d'activités, et la méthode de traitement avec l'élimination des activités courtes (quelques secondes, qui ne sont pas représentatives pour étudier le comportement de la personne).

Le traitement des données de plusieurs jours consiste à appliquer des méthodes diverses pour observer la variation des données finales, et aussi pour choisir la meilleure méthode pour la modélisation avec les chaînes de Markov. Seront aussi présentés les résultats de chaque méthode utilisée, et les conclusions sur ces méthodes.

Le cinquième chapitre présente les conclusions du travail, et aussi les directions qui peuvent être suivies pour développer des méthodes nouvelles pour la modélisation et des améliorations qui peuvent être apportées aux méthodes proposées dans ce mémoire.

Chapitre 2

Habitat intelligent – aspects généraux

2.1 Introduction

Ce chapitre présente les aspects généraux de l'habitat intelligent, afin de bien comprendre les besoins des personnes âgées, les implications de la technologie dans la vie des personnes, et aussi les tendances actuelles.

Pour bien comprendre le besoin de développer des technologies pour aider les personnes âgées, nous devons nous imaginer nous-mêmes à l'âge de 70 ou 80, et réfléchir à comment notre vie va être : est-ce qu'on va être capables de faire les mêmes choses celles que nous faisons en ce moment? Allons-nous être capables de marcher, de lire les journaux, de conduire nos voitures ou même de marcher dans un parc ? Allons-nous être indépendants dans nos activités, dans nos habitudes quotidiennes ? Bien sûr, la réponse que nous aimerions donner à toutes ces questions est la suivante : nous tenons à être indépendants et en bonne santé, afin de faire partie de la société, et de nous adapter aux nouvelles technologies, celles que tout le monde utilise.

Les personnes âgées qui perdent leur capacité à marcher ou à faire régulièrement des activités quotidiennes, ont besoin d'une aide spécialisée, soit dans des institutions particulières, soit à domicile, soutenues par leur famille. Les travaux de recherche réalisés jusqu'à présent ont clairement pour objectif de rendre la vie plus facile à ces personnes âgées, de les aider à continuer leurs activités plus facilement et de rester en contact avec la société.

Extrait de la charte des droits et des libertés de la personne âgée dépendante [Giard et Tinel, 2004], nous présentons l'article I : « Toute personne âgée dépendante garde la liberté de choisir son mode de vie. Elle doit pouvoir profiter de l'autonomie permise par ses capacités physiques et mentales, même au prix d'un certain risque. »,

et l'article XIV : «L'ensemble de la population doit être informé des difficultés qu'éprouvent les personnes âgées en situation de dépendance. L'exclusion peut résulter aussi bien d'une surprotection infantilissante que d'un rejet ou d'un refus de la réponse aux besoins. L'information concerne aussi les actions immédiates possibles. ». Les articles des droits des personnes sont les points de départ pour la démarche méthodologique des « Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication (NTIC) » dans la région Rhône-Alpes.

Les paragraphes suivants présentent le contexte sociétal et les technologies qui sont déjà utilisées dans certains laboratoires, centre d'hospitalisation, maisons individuelles, etc.

2.2 Aspect social

Pour aider les personnes âgées nous devons considérer deux aspects : l'aspect social (la famille, les amis) et l'aspect physique (les technologies pour améliorer les conditions de vie). La technologie aide les personnes avec des produits software ou hardware s'ils sont faciles à être utilisés, et si leur prix est raisonnable.

Dans l'ouvrage [Harrington et Harrington, 2000], l'idée centrale est la notion de « gerontechnology », qui se réfère à « une technologie qui répond à la nécessité d'une société vieillissante, de recherche, de développement et de conception dans les disciplines de l'ingénierie basée sur une connaissance scientifique sur le processus de vieillissement. »

La « Gerontechnology » étudie l'influence du vieillissement de la société dans la technologie, les mesures qui doivent être prises afin d'assurer une bonne santé pour les citoyens, de leur permettre de participer à la société, et de vivre indépendamment aussi longtemps que possible.

La technologie peut avoir un rôle très important dans la prévention primaire des pertes d'autonomie, des maladies liées à l'âge, des pertes associées à la force, de l'endurance et d'autres capacités cognitives ou physiques. Elle peut également accroître les possibilités pour les citoyens âgés d'exercer de nouvelles activités, permet de compenser les incapacités du vieillissement, et peut également aider la famille à prendre

soin des personnes âgées. L'innovation technologique pour aider les gens signifie non seulement améliorer la recherche sur le vieillissement, mais également améliorer l'intégration de la personne âgée dans la société.

La dynamique de la société est déterminée par l'évolution technologique, qui devrait être dirigée vers la technologie qui améliore l'indépendance des seniors. Les personnes âgées devraient avoir la possibilité de décider si elles veulent ou non que certaines activités soient faites par des robots, par d'autres personnes ou par elles-mêmes.

Le nombre de personnes âgées dans le monde entier est en hausse pour plusieurs raisons : la population mondiale est de plus en plus nombreuse; grâce aux soins médicaux et aux mesures de santé publique les gens vivent plus longtemps ; le taux de natalité mondiale diminue chaque année. Les études faites ces dernières 50 années, indiquent que l'espérance moyenne de vie sera de 73 ans en 2025, alors qu'elle était de 48 ans en 1995.

La Figure 2.2 -1 représente l'espérance de vie sur des continents différents. Dans les pays moins développés, 3 sur 4 personnes meurent encore avant l'âge de 50 ans, tandis qu'elles sont 2 sur 5 si on considère la population mondiale.

Il y a beaucoup de pays dans lesquels le taux de fécondité total est trop petit pour la stabilité démographique de la population (le rapport natalité/mortalité doit être supérieur ou égal à 1), et il devrait atteindre une valeur de 2,3 en 2050, comparativement à 5 en 1995. La Figure 2.2 – 2 représente le taux de fécondité mondial entre 1950 et 2030 (c'est-à-dire le nombre de naissances par femme en âge de concevoir).

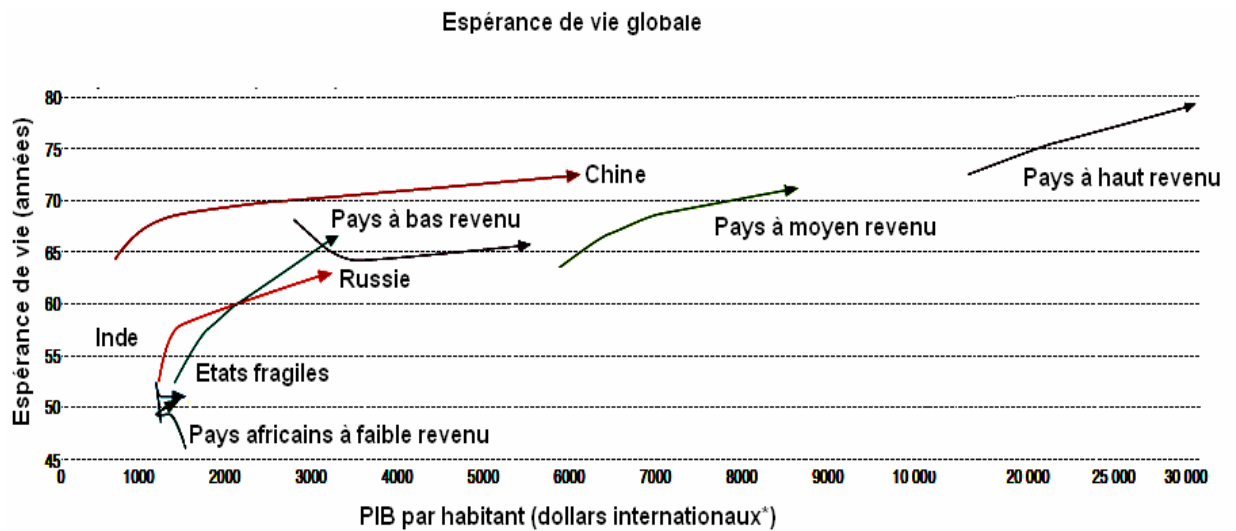


Figure 2.2-1 *Espérance de vie globale sur des continents différents en fonction du PIB par habitant (Basée sur les données de « The World Health Report 2008 », p.29).*

(* Le dollar international est obtenu en divisant l'unité monétaire locale par une estimation de sa parité de pouvoir d'achat avec le dollar américain, c'est donc une monnaie fictive qui présente, pour un pays donné, le même pouvoir d'achat que le dollar américain aux Etats-Unis.)

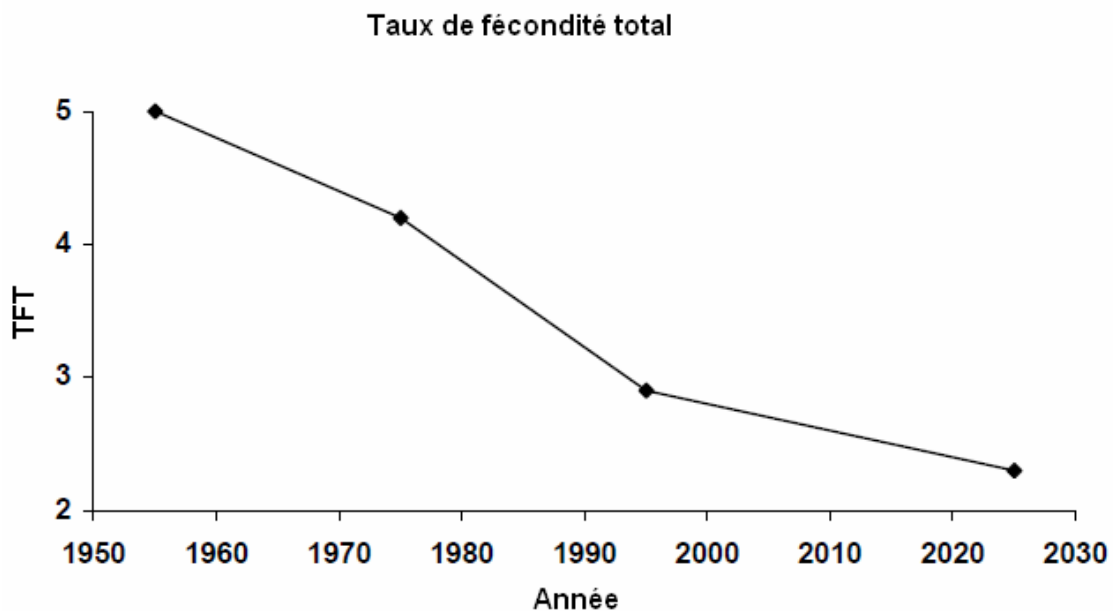


Figure 2.2-2 *Diminution du taux de fécondité total entre 1950 – 2030 dans le monde (Basée sur les données de « The World Health Report 1998, p119-120).*

Malgré ces tendances, bien que les taux de fécondité soient plus faibles, la population mondiale continue de croître, et elle devrait atteindre 8 milliards en 2025, comme une conséquence de l'amélioration du niveau de vie de nos jours. Le processus de vieillissement de la population se poursuivra dans les prochaines décennies, et va avoir un grand impact sur la structure économique et sociale de chaque pays, et bien sûr cela va conduire à des innovations dans le domaine technologique.

2.3 Contexte de la vie actuelle dans la France

Selon les études de l'INSEE (2007) représentées dans le Tableau 2.3 -1, on peut observer une augmentation du nombre de personnes âgées de 60 ans ces 8 dernières années ; en 2008 il y a plus de 13 500 000 personnes âgées. En France, le phénomène de vieillissement de la population, est aussi éloquent que dans la population mondiale, et selon le calcul de [Brutel, 2001], en 2050, la France métropolitaine aura entre 65 et 70 million d'habitants. Les personnes de plus de 65 ans seront plus nombreuses que celles de moins de 20 ans.

Tableau 2.3 – 1 Répartition de la population totale en France métropolitaine
(source [INSEE,2007])

| Année | Population au 1 ^{er} Janvier (en milliers) | | | | Proportion (en %) | | |
|-----------------------------|---|----------------|----------------|----------|-------------------|----------------|----------------|
| | Moins de 20 ans | De 20 a 59 ans | 60 ans et plus | Total | Moins de 20 ans | De 20 a 59 ans | 60 ans et plus |
| 2000 | 15 043,9 | 31 673,6 | 12 131,9 | 58 849,5 | 25,6 | 53,8 | 20,6 |
| 2001 | 15 053,5 | 31 982,3 | 12 213,2 | 59 249,1 | 25,4 | 54,0 | 20,6 |
| 2002 | 15 059,6 | 32 327,6 | 12 272,4 | 59 659,7 | 25,2 | 54,2 | 20,6 |
| 2003 | 15 068,5 | 32 620,8 | 12 377,3 | 60 066,7 | 25,1 | 54,3 | 20,6 |
| 2004 | 15 124,0 | 32 835,3 | 13 502,2 | 60 461,6 | 25,0 | 54,3 | 20,7 |
| 2005 | 15 150,9 | 33 013,0 | 12 660,9 | 60 825,0 | 24,9 | 54,3 | 20,8 |
| 2006 | 15 175,1 | 33 188,5 | 12 803,1 | 61 166,8 | 24,8 | 54,3 | 20,9 |
| 2007 | 15 203,8 | 33 136,5 | 13 136,5 | 61 538,3 | 24,7 | 54,0 | 21,3 |
| 2008(p) | 15 219,2 | 33 150,9 | 13 505,9 | 61 875,8 | 24,6 | 53,6 | 21,8 |
| (p) – Résultats provisoires | | | | | | | |

La croissance du nombre de personnes âgées est rapide, et dans quelques années, il aura 1,5 fois plus de personnes âgées que maintenant, en 2050 il aura trois fois plus de personnes de plus de 75 ans. « La tranche d'âge moyen » (40-60) resteront en vie de plus en plus long temps, actuellement avec une espérance de vivre encore 20 ans pour les hommes et 25 ans plus pour les femmes.

En Isère, il y a 86 600 personnes de 65-74 ans, ce qui constitue 7,9% de la population, et 48 000 personnes de 75-84 ans, ce qui constitue 4,45% de la population. Selon les études de l'INSEE, globalement, les femmes représentent 59% de la population âgée de 65 ans et plus en Isère ; cette proportion est de 54% chez les 65-74 ans. Les femmes entre 65-74 ans ont en moyenne une espérance de vie de 21 ans, contre les hommes qui ont en moyenne une espérance de vie de 16,1 ans. Les derniers rapports nous indiquent que la technologie doit s'adapter et trouver des solutions pour les besoins des femmes, qui ont des différents besoins de ceux des hommes.

En Isère, les études montrent aussi un pourcentage de 18% de la population totale pour les personnes âgées en 2020, par rapport à 13% en 2000, il semble alors évident que la société devra s'adapter aux changements de la population, et entreprendre les actions sociales et technologiques nécessaires (la Figure 2.3 – 1 représente la croissance du nombre de personnes âgées entre 2000 et 2020, par groupes d'âge).

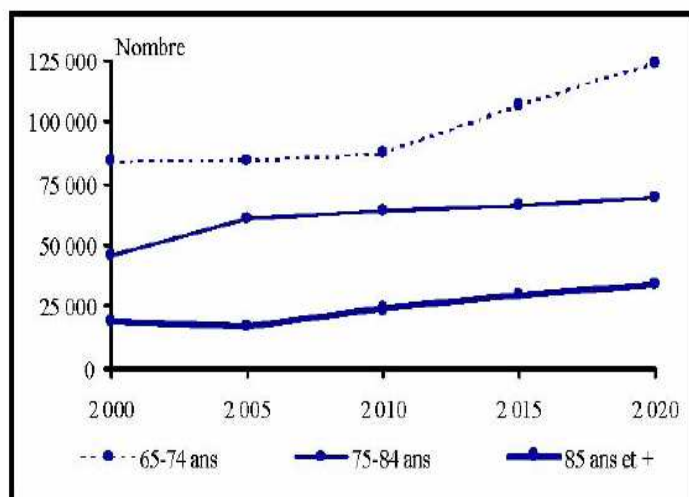


Figure 2.3 – 1 Evolution prévisionnelle du nombre de personnes âgées en Isère, 2000 – 2020 (INSEE, 2004)

Les personnes âgées vivent d'habitude dans des structures d'hébergement spécialisées, dans les hôpitaux, ou à domicile. Dans ces lieux, elles peuvent avoir besoin d'aide et de traitement spécial au quotidien. Les structures spécialisées ont mis à disposition en 2002 seulement une moyenne de 152 places pour 1000 personnes âgées de 75 ans ou plus. C'est évident que, pour les autres personnes âgées, le maintien à domicile c'est la moins chère et la plus facile solution. Mais le maintien à domicile pose beaucoup des problèmes pour une personne malade qui ne peut réaliser toutes ses activités quotidiennes normalement. Nous devons aussi tenir en compte du fait qu'il y a aussi beaucoup des personnes âgées en bonne santé qui vivent seules dans leur appartements, mais comme le temps passe, leur santé peut diminuer et il faut être en mesure d'observer les modifications à long terme (mauvaise alimentation, perte d'autonomie, hygiène insuffisante, etc.) ou à courte terme (chutes, maladies, etc.).

Le maintien a domicile s'inscrit dans une démarche d'amélioration des conditions de vie. Il faut développer des meilleures méthodes de surveillance et de prévision comportementale mais pour intervenir sur le domicile il faut l'accord de la personne, son engagement personnel dans les nouvelles expériences.

Selon le niveau de la dépendance, les personnes âgées peuvent vivre seules à domicile, avec leur proches ou dans des établissements spécialisées. Mais pour les personnes vivant seules à domicile, il faudra une adaptation progressive du logement à la perte de mobilité, dans l'intérieure de l'habitat et aussi dans l'environnement urbain.

La technologie doit apporter la sécurisation du logement et offrir des services à domicile, mais il est inutile d'offrir des solutions techniques très avancées que la personne ne saura pas utiliser, ou pire, qui peuvent briser les règles de l'intimité dans la maison.

Dans le paragraphe suivant, nous présentons quelques nouvelles technologies qui peuvent améliorer la vie à domicile pour les personnes âgées.

2.4 Nouvelles technologies

La perte d'autonomie d'une personne a un grand impact sur sa vie, et sur la vie de ses proches, qui peut provoquer le placement des personnes malades dans des structures institutionnelles spécialisées. Il faut donc trouver des moyens originaux pour améliorer la vie des personnes âgées qui vivent seules dans leur appartements ; des solutions efficaces ont déjà été trouvées : le lit médicalisé, le fauteuil roulant, la canne, des robots ménagers, des robots d'assistance au déplacement, etc.

Pour les personnes âgées qui sont encore indépendantes, mais qui vivent seules dans leurs appartements, il faudra construire un système de suivi pour observer l'évolution comportementale pendant des courtes et des longues durées, et émettre des alertes en cas de chutes, de perte d'autonomie, ou en cas de modifications importantes dans le comportement alimentaire, par exemple.

Le système de suivi doit respecter l'intimité des personnes, et sera plus efficace s'il fonctionne sans avoir besoin du concours de l'occupant. Dans certains projets pour l'habitat intelligent, la meilleure solution acceptée par plusieurs personnes, a été l'installation des capteurs infrarouges passifs, qui ne sont pas intrusifs dans l'intimité de l'occupant.

Il y a aussi d'autres technologies qui sont développées pour aider les personnes malades, âgées, et dans les paragraphes suivants nous présentons les principaux groupes de technologie existant en France (Les informations sont obtenus du site web des projets, et de la réunion du groupe de recherche de l'INRIA¹) :

- **Technologies pour la télésurveillance médicale**
- **Technologies pour la sécurité à domicile**
- **Technologies d'assistance aux personnes âgées pour les tâches quotidiennes**
- **Technologies pour maintenir le lien social et téléassistance.**

Nous prenons chaque type de technologie et nous présentons les projets significatifs qui sont développés.

¹ http://www.inrialpes.fr/1237396600855/0/fiche___actualite/&RH=1232373091225

- **Technologies pour la télésurveillance médicale**

- Projet Diatélic (Télésurveillance Interactive et Coopérative des Dialyses à domicile) [Durand et al., 2001, Chanliau et al.,2005] : il a été lancé en juin 1998 et propose la surveillance de patients dialysés, traités à leur domicile par une dialyse péritonéale continue ambulatoire. Dans la maison il existe un système qui collecte des données sur l'hydratation du patient ; les données sont stockées sur un serveur et traitées pour émettre les alertés ; le médecin peut alors consulter sur Internet les alertes prioritaires, et émettre un diagnostic basé sur l'historique de chaque patient.
- Projet Gluconet [Perreal,2003] : il a été lancé en 2003, et propose le suivi thérapeutique de patients diabétiques. Un lecteur glycémique mémorise les mesures quotidiennes, un ordinateur de poche avec infrarouge récupère ces mesures puis les transfère automatiquement sur le serveur web dans le dossier du patient. Le médecin consulte les données de chaque patient et envoie un avis médical par SMS s'il y a des problèmes.
- Le dispositif MEDILINE DOM'O2 [Dautzenberg et al., 1997] a été conçu par Téléport Paris Ile de France. Il vise à télésurveiller à domicile des insuffisants respiratoires. Le système comprend un capteur d'observance situé sur les branches de lunettes d'oxygène et un boîtier de télésurveillance qui peut être branché sur toute source d'oxygène. Il permet une transmission quotidienne des paramètres mesurés : observance, débit d'oxygène, fraction d'oxygène (FO2). Un logiciel facile à utiliser permet une réception au centre serveur, un stockage et une gestion aisés des courbes quotidiennes ou mensuelles. L'une des expériences de télésurveillance d'oxygénothérapie à domicile pour les insuffisants respiratoires a été réalisée sur 1436 journées grâce au dispositif MEDILINE DOM'O2.

- **Technologies pour la sécurité a domicile**
 - Système GARDIEN [Steenkeste et al., 2001] : il a été développé pour un télé-suivi des patients présentant Alzheimer, dans leur chambre d'hôpital. Il déclenche une alarme en cas de chute, et permet d'étudier le comportement de patients présentant les premiers symptômes. Le système est formé de capteurs infrarouges passifs qui sont mis dans les zones importantes de la chambre : porte, lit, toilettes, et qui détectent les mouvements de la personne. Les données sont stockées et traitées par l'intelligence artificielle.
 - Vêtement intelligent VTAMN (Vêtement de Télé Assistance Médicale Nomade) [Noury et al., 2004] : il a été lancé en 2000, et utilise des équipements de surveillance intégrés aux vêtements, portés de façon « nomade ». Les vêtements, constitués de fibres synthétiques spéciales, de capteurs qui détectent la chute et d'un actimètre, transmettent les signaux vitaux des patients, jour et nuit, à un centre de recueil.
 - Projet AILISA (Appartements Intelligents pour une Longévité Effective) [Noury et al., 2005] : il a commencé en 2004, et propose des plateformes pour le maintien à domicile de personnes âgées et permet d'accumuler les observations pour l'évaluation médicale. Le projet se propose d'analyser de méthodes de fusion de données multi-source, de détecter les situations critiques (chute, malaise), d'évaluer les coûts et les bénéfices réels de ces technologies dans une économie de généralisation du soutien à domicile, et aussi d'étudier les interfaces techniques qui favorisent l'appropriation de ces outils par les personnes en situation de dépendance.
- **Technologies d'assistance aux personnes âgées pour les tâches quotidiennes**
 - Projet Monimad (Robot d'Assistance aux déplacements- Laboratoire de Robotique, Paris) : il a été expérimenté à partir de 2006, et propose un robot pour assister les personnes âgées vivant seules à domicile, et aussi pour assurer des déplacements sécurisés aux personnes handicapées dans les établissements de soin. Le robot intègre des capteurs pour déterminer la position et l'orientation, le transfert assis/debout des patients; il fait

l'acquisition et la transmission de paramètres physiologiques prélevés en temps réel sur le patient et aussi déclenche des alarmes quand il détecte des facteurs de risque.

- Le pilulier hebdomédis²(société H2AD), est un système qui délivre les médicaments des patients à heure précise pendant 7 jours ; un signal sonore et lumineux se déclenche pour avertir le patient qu'il doit prendre ses médicaments. Si la personne ne prend pas ses médicaments, le distributeur le signale par téléphone au centre médicalisé.

- **Technologies pour maintenir le lien social et téléassistance.**

- Projet E-lio³ - Un système d'appel malade multimédia de la société Technosens a été lancé au début de 2009. C'est un appareil qui permet aux personnes âgées de rester en lien avec la famille, les amis, pour communiquer, dialoguer avec eux en utilisant les outils actuels de communication : ordinateur, téléphone (fixe ou portable), SMS. Le système se compose d'un combiné téléphone -télécommande à touches simplifiées sur socle, d'une centrale « intelligente » reliant la télévision et l'Internet, et d'un capteur vidéo. *E-lio* offre encore de nombreux services aux résidents et à leur famille : système anti-fugues par détection de mouvements, leçons de gymnastique à distance, cadre photo numérique, calendrier de rappel de dates, miroir intelligent, écran de visiophonie, console de jeux, etc.
- Ordinateur Magui – c'est un ordinateur conçu pour les personnes âgées, par la société Simplistay⁴. Il a été réalisé pour faire entrer la technologie dans l'habitat des seniors. Composé seulement d'un écran tactile (sans clavier, unité centrale, ni souris) les icônes sont fortement agrandies pour être bien lisibles. *Magui* peut être utilisé pour communiquer, pour faire des visioconférences, ou pour écouter les e-mails lus à haute voix.

² http://www.h2ad.net/securisation_de_la_prise_de_medicaments.php

³ <http://www.technosens.fr/1-4485-E-lio-le-compagnon-securisant.php>

⁴ <http://www.magui.fr/index.php?page=presentation>

Nous avons présenté seulement quelques projets, mais les constructeurs informatiques et électroniques, les laboratoires françaises ont déjà mis au point des innovations pour aider une partie très importante de la société actuelle : les personnes présentant des déficiences, et notamment les personnes âgées.

Les capteurs utilisés dans les habitats intelligents peuvent être classés en trois catégories [Noury et al., 2003] :

- *Les capteurs physiologiques* : ils mesurent des grandeurs propres à l'individu telles que sa température ou sa fréquence cardiaque.
- *Les capteurs comportementaux* : ils mesurent des grandeurs associées au comportement de l'occupant, comme par exemple les détecteurs de mouvement pour localiser la personne, les capteurs sur les portes ou sur les éléments de la cuisine (réfrigérateur), les capteurs de pression pour détecter quand la personne est assise, etc.
- *Les capteurs environnementaux* : ils mesurent des grandeurs propres à l'habitat telles que la température ou la luminosité d'une pièce.

Les capteurs comportementaux doivent être bien positionnés pour mesurer des données pertinentes et les transmettre à un serveur d'information qui peut détecter en temps réel les situations critiques, ou analyser sur le long terme l'évolution comportementale de la personne vivant seule. L'habitat intelligent a besoin aussi d'un centre de télévigilance qui recueille tous les messages d'alarme, et aussi de personnes qui observent régulièrement les données recueillies sur la personne : le médecin, la famille, etc. Dans la littérature on trouve beaucoup d'expériences faites pour améliorer la notion d'habitat intelligent, avec des capteurs différents pour observer le comportement de la personne, mais il n'existe pas encore un système de maintenir à domicile avec des conditions médicales et de sécurité qui existent dans les institutions spécialisées (hôpitaux, maison de retraite spéciales, etc.). Nous avons contribué aux travaux pour développer des systèmes de télésurveillance visant à détecter la perte d'autonomie. Nous avons travaillé avec les données d'une des plateformes d'AILISA (Appartements Intelligents pour une Longévité Effective) et nous présentons les détails de cette plateforme dans le prochain chapitre. Nous remercions le laboratoire TIMC de nous avoir fourni les données issues de ses plateformes.

Chapitre 3

Support du travail

3.1 Introduction

Dans ce chapitre nous présentons la plateforme qui a été utilisée pour collecter les données et pour observer le comportement de la personne vivant seule dans son appartement. Dans le cadre du projet AILISA [Noury, 2005a], [Noury, 2005b] quatre plateformes ont été mises en place, par le laboratoire TIMC, et nous sommes utilisateurs des données que ce laboratoire nous a fournit. La première plateforme a été installée dans une chambre de l'hôpital gériatrique du CHU de Toulouse, la deuxième dans une chambre de l'hôpital Charles Foix, et les autres deux plateformes ont été installées dans le centre de la ville de Grenoble, au foyer de Notre Dame (un foyer pour personnes âgées). Les plateformes ont de capteurs qui sont positionnés dans les zones principales de l'habitat : entrée, salon, cuisine, lit, lavabo, douche et WC, et qui fonctionnent 24/24 heures et 7/7 jours. Les données fournies par les capteurs nous aident à valider le processus de traitement de données et de modélisation.

3.2 La plateforme utilisée – AILISA

Dans notre travail nous avons utilisé un des deux appartements du centre ville de Grenoble, équipé de 7 capteurs. Dans sa thèse de doctorat, « Reconnaissance des comportements d'une personne âgée vivant seule dans un habitat intelligent pour la santé », X.H.B Le a également travaillé sur les données fournies par les capteurs de la plateforme AILISA de Notre Dame. Il a proposé une méthode permettant de transformer les données en séquences d'états mobile - immobile, sur lesquelles il a appliqué des méthodes de reconnaissance des activités quotidiennes ; les résultats sont comparés avec

les activités d'une journée type, cette dernière étant construite à partir de questionnaires complétés par les personnes vivant dans les appartements étudiés, et un score est accordé pour le niveau de ressemblance. Le score aide à surveiller l'évolution du rythme de vie de l'occupant jour après jour.

Nous présentons la structure de l'appartement, la position des capteurs et leur signification dans la figure suivante (Figure 3.2 -1).

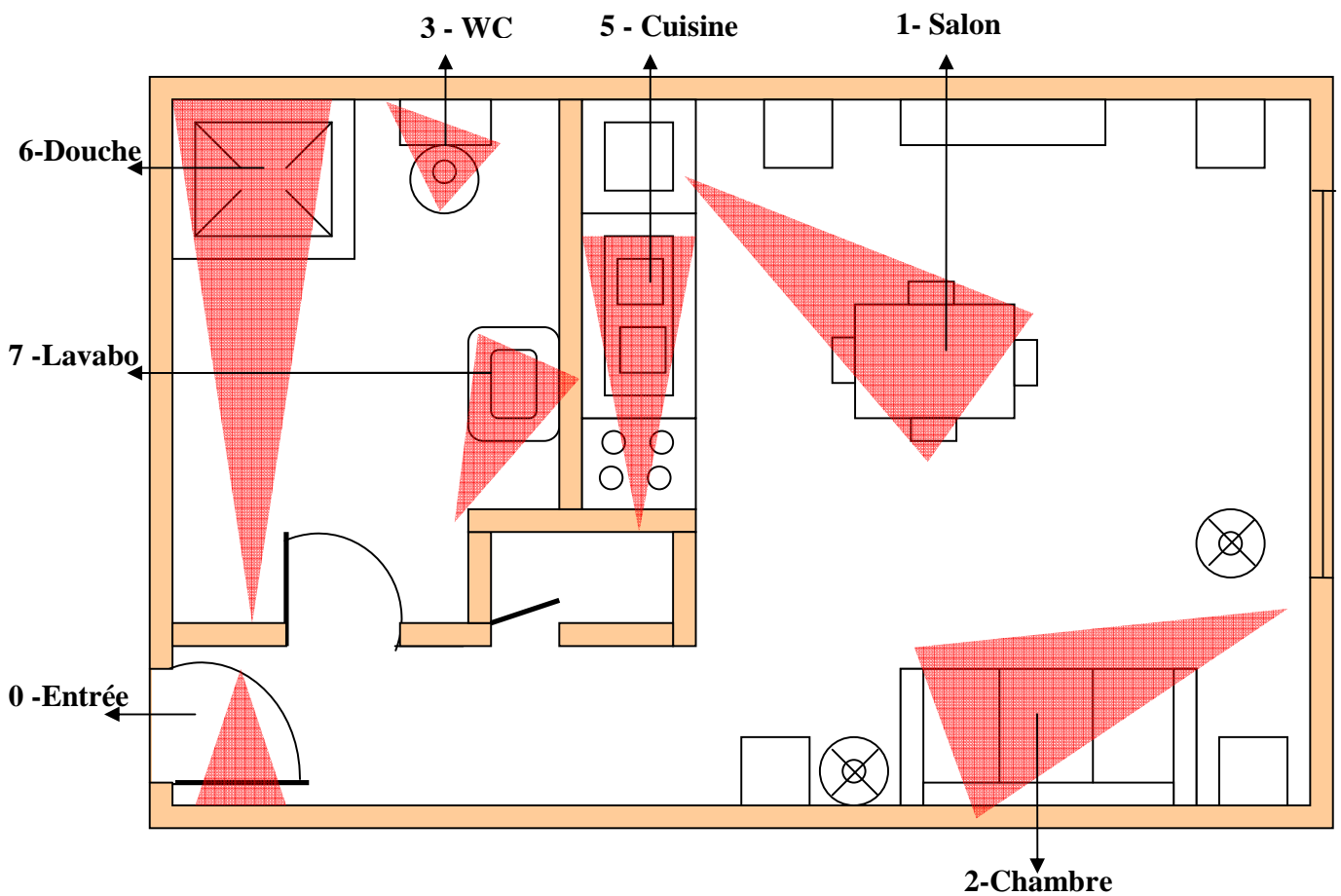


Figure 3.2 -1 Plan de l'appartement de la plateforme AILISA et disposition des capteurs infrarouges

Les capteurs ont été installés dans les zones qui déterminent les activités importantes qui nous intéressent :

Capteur numéro 0 – l’entrée de l’appartement

Capteur numéro 1 – salon

Capteur numéro 2 – la chambre (pour déterminer l’activité de dormir)

Capteur numéro 3 – salle de bain (le WC)

Capteur numéro 5 – cuisine

Capteur numéro 6 – salle de bain (la douche)

Capteur numéro 7 – salle de bain (le lavabo).

Quand la personne se déplace dans son appartement, les capteurs positionnés sur sa trajectoire sont activés et enregistrent l’heure des mouvements.

3.3 Collecter des informations sur les activités d’une personne

Pour collecter des informations sur les activités de la personne vivant seule, nous utilisons les déclenchements fournis par les sept capteurs que nous avons présentés dans le paragraphe précédent, ainsi que des informations sur les activités habituelles (journée type) de la personne. En supposant que les personnes âgées ont un comportement approximativement constant d’un jour à l’autre, nous pouvons utiliser ces informations pour vérifier les données des capteurs, et aussi pour faire des correspondances entre la fiabilité des capteurs et les activités quotidiennes que nous avons trouvées dans le questionnaire complété par la personne.

3.3.1 Capteurs

Les capteurs installés dans l’appartement ont les caractéristiques suivantes :

- Les capteurs détectent les mouvements dans leur zone de détection, mais si la personne s’immobilise dans cette zone, alors les capteurs ne se déclenchent pas. En l’absence de détection, nous supposons que la personne se trouve dans la zone où elle a été détectée pour la dernière fois.

- Les capteurs ne peuvent pas faire la différence entre une personne ou plusieurs, ils se déclenchent toujours quand ils détectent un mouvement (ça peut être un problème si la personne âgée a des animaux de compagnie à domicile par exemple).
- Les capteurs ont une fréquence d'échantillonnage de 1 Hz.

Les données de la plateforme AILISA sont enregistrées en permanence. Il n'y a pas de scénario supervisé ou de simulation spéciale. Les capteurs détectent le mouvement réel de la personne qui vit seule dans son appartement.

Chaque déclenchement est enregistré par le système sous la forme représentée sur la Figure 3.3.1 - 1 :

| Jour | Mois | Année | Heure | Minute | Seconde | Numéro de Capteur |
|------|------|-------|-------|--------|---------|-------------------|
|------|------|-------|-------|--------|---------|-------------------|

Figure 3.3.1 – 1 Format des enregistrements des capteurs

En l'absence de panne, le système fournit des fichiers texte avec tous les déclenchements enregistrés 24/24 heures et 7/7 jours.

3.3.2 Questionnaires

L'information fournie par les capteurs n'est pas suffisante pour déterminer les activités réalisées par la personne [Le, 2008]. Alors nous avons besoin de connaître les habitudes de vie de l'occupant. Les personnes habitant dans les appartements suivis ont complété un questionnaire portant sur leur mode de vie, les durées moyennes des activités essentielles, et nous présentons les résultats dans le Tableau 3.3.2 – 1 :

| Activité | Horaire | Lieux habituels | Observations |
|----------------|---------|-----------------|---|
| Réveil | 08 : 15 | Chambre | Se lève plusieurs fois la nuit. |
| Lever | 08 : 30 | Salle de bain | |
| Petit-déjeuner | 08 : 30 | Table | Préparation : 02' dans la cuisine ; Prise : 20' dans le salon. |
| Déjeuner | 12 : 15 | Table | Préparation : 15' dans la cuisine ; Prise : 20' dans le salon. |
| Dîner | 18 : 45 | Table | Préparation : 15' dans la cuisine ; Prise : 15' dans le salon. |
| Toilette | | Lavabo | Toujours matin et soir ; jamais l'après-midi. |
| Habillage | 10 : 00 | Salon | Jamais après lever ou toilette. |
| Coucher | 20 : 00 | Chambre | |
| Sommeil | 22 : 30 | Chambre | Mais sommeil plus tard, avec quelques levers, ex : 3 fois aux toilettes 0h, 3h, 6h. |
| Sorties | 10 : 30 | | 10 : 30 les courses ; des sorties normales parfois tantôt, jamais le soir. |
| Vaisselle | | Cuisine | Toujours après repas ; jamais plus tard. |
| Lavage linge | | | Toujours à la machine à laver, parfois laverie. |
| Lecture | | Chambre | Sur le canapé. |
| Télévision | | Chambre | Sur le canapé. |

Tableau 3.3.2 – 1 Réponse au questionnaire de l'occupant de l'appartement étudié.

Les questionnaires sont complétés par les personnes habitant dans les deux appartements AILISA; bien que les appartements aient la même structure, les comportements et les habitudes des deux personnes sont différents. Nous avons besoin des questionnaires pour vérifier, poser de restrictions sur les données collectées. Les informations des questionnaires sont très utiles quand nous voulons détecter les activités qui sont composées d'un grand nombre de déclenchements des capteurs, par exemple : l'alimentation signifie préparer le repas, et puis prendre le repas dans le salon ; le repas pouvant être suivi de la vaisselle.

Les données collectées dépendent sur les caractéristiques des capteurs et du comportement de la personne. Dans les paragraphes suivants nous présentons les limites et les avantages liés aux capteurs installés dans les appartements.

3.4 Avantages et inconvénients d'utilisation des capteurs

Les capteurs utilisés dans les plateformes AILISA ont les caractéristiques que nous avons présentées dans le paragraphe 3.3.1 : ils ne détectent pas si la personne s'immobilise dans la zone de détection du capteur, et aussi ont la fréquence d'échantillonnage de 1 Hz (ils se déclenchent une fois par seconde, et si la personne passe très vite dans la zone de détection d'un capteur, seul le premier déclenchement est enregistré par le système).

L'installation des capteurs infrarouges passifs a les avantages suivants :

- Pas coûteux.
- Ils sont fixés aux murs pour ne pas déranger les activités de la personne.
- L'installation et la maintenance d'un système de capteurs infrarouges passifs est simple et peu coûteuse.
- Faible consommation d'énergie.
- Les capteurs n'influencent pas les habitudes de vie de l'occupant.
- Les capteurs ne dérangent pas l'intimité de l'occupant, parce qu'ils n'enregistrent ni les sons ni les images de la personne dans son appartement.
- Les déclenchements fournis par les capteurs ont un format simple qui nous permet de déterminer où l'occupant se trouve et à quel moment.

La position des capteurs dans l'appartement a été choisie pour éviter les intersections des zones de détections de chaque capteur, mais, à cause des dimensions étroites de l'appartement, nous avons rencontré des problèmes d'interférence de capteurs, dans salle de bain, par exemple. Quand la personne entre dans la salle de bain, tous les capteurs détectent le mouvement et se déclenchent, mais un seul déclenchement sera enregistré par le système : c'est le premier qui arrive au système. Après quelques expériences nous avons observé que dans la salle de bain le capteur du lavabo se déclenche davantage que le capteur du WC, ou de la douche.

Un autre exemple est l'activité de manger. En regardant la structure de l'appartement nous pouvons observer qu'il n'y a pas de séparation entre la cuisine et le salon. Alors, pour préparer le repas, la personne déclenche le capteur de la cuisine (quand elle utilise le réfrigérateur, le four etc.) et aussi le capteur du salon, parce que, selon le

questionnaire, elle prend toujours son repas sur la table du salon. Alors l'activité d'alimentation est plus complexe, et pour l'analyser nous avons besoin des déclenchements de plusieurs capteurs.

Pour résumer, nous devons tenir compte des inconvénients suivants :

- Les capteurs détectent seulement les mouvements de la personne.
- Dans la salle de bain il y a des interférences entre les capteurs du lavabo, du WC et de la douche.
- Si la personne reste immobile dans la zone de détection du capteur, le capteur ne se déclenche pas.
- Si la personne reste immobile dans la zone de détection du capteur 2 par exemple, et puis passe vite dans zone de détection du capteur 1, le système n'enregistre pas la sortie de la zone de détection du capteur 2. Il s'agit d'un aspect très important que nous avons à prendre en compte lors du traitement de données.

A partir de fichiers des capteurs, nous utilisons des méthodes et des règles pour le traitement des données, pour déterminer les activités principales quotidiennes, et aussi pour obtenir les données essentielles que nous pouvons utiliser dans le processus de modélisation. Dans la Figure 3.4 – 1 nous présentons les étapes que nous avons suivies pour modéliser et traiter les données.

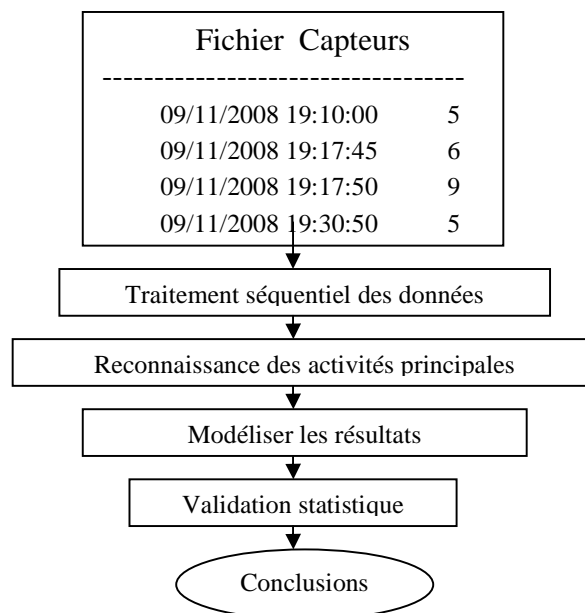


Figure 3.4 – 1 Processus de traitement et modéliser les données.

Chapitre 4

Méthode du travail

4.1 Introduction

Dans ce chapitre nous présentons les méthodes que nous avons appliquées sur les informations collectées par les capteurs. Nous avons appliqué et utilisé les notions de statistique nécessaires pour évaluer les résultats sur un jour, et, nous avons appliqué les meilleures méthodes sur plusieurs jours puis avons réalisé la modélisation avec des chaînes de Markov. Nous présentons aussi les outils logiciels que nous avons utilisés pour appliquer les méthodes décrites. Finalement, nous présentons les conclusions et l'interprétation des résultats avec des perspectives pour les futures méthodes de modélisation et traitement de données pour l'observation des activités des personnes.

4.2 Modélisation

Nous avons choisi d'appliquer une méthode duale de modélisation : les chaînes de Markov, suivi par les automates déterministes - probabilistes avec des états finis. Dans ce chapitre nous présentons les notions théoriques et les méthodes de traitement de données.

4.2.1 Chaînes de Markov

La personne âgée peut être assimilée à un système dynamique dont nous cherchons à observer et à modéliser le comportement. Les chaînes de Markov facilitent l'analyse des performances des systèmes dynamiques dans de nombreux domaines d'application. Dans les paragraphes suivants nous présentons quelques notions théoriques sur les chaînes de Markov [Cassandras et Lafortune, 1999].

Définition 4.2.2 – 1 : Un processus stochastique ou aléatoire $X(\omega, t)$ est un ensemble de variables aléatoires, indexées par t . Les variables aléatoires sont définies sur un espace commun de probabilité (Ω, E, P) avec $\omega \in \Omega$. La variable t varie sur un ensemble donné $T \subseteq \mathfrak{R}$. (Ω est l'espace pour une état aléatoire du système, E est l'espace des événements, P est une mesure de probabilité).

Si $\{X(t)\}$ est défini sur un ensemble fini d'entiers non négatifs, alors nous l'appelons *processus à états discrets*, ou *chaîne*.

Pour étudier le comportement d'une personne, nous devons tenir compte du fait que les activités peuvent se produire dans un mode aléatoire, sans dépendre du temps. Selon le questionnaire que la personne a complété, nous avons déterminé les intervalles horaires probables pour prendre le petit-déjeuner, le déjeuner ou dîner, par exemple, mais l'heure réelle de l'activité peut être totalement différente de ce questionnaire, et dépend jour par jour des préférences de la personne, de l'état de santé, etc. L'outil mathématique que nous avons choisi pour modéliser le comportement de la personne est la chaîne de Markov à temps continu.

La principale caractéristique des chaînes de Markov est que leur comportement stochastique est décrit par les probabilités de transition d'un état à un autre de la forme $P[X(t_{k+1}) = x' / X(t_k) = x]$, pour toutes les valeurs d'états x, x' . Selon les probabilités de transition et la distribution de l'état initial, nous pouvons déterminer la probabilité d'être dans chaque état, à tout moment.

La chaîne de Markov à temps continu, pour la séquence stochastique d'états $\{X_1, X_2, \dots\}$, présente les propriétés suivantes :

- *Sans mémoire* : la valeur de l'état suivant $X(t_{k+1})$ dépend seulement de la valeur de l'état courant x_k et pas des valeurs des états antérieurs.

$$\begin{aligned} P[X(t_{k+1}) = x_{k+1} / X(t_k) = x_k, X(t_{k-1}) = x_{k-1}, \dots, X(t_0) = x_0] \\ = P[X(t_{k+1}) = x_{k+1} / X(t_k) = x_k] \end{aligned} \tag{4.1}$$

pour tous $t_0 \leq t_1 \leq \dots \leq t_k \leq t_{k+1}$.

- Les transitions d'état ne sont pas synchronisées par une horloge, elles peuvent survenir à tout instant.

Pour spécifier une chaîne de Markov, nous avons besoin de déterminer :

- L'espace d'états $\mathcal{X} = \{0,1,2,\dots\}$.
- La probabilité de l'état initial : $p_0(x) = P[X_0 = x]$ pour tout $x \in \mathcal{X}$.

Les probabilités de transition $p(x',x)$, avec x l'état courant et x' l'état suivant. Nous pouvons aussi utiliser i pour l'état courant, j pour l'état suivant, et utiliser la notation suivante : $p_{ij}(t)$ pour la probabilité de transition de i à j dans l'intervalle de temps t .

Si nous considérons les transitions entre n états, nous pouvons définir les *probabilités de transition en fonction de temps* comme :

$$p_{ij}(s,t) \equiv P[X(t) = j | X(s) = i], s \leq t. \quad (4.2)$$

En conditionnant l'événement $[X(t) = j | X(s) = i]$, par $[X_u = r]$, avec $s \leq u \leq t$, l'expression (4.2) devient :

$$p_{ij}(s,t) = \sum_r P[X(t) = j | X(u) = r, X(s) = i] \cdot P[X(u) = r | X(s) = i], \quad (4.3)$$

$$\text{Soit } H(s,t) \equiv [p_{ij}(s,t)], \quad i, j = 0,1,2,\dots,n-1 \quad (4.4)$$

Nous ferons référence à $p_{ij}(s,t)$ comme une *fonction de transition* ; quand les fonctions de transition $p_{ij}(s,t)$ sont indépendantes des instants de temps s, t , et dépendent seulement de la différence $(t - s)$, nous obtenons une **chaîne de Markov à temps continu homogène**, avec :

$$p_{ij}(s, s + \tau) = P[X(s + \tau) = j | X(s) = i]. \quad (4.5)$$

L'homogénéité a besoin que à tout moment s , $p_{ij}(s, s + \tau)$ ne dépende que de τ . Nous utilisons la définition suivante pour la fonction de transition :

$$p_{ij}(\tau) = P[X(s + \tau) = j | X(s) = i]. \quad (4.6)$$

Il s'en suit que la matrice H de (4.4) ne dépend que de τ . Pour faire la différence entre ce cas et le cas général, nous utilisons $P(\tau)$, et nous obtenons :

$$P(\tau) \equiv [p_{ij}(\tau)], \quad i, j = 0, 1, 2, \dots \quad (4.7)$$

avec
$$\sum_j p_{ij}(\tau) = 1. \quad (4.8)$$

Le modèle de la chaîne de Markov à temps continu est totalement défini par la *matrice des taux de transitions* Q , avec la formule :

$$Q(t) \equiv \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{H(t, t + \Delta t) - I}{\Delta t} \quad (4.9)$$

Nous supposons que les transitions d'états se produisent aux instants : $T_1 < T_2 < \dots < T_k < \dots$. Pour observer l'importance de la matrice des taux de transitions, nous définissons la *probabilité de transition* pour la chaîne de Markov à temps continu comme:

$$P_{ij} = P[X_{k+1} = j \mid X_k = i], \quad X_k = \text{l'état atteint à l'instant } T_k \quad (4.10)$$

Dès que la matrice des taux de transitions, Q , est déterminée, nous avons une spécification complète du modèle [Cassandras et Lafortune, 1999] :

- Les probabilités de transitions : $P_{ij} = \frac{q_{ij}}{-q_{ii}}$, $j \neq i$; (4.11)
- Les paramètres des distributions exponentielles des temps de séjour sont les éléments diagonaux de Q , par exemple, pour l'état i , $-q_{ii} = \sum_{j \neq i} q_{ij}$.

Afin de modéliser les séquences aléatoires d'activités on a besoin d'un formalisme qui permet d'identifier la séquence des transitions dans une chaîne de Markov. Un tel formalisme est offert par les automates probabilistes et nous les présentons dans le sous-chapitre 4.2.4.

4.2.2 Modélisation avec les chaînes de Markov

Le comportement d'une personne est difficile à observer et interpréter, car les activités sont aléatoires selon les préférences de chacun et les habitudes de vie. Pour modéliser les données avec la chaîne de Markov, nous avons besoin d'identifier les principaux éléments que nous avons énuméré : l'espace d'états, les probabilités de l'état initial et de l'état final, et les probabilités de transition entre les états.

Concernant le comportement de la personne chaque jour, nous avons décidé d'observer l'évolution des activités suivantes et les capteurs équivalents (voir la Grille

AGGIR – Autonomie Gérontologie Groupes Iso-Resources, annexe C, qui est couramment utilisée en France pour évaluer la perte d'autonomie de personnes vivant à leur domicile ou en institution) :

- Dormir – capteur numéro 2.
- Alimentation – capteur numéro 5.
- Toilette - capteurs numéros 6 et 7.
- Elimination- capteur numéro 3.
- Autres activités - capteurs numéros 0, 1.

Nous avons choisi ces activités essentielles parce que pour le moment c'est un travail délicat de déterminer et d'identifier les activités courtes et sans grande importance, par exemple : lire un livre, regarder la télévision, s'habiller, etc. Si nous modélisons le comportement par une chaîne de Markov, les activités principales choisies représentent les états de la chaîne :

$$\chi = \{dormir, alimentation, toilette, elimination, autres\} \quad (4.12)$$

Si nous utilisons seulement les numéros de capteurs pour chaque activité, l'espace d'états devient : $\chi = \{2,5,(6,7),3,(0,1)\}$.

Pour déterminer l'état initial nous pouvons considérer que l'activité de dormir est l'état initial, et regarder l'évolution des activités à partir du matin, quand la personne se réveille et sort de son lit pour commencer les activités de la journée.

Finalement, pour calculer les probabilités de transition entre les états, nous avons besoin de déterminer le nombre total de transitions entre l'activité courant et les autres activités, et d'utiliser les formules :

- Le nombre total de transitions allant de l'activité i vers une autre activité est

$$\text{donné par : } Nr_trans_i = \sum_{j=1}^N Nr_trans_{ij}, \quad (4.13)$$

où N est le nombre d'activités, et Nr_trans_{ij} est le nombre de transitions de l'activité i vers l'activité j .

- La probabilité de transition de l'activité i vers l'activité j est donnée par :

$$Pr\ obab_tr_{ij} = \frac{Nr_trans_{ij}}{Nr_trans_i}, \quad (4.14)$$

Les résultats obtenus nous permettent de définir, pour la chaîne de Markov, les états et transitions existants, et aussi les probabilités de transition entre les états. Comme mentionné plus haut, dans la modélisation par chaînes de Markov, nous nous concentrons sur les probabilités des transitions. En conséquence, le comportement d'un système à temps continu est représenté par la matrice de taux de transitions, Q .

4.2.3 Modélisation avec DFPA

Les *automates probabilistes à états finis* (PFA) sont des objets mathématiques qui tentent de modéliser et de générer de distributions sur de ensembles des mots, séquences avec une possible cardinalité infinie. Nous avons choisi les automates probabilistes à états finis, par plusieurs raisons [Vidal et al., 2005] :

- PFA admettent une version déterministe pour laquelle les problèmes naturels deviennent traitables.
- PFA peuvent être utilisées pour implémenter d'autres modèles à états finis.

Définition 4.2.3 – 1 Un PFA est un tuple $A = \langle Q_A, \Sigma, \delta_A, I_A, F_A, P_A \rangle$, avec :

- Q_A un ensemble fini d'états ;
- Σ un l'alphabet ;
- $\delta_A \subseteq Q_A \times \Sigma \times Q_A$ un ensemble de transitions ;
- $I_A : Q_A \rightarrow \mathfrak{R}^+$ (les probabilités d'état initial) ;
- $P_A : \delta_A \rightarrow \mathfrak{R}^+$ (les probabilités de transition) ;
- $F_A : Q_A \rightarrow \mathfrak{R}^+$ (les probabilités d'état final) ;

I_A, F_A, P_A sont des fonctions qui ont les propriétés suivantes :

1. $\sum_{q \in Q_A} I_A(q) = 1$,
2. $\forall q \in Q_A, F_A(q) + \sum_{a \in \Sigma, q' \in Q_A} P_A(q, a, q') = 1$. (4.15)

Certaines probabilités peuvent être nulles. Dans ce paragraphe nous présentons aussi la notion d'automate probabiliste et déterministe à états finis DFPA car c'est le modèle que nous allons utiliser.

Définition. 4.2.3 – 2 Un FPA $A = \langle Q_A, \Sigma, \delta_A, I_A, F_A, P_A \rangle$ est un DFPA si :

- $\exists q_0 \in Q_A$ avec $I_A(q_0) = 1$;
- $\forall q \in Q_A, \forall a \in \Sigma, \sum_{q' : (q, a, q') \in \delta_A} P_A(q, a, q') \leq 1$.

Dans un DFPA, l'état initial est unique et une transition (q, a, q') est totalement définie par q , et a . Un DFPA correspond alors au tuple : $A = \langle Q_A, \Sigma, \delta_A, q_0, F_A, P_A \rangle$.

Quand nous modélisons avec les DFPA, nous devons identifier les composants de l'automate. Alors pour le processus d'activités quotidiennes, nous pouvons faire les associations suivantes :

- $Q_A = \{ \text{dormir, cuisiner, toilette, élimination, « autres activités »} \}$;
- l'état initial, q_0 , est l'activité de dormir ;
- $\Sigma = \{a, b, c, d, e, f, \dots\}$ est l'alphabet des événements associés aux transitions, par exemple : a peut être l'événement associé à la transition entre l'activité de dormir et l'activité de cuisiner, b peut être l'événement associé à la transition entre l'activité de cuisiner et l'activité d'élimination, etc. ;
- $I_A(q)$ sont les probabilités des états initiales; nous pouvons considérer la probabilité pour l'activité initiale $I=1$;
- $P_A(q)$ sont les probabilités de transition que nous devons déterminer à partir des données collectées;
- $F_A(q)$ sont les probabilités pour les états finaux que nous pouvons déterminer en utilisant la relation (4.14) :
$$F_A(q) = 1 - \sum_{a \in \Sigma} \sum_{q' \in Q_A} P_A(q, a, q') \quad (4.16)$$

Si on veut déterminer la probabilité de générer un chemin entre une activité et l'autre, dans l'automate déterministe à états finis, on peut utiliser la formule [Vidal et al., 2005] :

$$Pr_A(\theta) = I(s_0) \cdot \left(\prod_{j=1}^k P(s_{j-1}, x'_j, s_j) \right) \cdot F(s_k) \quad (4.17)$$

Nous utilisons une modélisation « duale » :

- chaînes de Markov à temps continu, pour les durées moyennes des activités et pour la dynamique ;
- DFPA pour la caractérisation des séquences des activités. Le DFPA s'obtient à partir de la chaîne de Markov en calculant la matrice des probabilités de transition.

4.3 Notions de statistique

Pour la modélisation, nous avons aussi besoin de déterminer la durée moyenne pour chaque activité et d'établir les intervalles de confiances pour les valeurs obtenues. Pour cette étape et aussi pour caractériser les propriétés des modèles obtenus, nous avons besoin d'introduire quelques notions élémentaires de statistique [Pedgen et al., 1990]

La solution d'un problème d'estimation se détermine avec des propriétés statistiques. Pour le processus d'activités d'une personne âgée, la durée moyenne de chaque activité est une mesure pour les données. La qualité de cette valeur est un estimateur qui dépend de plusieurs facteurs et observations.

Le coefficient de variation, défini comme la déviation standard des observations divisée par la moyenne, est utilisé comme une mesure de la diffusion des données ; une variation de 0 signifie qu'il n'y a pas de variation dans les données. Une autre raison pour laquelle nous présentons le coefficient de variation et pas l'écart type est que l'estimation de l'écart type est biaisée quand on a un petit nombre d'observations et est souvent mal utilisée dans les formules statistiques.

Quand nous faisons l'analyse du système, nous utilisons des données qui sont indépendantes parce que l'indépendance implique le fait que le résultat d'une observation n'a pas d'incidence sur le résultat de toute autre observation. Si nous considérons les

durées moyennes pour chaque activité pendant chaque jour de notre étude, on peut supposer une distribution normale basée sur la Théorème de la Limite Centrale [Stefanoiu, 2007, p.15].

Théorème de la Limite Centrale : Un ensemble au moins dénombrable de processus stochastiques avec de densités des probabilités arbitraires est un processus stochastiques normal distribue.

En d'autres termes, quand nous faisons la somme où la moyenne des différentes valeurs aléatoires, le résultat suit approximativement une loi normale, indépendamment de la distribution des valeurs individuelles.

Dans la Figure 4.3 – 1 nous avons représenté la densité de probabilité Gaussienne, avec les paramètres suivants :

- \bar{x} - la moyenne de la séquence de valeurs aléatoires x ;
- S – écart type (*standard deviation*) ;
- S^2 – la variance de x ;
- *I.C.* – l'intervalle de confiance ;
- p – la densité de probabilité.

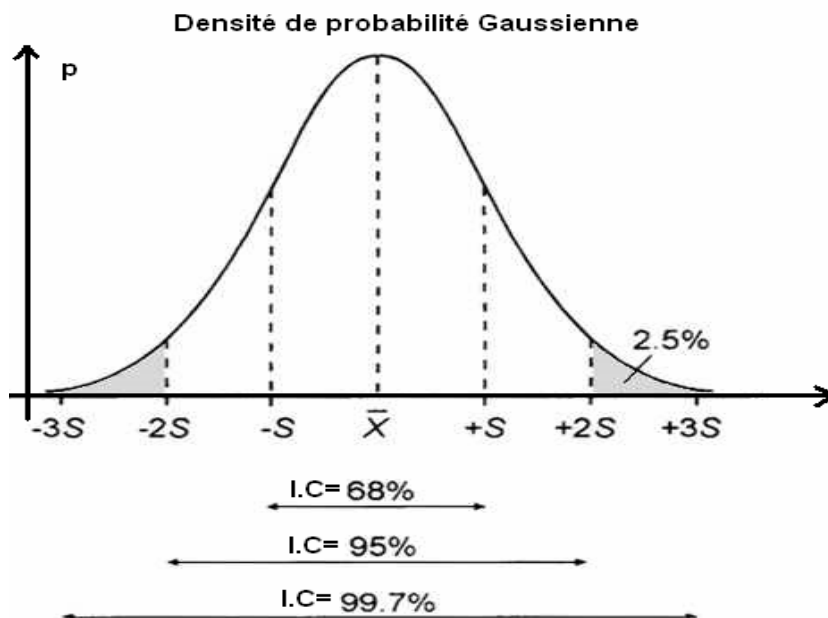


Figure 4.3 – 1 Théorème de la Limite Centrale - densité de probabilité Gaussienne

Nous construisons un intervalle de confiance pour la moyenne, avec la formule :

$$\mu = [\bar{x} - h; \bar{x} + h] \quad (4.18)$$

où \bar{x} est l'estimation de la moyenne, et h la *moitié de l'intervalle* [Pedgen et al., 1990]. La moyenne \bar{x} est dans l'intervalle de confiance avec la probabilité : $1 - \alpha$, qui s'appelle *le niveau de confiance* pour l'intervalle. La largeur pour le demi intervalle, h , est une mesure pour la précision de la moyenne ; si h est petit, l'estimation pour la moyenne sera meilleure ; nous pouvons réduire la valeur de h augmentant le nombre d'observations utilisées pour calculer la moyenne.

Si nous considérons que nous avons les observations sur n jours, alors nous utilisons les formules suivantes pour l'estimation :

- $\bar{x} = \sum_i \frac{x_i}{n}$ - la durée moyenne pour une activité ; (4.19)

- $S^2(x) = \sum_i \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n-1}$ - la variance de x ; (4.20)

- $S^2(\bar{x}) = \frac{S^2(x)}{n}$ - la variance de la moyenne de x ; (4.21)

- $h = t_{n-1, 1-\alpha/2} \cdot s(\bar{x})$ - moitié de l'intervalle (4.22)

le $t_{n-1, 1-\alpha/2}$ est donné dans une table de valeurs et représente le point supérieur $\alpha/2$ de la distribution « *student-t* », avec $n-1$ degrés de liberté. Une table des valeurs t est présentée dans l'Annexe A.

- $p(x) = \frac{1}{\sqrt{2 \cdot \pi \cdot S(x)}} \cdot e^{-\frac{(x-\bar{x})^2}{2 \cdot S^2}}$ - la densité de probabilité de la Distribution Gaussienne. (4.23)

Dans le domaine des probabilités et statistiques, la *distribution* « *student-t* » est une distribution de probabilité utilisée dans l'estimation de la moyenne pour un ensemble de données distribuées normalement. La *distribution* « *student-t* » est un cas spécial de la distribution hyperbolique généralisée.

L'intervalle de confiance est une mesure l'estimation et peut être diminué avec l'augmentation de la taille de l'échantillon. Pour obtenir de meilleurs résultats nous

pouvons augmenter le nombre de jours sur lesquels nous faisons les observations ; nous allons utiliser cette méthode dans les sous-chapitres suivants.

4.4 Traitement des données – 1 jour

4.4.1 L'objectif

Pour commencer le processus de traitement des données, nous avons rassemblé les données de l'un des appartements AILISA, pendant certaines périodes de temps. La personne habitant dans l'appartement a aussi complété un questionnaire que nous avons présenté dans le Tableau 3.3.2 – 1. Pour la première étape nous avons cherché les données qui correspondent au questionnaire, et nous avons trouvé les données pour 24 heures, qui commencent le 11.09.2007, à 17H00, et finissent le 12.09.2007, à 17H00. Sur les données de ces 24 heures, nous avons vérifié les activités, et aussi nous avons fait quelques hypothèses que nous présentons dans les paragraphes suivants.

4.4.2 Hypothèses initiales

En tenant compte des inconvénients des capteurs que nous avons présenté dans le sous-chapitre 3.4, et aussi des données collectées dans l'appartement, nous avons déduit des règles générales et nous sommes arrivés à faire des hypothèses sur le comportement général d'une personne âgée.

Les capteurs infrarouges passifs de l'appartement AILISA détectent seulement les mouvements à un instant donné, alors, pour toutes les activités principales que nous observons (dormir, cuisiner, utiliser la salle de bain) nous avons le déclenchement exact avec la date, l'heure, minutes et secondes de la réalisation. Un des problèmes que nous avons rencontré apparaît quand la personne reste immobile dans la zone de détection du capteur et le capteur ne se déclenche que la première fois qu'il détecte la personne ; puis, si la personne se déplace très vite dans une autre zone de détection, il existe la possibilité

que le capteur ne se déclenche pas, et le système enregistre seulement le déclenchement du prochain capteur.

Hypothèse 1 : On considère le premier déclenchement d'un capteur, comme le déclenchement initial d'une activité ; c'est une hypothèse qui va aider à calculer la différence de temps entre deux activités consécutifs.

Un autre problème que nous avons rencontré est l'interférence des capteurs dans les pièces étroites, par exemple dans la salle de bain. Ici, les zones de détection des capteurs sont en conflit chaque fois que la personne entre dans la salle de bain. Le système enregistre seulement le premier déclenchement qui se produit, et après une seconde, un autre déclenchement. Pour déterminer les capteurs qui se déclenchent correctement dans la salle de bain, nous avons utilisé les constatations empiriques suivantes :

- on a du mal à décider quelle est l'activité réelle (WC, douche, lavabo) car tous les capteurs se déclenchent.
- on essaye de mettre en place des règles :
 - classer le nombre de déclenchements pour chaque capteur dans la salle de bain, chaque fois que la personne est dans la salle de bain.
 - Si deux capteurs ont le même nombre de déclenchements alors nous établissons des priorités : WC – priorité maximale, douche – priorité normale, lavabo – priorité minimale.
 - On décide que l'activité dans la salle de bain correspond au capteur qui s'est déclenché le plus grand nombre de fois.

Après avoir appliqué ces étapes, nous avons constaté que le capteur de la douche se déclenche toujours plus souvent ; ça signifie que pour chaque activité que la personne fait dans la salle de bain, le capteur de la douche est le plus souvent déclenché. Alors nous n'avons pas la possibilité de faire la différence entre les activités dans la salle de bain à cause de la disposition des capteurs. Nous avons donc choisi une autre hypothèse.

Hypothèse 2 : Nous avons choisi de garder dans la base de données que nous avons construite, seulement le premier déclenchement de chaque série de déclenchements

dans la salle de bain, quel que soit le numéro du capteur ; nous avons aussi numéroté tous les capteurs dans la salle de bain avec un seul numéro, 6 par exemple. On ne cherchera donc pas à reconnaître l'activité réalisée dans la salle de bain.

Selon les observations sur les déclenchements des capteurs, nous avons aussi constaté des problèmes quand la personne passe par exemple du salon à la salle de bain : parfois le capteur 0 (le capteur de l'entrée) ne se déclenche pas quand la personne se dirige vers la salle de bain, mais parfois il se déclenche à l'entrée et à la sortie de la salle de bain. Les activités avec une durée courte sont difficiles à identifier et à interpréter : est-ce important ou pas, pour la modélisation, si la personne a déclenché le capteur de la chambre pour 2 secondes ? Dans le paragraphe 4.4.4 nous testerons des méthodes différentes pour observer l'évolution des données avec élimination ou sans élimination des activités de courte durée. Nous faisons l'observation et les conclusions sur la meilleure méthode qui va nous permettre de faire des opérations plus complexes sur plusieurs jours.

Toutes les observations que nous avons faites dans les derniers paragraphes seront appliquées dans les méthodes que nous avons implémentées pour le traitement des données.

4.4.3 Choix des activités et mise en correspondance activités – capteurs

Tel que nous l'avons présenté avant, les activités de la personne pendant un jour sont aléatoires, et dépendent de l'état de santé de la personne, de ses préférences, de l'interaction avec d'autres personnes (par exemple si la personne veut déjeuner en ville avec des amis, et le soir avec ses enfants, il est possible que le capteur de la cuisine ne se déclenche pas dans ce jour là).

Les activités principales qui restent à observer sont les suivantes (voir le Tableau 4.4.3 - 1) :

| Activité | Capteur AILISA |
|-----------------|-------------------------|
| Dormir | 2 – Chambre |
| Salle de bain | 6 – Douche, lavabo, WC |
| Cuisiner | 5 – Cuisine |
| Autre | 0 – Entrée 1 – Salon |

Tableau 4.4.3 – 1 Les activités principales pour le traitement de données

Nous avons appliqué les hypothèses précédentes sur les données pour les trois activités principales, et dans le paragraphe 4.4.4 nous présentons les méthodes et les résultats obtenus.

4.4.4 Méthode appliquée

Pour appliquer l'étape de traitement séquentiel sur les données des capteurs, nous avons choisi de stocker et de traiter les données avec une base de données : « Oracle Database11g »⁵, et nous avons utilisé l'utilitaire de traitement de données « Toad for Oracle Expert, Version 9.5.0.31 »⁶. Le système de bases de données Oracle a la capacité d'exécuter rapidement des procédures très compliquées et l'utilitaire « Toad for Oracle » nous a aidé à faire le développement de la base de données, la rédaction des requêtes SQL sur les données, le maintien global de la base de données, le dépannage, l'administration et les modifications de la base de données.

Dans les paragraphes suivants nous présentons les méthodes que nous avons appliquées pour les données d'un jour : sans éliminer les activités courtes et d'autre part en éliminant les activités courtes.

⁵ http://en.wikipedia.org/wiki/Oracle_database

⁶ <http://www.quest.com/toad-for-oracle/>

4.4.4.1 Première méthode – sans élimination des activités courtes

A. La première méthode pour le traitement de données (aucune élimination de déclenchement de capteurs) consiste à appliquer les étapes suivantes de traitement séquentiel sur les données initiales d'un jour :

1. Sélectionner les données pour 24 h, à partir des indications que la personne a donnée.

2. Remplacer les déclenchements de capteurs du lavabo (capteur 9), douche (capteur 6) et WC (capteur 5), par les déclenchements du capteur de la douche seulement (voir l'hypothèse 2, du paragraphe 4.4.2). Par exemple :

| Capteur | Date |
|---------|-------------------------|
| 2 | 09/11/2008 19 : 17 : 45 |
| 9 | 09/11/2008 19 : 17 : 50 |
| 5 | 09/11/2008 19 : 30 : 50 |
| 5 | 09/11/2008 19 : 35 : 13 |
| 6 | 09/11/2008 19 : 38 : 14 |
| 2 | 09/11/2008 19 : 40 : 54 |

Après avoir appliqué l'étape A.2, nous avons enregistré les données sous le format suivant :

| Capteur | Date |
|---------|-------------------------|
| 2 | 09/11/2008 19 : 17 : 45 |
| 6 | 09/11/2008 19 : 17 : 50 |
| 6 | 09/11/2008 19 : 30 : 50 |
| 6 | 09/11/2008 19 : 35 : 13 |
| 6 | 09/11/2008 19 : 38 : 14 |
| 2 | 09/11/2008 19 : 40 : 54 |

3. Eliminer les déclenchements consécutifs d'un même capteur, parce que nous avons utilisé le premier instant de déclenchement d'un capteur comme le début d'une possible activité ; cela va nous permettre de calculer la différence de temps entre les

déclenchements des capteurs différents (entre des possibles activités différentes). Par exemple, nous prenons les déclenchements :

| Capteur | Date |
|----------------|-------------------------|
| 1 | 09/11/2008 15 : 06 : 52 |
| 2 | 09/11/2008 15 : 06 : 53 |
| 2 | 09/11/2008 15 : 06 : 54 |
| 2 | 09/11/2008 15 : 06 : 56 |
| 3 | 09/11/2008 15 : 07 : 10 |
| 3 | 09/11/2008 15 : 07 : 14 |

Après avoir appliqué A.3, nous avons obtenu les données suivantes :

| Capteur | Date |
|----------------|-------------------------|
| 1 | 09/11/2008 15 : 06 : 45 |
| 2 | 09/11/2008 15 : 06 : 53 |
| 3 | 09/11/2008 15 : 07 : 10 |

4. Distinguer les activités correspondant aux capteurs 2 (dormir), 4 (cuisiner), 6 (utiliser la salle de bain) ; pour les autres activités, nous utilisons le nom : 'autre', pour simplifier les notations. Après l'étape A.4, nous avons obtenu les résultats sous la forme suivante :

| Date | Activité |
|--------------------------|-----------------|
| 9/11/2008 5 : 36 : 03 PM | Autre |
| 9/11/2008 5 : 39 : 28 PM | 6 |
| 9/11/2008 5 : 39 : 29 PM | 4 |
| 9/11/2008 5 : 39 : 37 PM | Autre |
| 9/11/2008 5 : 39 : 40 PM | Autre |
| 9/11/2008 5 : 39 : 45 PM | Autre |
| 9/11/2008 5 : 39 : 50 PM | 2 |

5. Eliminer les déclenchements consécutifs de l'activité « autre » et stocker seulement le premier déclenchement.

Exemple : Apres l'étape A.5, les derniers déclenchements deviennent :

| Date | Activité |
|--------------------------|----------|
| 9/11/2008 5 : 36 : 03 PM | Autre |
| 9/11/2008 5 : 39 : 28 PM | 6 |
| 9/11/2008 5 : 39 : 29 PM | 4 |
| 9/11/2008 5 : 39 : 37 PM | Autre |
| 9/11/2008 5 : 39 : 40 PM | 2 |

6. Premièrement nous devons calculer la différence de temps entre les activités consécutifs. Sur les données qui restent, nous devons déterminer le nombre de transitions pour chaque activité, et aussi la probabilité de transition entre deux activités différentes.

- Le nombre total de transitions allant de l'activité i vers une autre activité est

$$\text{donné par : } Nr_trans_i = \sum_{j=1}^N Nr_trans_{ij}, \quad (4.13)$$

où N est le nombre d'activités, et Nr_trans_{ij} est le nombre de transitions de l'activité i vers l'activité j .

- La probabilité de transition de l'activité i vers l'activité j est donnée par :

$$Pr_oba_tr_{ij} = \frac{Nr_trans_{ij}}{Nr_trans_i}, \quad (4.14)$$

7. Déterminer la durée moyenne pour chaque activité i , en utilisant la formule

$$Durée_moy_i = \frac{\sum_{k=1}^{n_i} durée_{i,k}}{n_i}, \quad (4.24)$$

où n_i est le nombre de fois que l'activité i apparaît et $durée_{i,k}$ est la durée de la $k^{i\text{ème}}$ occurrence de l'activité i .

Après avoir appliqué les étapes de la première méthode, nous avons obtenu les résultats suivants (Tableau 4.4.4.1 – 1) :

| Transition | Nombre de transitions | Probabilité de transition | Durée moyenne |
|--------------------|------------------------------|----------------------------------|--|
| a-> 2 | 84 | 0.1308 | Autres activités Ta = 00 : 00 :38 |
| a->4 | 526 | 0.8193 | |
| a->6 | 32 | 0.056 | |
| a->a | 0 | 0 | |
| Total tr. A | 642 | | |
| 2->a | 80 | 0.9638 | Dormir T2 = 00 : 09 :32 |
| 2->4 | 2 | 0.0240 | |
| 2->6 | 1 | 0.0120 | |
| 2->2 | 0 | 0 | |
| Total tr. 2 | 83 | | |
| 4->a | 529 | 1 | Cuisiner T4 = 00 : 00 :13 |
| 4->2 | 0 | 0 | |
| 4->6 | 0 | 0 | |
| 4->4 | 0 | 0 | |
| Total tr. 4 | 529 | | |
| 6->a | 32 | 0.9694 | Salle de bain T6 = 00 : 03 :50 |
| 6->2 | 0 | 0 | |
| 6->4 | 1 | 0.0303 | |
| 6->6 | 0 | 0 | |
| Total tr. 6 | 33 | | |

Tableau 4.4.4.1 – 1 Les résultats obtenus après l'application de la méthode sans élimination des activités courtes.

Si l'on examine de plus près les résultats, nous pouvons voir que les valeurs moyennes que nous avons obtenues pour l'activité de dormir et l'activité dans la cuisine sont très petites, et ne correspondent pas à la réalité (c'est improbable que la personne ait dormi seulement 10 minutes pendant un jour). Alors nous devons observer aussi les résultats de la méthode avec l'élimination des activités courtes.

A partir des résultats obtenus, nous construisons le graphe de la chaîne de Markov à temps continu de la Figure 4.4 – 1.

La matrice de transition de la chaîne de Markov est :

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0.0240 & 0.0120 & 0.9638 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0.0303 & 0 & 0.9696 \\ 0.1308 & 0.8193 & 0.0560 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.25)$$

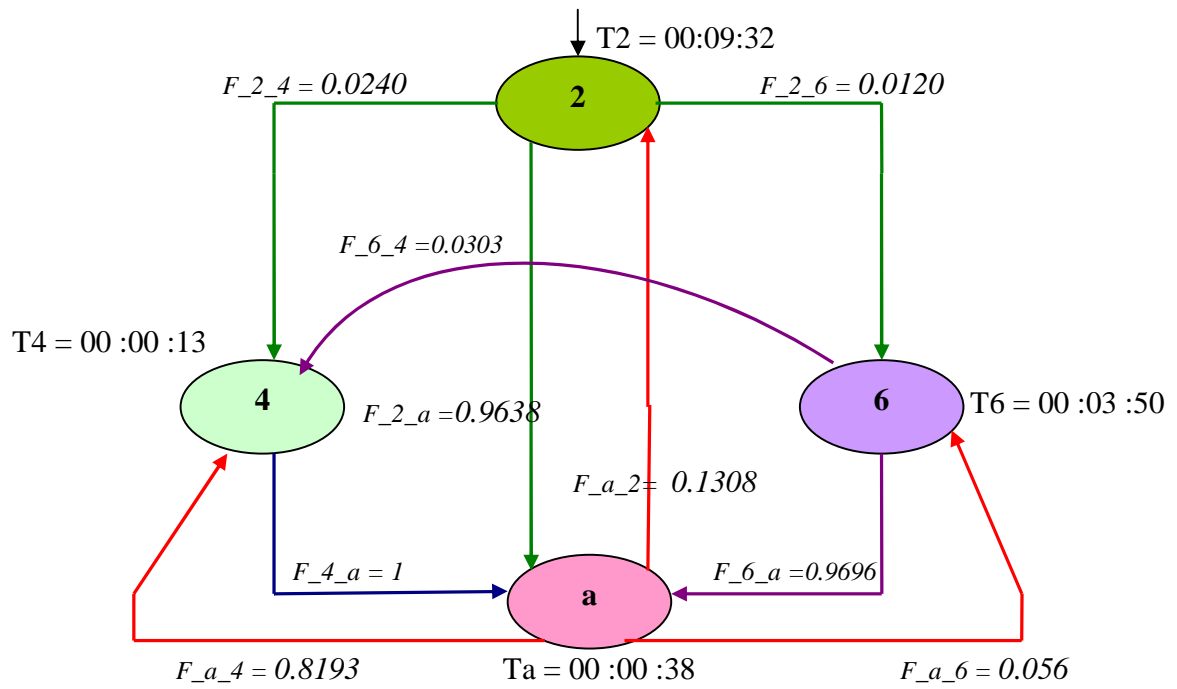


Figure 4.4 - 1 Chaîne de Markov identifiée pour la première méthode

En conclusion nous présentons la Diagramme de la première méthode dans la Figure 4.4 - 2.

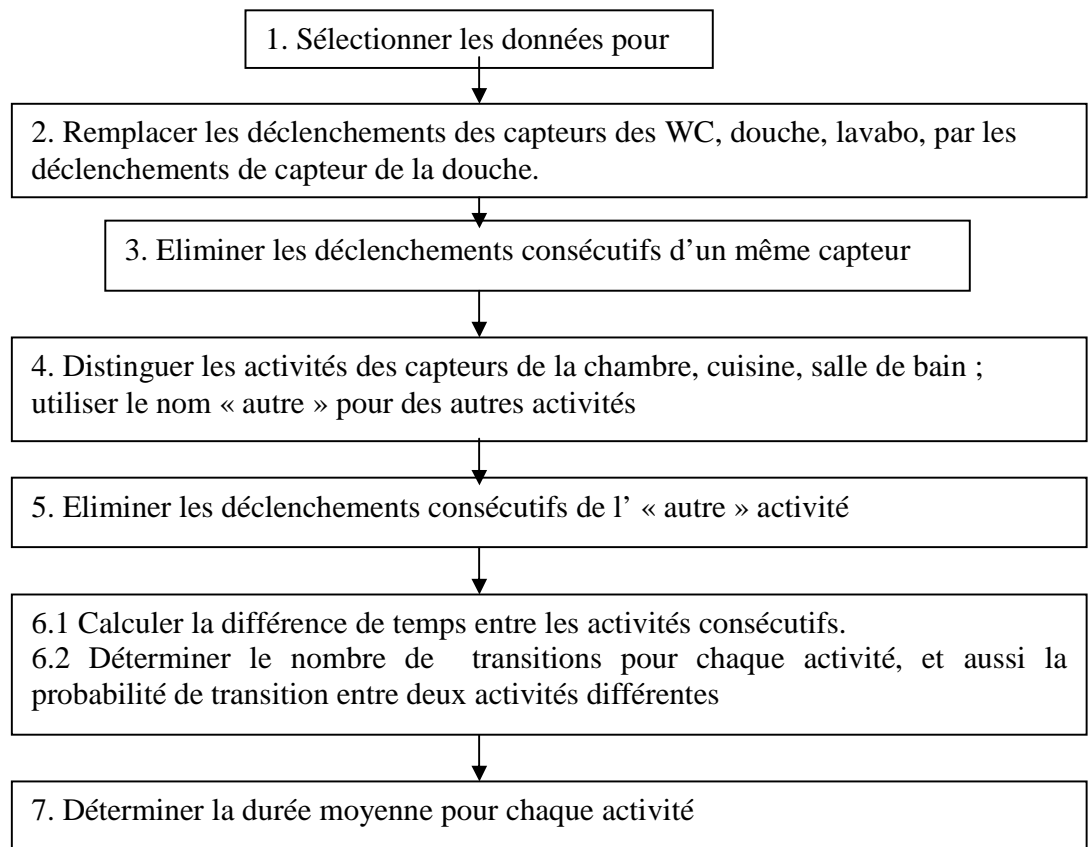


Figure 4.4 - 2 Diagramme de la première méthode

4.4.4.2 Deuxième méthode – avec éliminations des activités courtes

B. La deuxième méthode de traitement de données consiste à appliquer les étapes de la première méthode, mais aussi des filtrations sur les activités courtes (nous avons fait la supposition qu'une personne ne peut faire aucune activité principale en moins de 5 secondes). Les étapes que nous avons utilisées sont :

1. Sélectionner les données pour 24 h, à partir des indications que la personne a donné.

2. Remplacer les déclenchements des capteurs du lavabo (capteur 9), douche (capteur 6) et WC (capteur 5), par les déclenchements du capteur de la douche seulement (voir l'étape A.2).

3. Eliminer les déclenchements consécutifs d'un même capteur, parce que nous avons utilisé le premier instant de déclenchement d'un capteur comme le début d'une possible activité, cela nous va permettre de calculer la différence de temps entre les déclenchements des capteurs différents.

4. Calculer la différence de temps entre deux déclenchements consécutifs.

| Capteur | Date | Différence de temps |
|---------|---------------------|---------------------|
| 4 | 09/11/2008 17:11:56 | 00 : 06 : 54 |
| 1 | 09/11/2008 17:18:50 | 00 : 00 : 23 |
| 6 | 09/11/2008 17:19:14 | 00 : 00 : 24 |

5. Eliminer les déclenchements des activités qui durent moins de 5 secondes (c'est une valeur de seuil ; nous avons aussi fait varier ce seuil pour une, nous présentons les résultats dans le paragraphe suivante). Par exemple :

| Capteur | Date | Différence de temps |
|----------|----------------------------|---------------------|
| 4 | 09/11/2008 17:11:56 | 00: 05 : 49 |
| 1 | 09/11/2008 17:17:45 | 00: 00 : 03 |
| 4 | 09/11/2008 17:17:48 | 00 : 00 : 02 |
| 1 | 09/11/2008 17:18:50 | 00 : 00 : 23 |
| 4 | 09/11/2008 17:19:13 | 00 : 00 : 01 |
| 1 | 09/11/2008 17:19:14 | 00 : 00 : 40 |
| 4 | 09/11/2008 17:20:54 | 00 : 00 : 05 |

Les résultats obtenus après l'élimination sont :

| Capteur | Date | Différence de temps |
|---------|---------------------|---------------------|
| 4 | 09/11/2008 17:11:56 | 0:5:49 |
| 1 | 09/11/2008 17:18:50 | 0:0:23 |
| 1 | 09/11/2008 17:19:14 | 0:0:40 |

Après cette étape nous avons obtenu le même type de données que celles qu'on avait avant l'étape B.3), et nous devons appliquer de nouveau cette étape de l'algorithme pour éliminer les déclenchements consécutifs d'un même capteur, et utiliser seulement le premier déclenchement.

6. Appliquer l'étape B.3.

7. Noter les activités des capteurs 2, 4, 6 (dormir, cuisiner, utiliser la salle de bain), et pour les autres activités, nous utilisons le nom : 'autre' (voir l'étape A.4).

8. Eliminer les déclenchements consécutifs de l'activité « autre » (voir l'étape A.5).

9. Appliquer l'étape B.4), pour calculer la différence de temps entre deux déclenchements consécutifs. Les données finales que nous avons obtenues après les 9 étapes sont de la forme suivante :

| Date | Durée | Activité |
|----------------------|--------------|----------|
| 9/11/2008 7:19:36 PM | 00 : 00 : 12 | Autre |
| 9/11/2008 7:25:21 PM | 00 : 01 : 30 | 6 |
| 9/11/2008 7:26:51 PM | 00 : 00 : 17 | Autre |
| 9/11/2008 7:27:08 PM | 00 : 00 : 11 | 4 |
| 9/11/2008 7:27:19 PM | 00 : 00 : 33 | Autre |

10. Déterminer le nombre de transitions pour chaque activité, et aussi la probabilité de transition entre deux activités différentes ; nous utilisons les formules (4.13) et (4.14) (voir l'étape A.6).

11. Déterminer la durée moyenne de chaque activité (2, 4, 6, autre), en utilisant la formule (4.24). Dans le *Tableau 4.4.4.2* il y a les résultats que nous avons obtenus :

| Transition | Nombre de transitions | Probabilité de transition | Durée moyenne |
|--------------------|-----------------------|---------------------------|-------------------------------------|
| a->2 | 35 | 0.1933 | Autres activités Ta = 00 :02 :09 |
| a->4 | 124 | 0.6850 | |
| a->6 | 22 | 0.1215 | |
| a->a | 0 | 0 | |
| Total tr. A | 181 | | |
| 2->a | 30 | 0.8333 | Dormir T2 = 00 :21 :39 |
| 2->4 | 4 | 0.1111 | |
| 2->6 | 2 | 0.0555 | |
| 2->2 | 0 | 0 | |
| Total tr. 2 | 36 | | |
| 4->a | 130 | 1 | Cuisiner T4 = 00 :00 :54 |
| 4->2 | 0 | 0 | |
| 4->6 | 0 | 0 | |
| 4->4 | 0 | 0 | |
| Total tr. 4 | 130 | | |
| 6->a | 20 | 0.8333 | Salle de bain T6 = 00 :05 :20 |
| 6->2 | 2 | 0.0833 | |
| 6->4 | 2 | 0.0833 | |
| 6->6 | 0 | 0 | |
| Total tr. 6 | 24 | | |

Tableau 4.4.4.2 – 1 Les résultats obtenus après l'élimination des activités courtes.

Si l'on examine les résultats, on constate que les valeurs moyennes que nous avons obtenues pour l'activité de dormir et l'activité dans la cuisine sont aussi très petites comme dans la première méthode, et elles ne correspondent pas à la réalité, mais il y a une amélioration significative. Si nous représentons la chaîne de Markov pour les données obtenues (à voir la Figure 4.4 – 3) nous observons qu'il y a une transition en plus entre l'activité de la salle de bain (capteur 6) et l'activité de dormir.

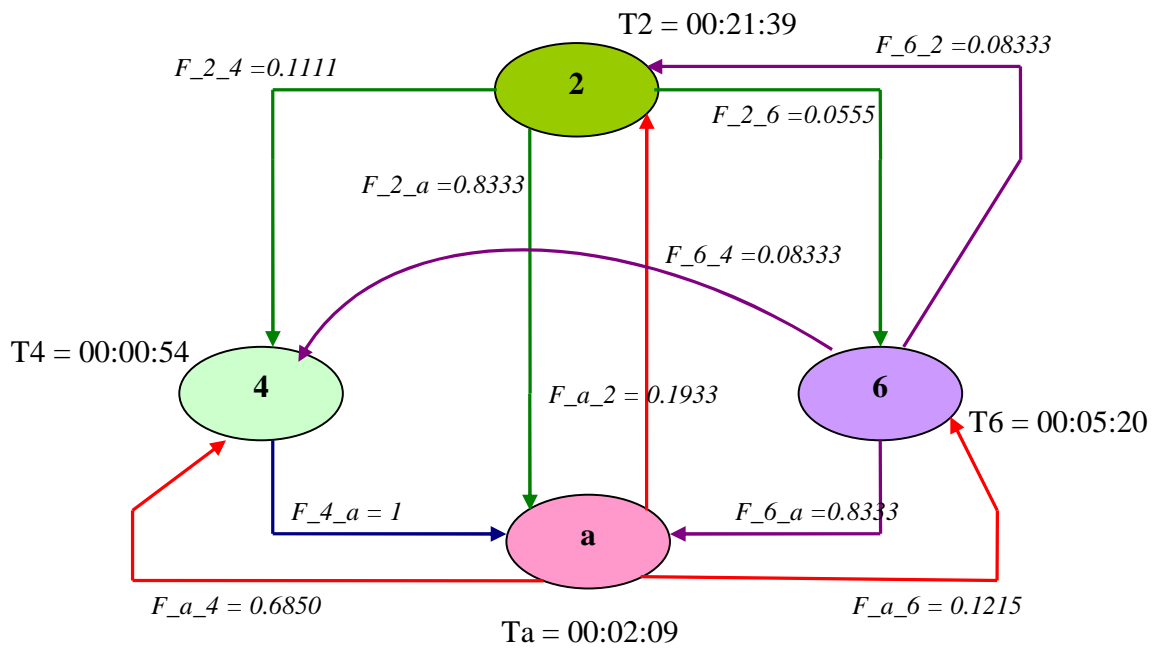


Figure 4.4 - 3 Chaîne de Markov obtenu avec la méthode d'élimination des activités courtes.

La matrice de transition de la chaîne de Markov est :

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0.111 & 0.0555 & 0.8333 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0.0833 & 0.0833 & 0 & 0.8333 \\ 0.1933 & 0.6850 & 0.1215 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.26)$$

En conclusion nous présentons le diagramme de la deuxième méthode dans la Figure 4.4 – 4.

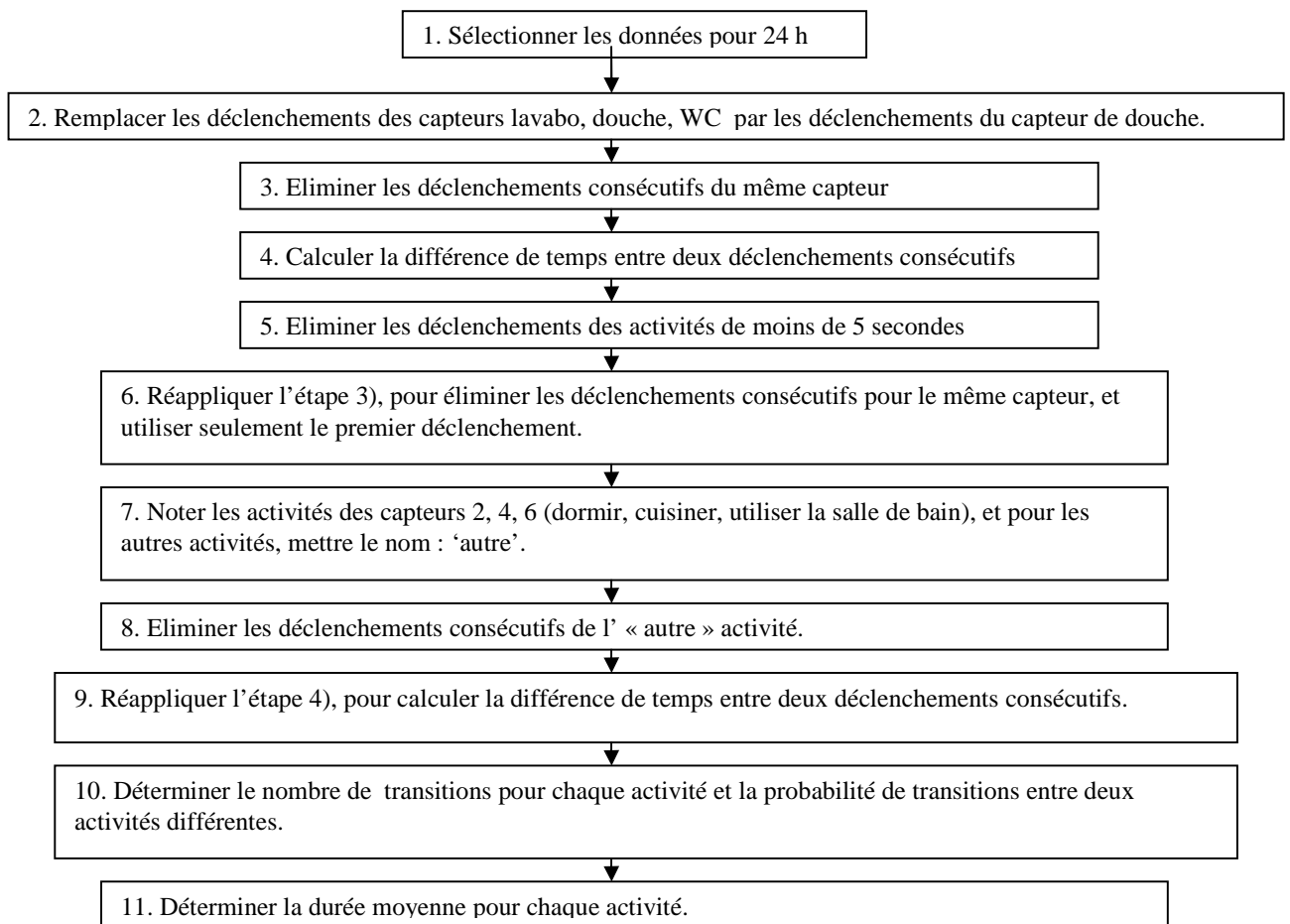


Figure 4.4 – 4 Diagramme de la deuxième méthode avec l'élimination des activités courtes

Comme nous l'avons déjà précisé, les durées moyennes obtenues pour chaque activité sont petites pour faire une validation. En analysant les données, nous avons observé que la personne fait d'habitude une sieste pendant l'après midi ; comme on est intéressés par la durée moyenne du sommeil pendant un jour, nous avons fait l'hypothèse suivante :

Hypothèse 3 Nous supposons que la personne ne fait qu'une seule sieste par jour, entre 08H00 et 20H00. Tous les autres déclenchements du capteur de la chambre (capteur numéro 2) seront éliminés.

Nous avons appliqué l'hypothèse 3 aux deux méthodes présentées avant, et nous avons trouvé des meilleurs résultats pour chaque activité (Tableau 4.4.4.2 – 2 et Tableau 4.4.4.2 - 3).

| Transition | Nombre de transitions | Probabilité de transition | Durée moyenne |
|--------------------|-----------------------|---------------------------|---|
| a->2 | 23 | 0.0393 | Autres activités Ta = 00 : 00 : 46 |
| a->4 | 528 | 0.9041 | |
| a->6 | 33 | 0.0565 | |
| a->a | 0 | 0 | |
| Total tr. A | 584 | | |
| 2->a | 23 | 1 | Dormir T2 = 00 : 33 : 16 |
| 2->4 | 0 | 0 | |
| 2->6 | 0 | 0 | |
| 2->2 | 0 | 0 | |
| Total tr. 2 | 23 | | |
| 4->a | 529 | 1 | Cuisiner T4 = 00 : 00 : 13 |
| 4->2 | 0 | 0 | |
| 4->6 | 0 | 0 | |
| 4->4 | 0 | 0 | |
| Total tr. 4 | 529 | | |
| 6->a | 32 | 0.9696 | Salle de bain T6 = 00 : 03 : 50 |
| 6->2 | 0 | 0 | |
| 6->4 | 1 | 0.0303 | |
| 6->6 | 0 | 0 | |
| Total tr. 6 | 33 | | |

Tableau 4.4.4.2 – 2 Résultats de la première méthode (sans élimination des activités courtes) avec l'hypothèse 3.

| Transition | Nombre de transitions | Probabilité de transition | Durée moyenne |
|--------------------|-----------------------|---------------------------|-------------------|
| a->2 | 11 | 0.0679 | Ta = 00 : 02 : 44 |
| a->4 | 127 | 0.7839 | |
| a->6 | 24 | 0.1481 | |
| a->a | 0 | 0 | |
| Total tr. A | 162 | | |
| 2->a | 10 | 0.9090 | T2 = 01 : 09 : 53 |
| 2->4 | 1 | 0.0909 | |
| 2->6 | 0 | 0 | |
| 2->2 | 0 | 0 | |

| | | | |
|--------------------|------------|--------|-------------------|
| Total tr. 2 | 11 | | |
| 4->a | 130 | 1 | T4 = 00 : 00 : 54 |
| 4->2 | 0 | 0 | |
| 4->6 | 0 | 0 | |
| 4->4 | 0 | 0 | |
| Total tr. 4 | 130 | | |
| 6->a | 22 | 0.9166 | T6 = 00 : 05 : 25 |
| 6->2 | 0 | 0 | |
| 6->4 | 2 | 0.0833 | |
| 6->6 | 0 | 0 | |
| Total tr. 6 | 24 | | |

Tableau 4.4.4.2 – 3 Résultats de la deuxième méthode (avec l'élimination des activités courtes) avec l'hypothèse 3.

Le processus de traitement des données avec l'hypothèse 3 suppose encore l'élimination de déclenchements de capteurs et nous avons observé que l'ordre d'application des règles sur les données enregistrées est également important. La solution que nous avons implémentée va modifier les diagrammes 4.4 – 2 et 4.4. – 4 ; pour plus d'information voir l'annexe B.

4.4.4.3 Variation de la durée minimale pour un jour

Dans la deuxième méthode, que nous avons présentée dans le paragraphe précédent, nous avons choisi d'éliminer les activités qui durent moins de 5 secondes parce que nous avons fait la supposition que les activités très courtes ne sont pas représentatives des activités principales d'une personne. Nous avons aussi fait des expériences avec différentes durées minimales pour une activité sur un jour, et nous présentons les résultats dans le Tableau 4.4.4.3 – 1 :

| Durée minimale pour une activité | Ta (durée moyenne - "autres" activités) | T2 (durée moyenne - dormir) | T5 (durée moyenne - cuisine) | T6 (durée moyenne - salle de bain) |
|---|--|--|---|---|
| D = 05 s | 00 :02 :44 | 01 :09 :53 | 00 :00 :54 | 00 :05 :25 |
| D = 10 s | 00 :04 :05 | 01 :16 :54 | 00 :01 :27 | 00 :05 :29 |
| D = 15 s | 00 :04 :57 | 01 :16 :56 | 00 :01 :48 | 00 :05 :38 |
| D = 20 s | 00 :06 :21 | 01 :16 :60 | 00 :02 :26 | 00 :06 :23 |
| D = 25 s | 00 :07 :40 | 01 :25 :39 | 00 :02 :53 | 00 :06 :54 |
| D = 30 s | 00 :08 :59 | 01 :25 :39 | 00 :03 :22 | 00 :06 :57 |
| D = 35 s | 00 :10 :02 | 01 :25 :39 | 00 :04 :32 | 00 :07 :43 |
| D = 40 s | 00 :11 :09 | 01 :25 :39 | 00 :05 :23 | 00 :07 :51 |
| D = 45 s | 00 :12 :05 | 01 :49 :46 | 00 :05 :44 | 00 :08 :18 |
| D = 50 s | 00 :12 :32 | 01 :49 :46 | 00 :06 :11 | 00 :09 :15 |
| D = 55 s | 00 :14 :06 | 01 :49 :46 | 00 :06 :53 | 00 :10 :06 |
| D = 59 s | 00 :14 :26 | 01 :49 :46 | 00 :07 :12 | 00 :10 :45 |

Tableau 4.4.4.3 – 1 Résultats de l'élimination des activités courtes avec des durées minimales variables.

4.4.5 Résultats et conclusion

Si l'on étudie les résultats des Tableaux 4.4.4.2 – 2 et 4.4.4.2 – 3, on peut observer que la méthode avec élimination des activités courtes donne des meilleurs résultats que la méthode sans élimination (par exemple la durée moyenne pour l'activité « dormir » avec la deuxième méthode est 1 :09 :53 comparé à 0 :33 :16 dans la première). C'est pour cette raison que nous avons décidé d'utiliser la méthode avec l'élimination des activités courtes.

On s'est posé des questions sur la durée minimale d'une activité courte : quelle est l'influence sur les durées moyennes des activités si nous éliminons les activités courtes de 20 s, 30 s ou 50 s ? Le Tableau 4.4.4.3 – 1 montre qu'il existe des plages où la durée moyenne du sommeil est constante (entre 25 s et 40 s, la durée moyenne pour « dormir » reste constante : 01 :25 :39 ; et aussi entre 45 s et 59 sec, elle reste à 01 :49 :46).

Si on regarde les durées moyennes dans la cuisine et dans la salle de bain, nous sommes en mesure de voir que, après l'élimination des activités qui durent moins de 59

secs, les valeurs obtenues sont intéressantes : 00 :07 :12 dans la cuisine et 00 :10 :45 dans salle de bain. Les valeurs plus importantes quand nous éliminons les activités durant moins de 30s, 45 s et 59 s. Nous allons tenir compte de ces résultats, et les appliquer à un plus grand ensemble de données, c'est-à-dire à plusieurs jours.

En raison de la structure de l'appartement, la cuisine n'est pas séparée du salon, la personne passe beaucoup de temps entre la cuisine et le salon. Aussi, selon le questionnaire, nous avons observé qu'elle prend habituellement ses repas dans le salon, et cela signifie que le capteur numéro 1 est activé pendant le temps qu'elle mange, et pas le capteur numéro 5, qui est le capteur pour la cuisine. La durée moyenne pour le capteur 5, le capteur de la cuisine, représente en réalité la durée moyenne pour *préparer* les repas, et pas pour prendre le repas.

La personne fait beaucoup d'activités différentes dans le salon, alors nous ne pouvons pas vraiment distinguer les moments où elle prend ses repas, lit, dépose ses achats, où simplement se repose. Les résultats des méthodes appliquées sur les données d'un jour et les nouvelles observations seront utilisés pour faire le traitement des données sur plusieurs jours.

4.5 Traitement des données – plusieurs jours

4.5.1 L'objectif

Les résultats que nous avons obtenus pour les données d'un jour nous aident à identifier les meilleures méthodes de traitement de données sur plusieurs jours, pour observer la variation des durées des activités en fonction de chaque jour. Nous avons utilisée les données sur 16 jours du mois de Janvier 2007, fournies par le laboratoire TIMC.

4.5.2 Estimation de la durée moyenne d'une activité

Sur les déclenchements de capteurs pendant les 16 jours de Janvier, nous avons appliqué la méthode de traitement avec l'élimination des activités courtes, et comme nous

l'avons présenté dans un paragraphe précédent, nous avons choisi de faire des expérimentations avec l'élimination des activités courtes de 30 s, 45 s et 59 s, d'appliquer l'hypothèse 3 (de sommeil), et de suivre le diagramme 2 de l'annexe B.

A la fin, nous calculons la durée moyenne pour chaque activité pendant les 16 jours avec la formule $\bar{x} = \sum_i \frac{x_i}{n}$, la variance de la moyenne : $S^2(\bar{x}) = \frac{S^2(x)}{n}$, et l'intervalle de confiance pour les valeurs obtenus ($\mu = [\bar{x} - h; \bar{x} + h]$).

Dans les paragraphes suivants nous présentons aussi finaux différentes méthodes pour déterminer la durée moyenne, et pour améliorer les résultats finals de l'intervalle de confiance :

- I. Estimation sur les 16 jours avec l'élimination des activités de moins de 30, 45 et 59 secondes.
- II. Estimation de la durée moyenne pour chaque activité en utilisant I.
- III. Estimation de la durée moyenne de toutes les activités, sans aucune étape d'élimination ou filtration.
- IV. Estimation de la durée moyenne des activités du matin, de l'après-midi et du soir.
- V. Amélioration de l'intervalle de confiance.
 - I. Estimation sur les 16 jours avec l'élimination des activités de moins de 30, 45 et 59 secondes

Les résultats finaux de l'expérience pour les 16 jours avec l'élimination des activités qui durent moins de 30s, sont représentés dans le Tableau 4.5 – 1 :

| Jour \ Activité | Ta (autres activités) | T2 (dormir) | T5 (cuisiner) | T6 (salle de bain) |
|------------------------|--------------------------------------|------------------------|--------------------------|-------------------------------|
| 01.01.2007 | 00 :18 :10 | 00 :48 :38 | 00 :02 :52 | 00 :12 :37 |
| 02.01.2007 | 00 :10 :39 | 01 :39 :29 | 00 :02 :54 | 00 :04 :32 |
| 03.01.2007 | 00 :23 :26 | 01 :57 :19 | 00 :03 :23 | 00 :05 :13 |
| 04.01.2007 | 00 :16 :54 | 02 :23 :35 | 00 :02 :51 | 00 :08 :37 |
| 05.01.2007 | 00 :23 :49 | 01 :21 :08 | 00 :03 :02 | 00 :06 :20 |
| 06.01.2007 | 00 :16 :58 | 01 :52 :52 | 00 :04 :25 | 00 :04 :56 |

| | | | | |
|--|------------|------------|-------------------|------------|
| 07.01.2007 | 00 :22 :57 | 01 :26 :00 | 00 :02 :34 | 00 :06 :06 |
| 08.01.2007 | 00 :12 :15 | 02 :25 :51 | 00 :02 :51 | 00 :06 :14 |
| 09.01.2007 | 00 :10 :10 | 01 :33 :47 | 00 :03 :20 | 00 :04 :42 |
| 10.01.2007 | 00 :11 :58 | 01 :25 :30 | 00 :03 :05 | 00 :05 :56 |
| 11.01.2007 | 00 :21 :38 | 01 :32 :08 | 00 :02 :46 | 00 :05 :20 |
| 12.01.2007 | 00 :22 :55 | 01 :18 :40 | 00 :00 :57 | 00 :05 :31 |
| 13.01.2007 | 00 :23 :21 | 00 :52 :11 | 00 :05 :58 | 00 :07 :46 |
| 14.01.2007 | 00 :25 :42 | 01 :50 :21 | 00 :00 :00 | 00 :07 :08 |
| 15.01.2007 | 00 :27 :18 | 01 :01 :12 | 00 :02 :14 | 00 :05 :30 |
| 16.01.2007 (jusqu'à 16 :34 :13) | 00 :30 :25 | 01 :42 :22 | 00 :00 :00 | 00 :05 :00 |

Tableau 4.5 – 1 Estimation sur les 16 jours avec élimination des activités courtes (moins de 30 s)

Pour les premières expériences, nous avons utilisé la distribution normale, avec

l'écart type : $S(x) = \sqrt{\sum_i \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n-1}}$, et un intervalle de confiance de la forme :

$\mu = [\bar{x} - 3 \cdot S(x); \bar{x} + 3 \cdot S(x)]$. Dans le Tableau 4.5 – 2 nous présentons les résultats obtenus (en minutes).

| | Ecart-type S(x) | Moyenne \bar{x} | Intervalle de confiance [$\bar{x} - 3 \cdot S(x); \bar{x} + 3 \cdot S(x)$] |
|------------------------------|---------------------------|-----------------------------|--|
| Ta (autres activités) | 6.2316 | 19.9115 | [1.2165 ; 38.6064] |
| T2 (dormir) | 28.0878 | 94.4406 | [10.1771 ; 178.7041] |
| T5 (cuisine) | 1.4840 | 2.7052 | [0 ; 7.1571] |
| T6 (salle de bain) | 2.0144 | 6.3417 | [0.2985 ; 12.3848] |

Tableau 4.5 – 2 Résultats statistiques du cas I (activités qui durent moins de 30 s).

Nous avons aussi fait les mêmes expériences en éliminant les activités de moins de 45 s et 59 s, et nous présentons les résultats dans les tableaux suivants (Tableau 4.5 – 3, Tableau 4.5 – 4, Tableau 4.5 – 5, Tableau 4.5 – 6) :

| Activité Jour | Ta (autres activités) | T2 (dormir) | T5 (cuisiner) | T6 (salle de bain) |
|---------------------------------------|--|------------------------------|--------------------------------|-------------------------------------|
| 01.01.2007 | 00 :27 :18 | 0 :54 :16 | 00 :04 :41 | 00 :14 :05 |
| 02.01.2007 | 00 :16 :11 | 02 :45 :23 | 00 :03 :49 | 00 :05 :58 |
| 03.01.2007 | 00 :27 :48 | 01 :57 :28 | 00 :03 :27 | 00 :05 :57 |
| 04.01.2007 | 00 :27 :38 | 02 :23 :35 | 00 :05 :42 | 00 :08 :58 |
| 05.01.2007 | 00 :35 :05 | 01 :21 :33 | 00 :04 :13 | 00 :06 :39 |
| 06.01.2007 | 00 :20 :47 | 01 :53 :00 | 00 :05 :55 | 00 :05 :49 |
| 07.01.2007 | 00 :32 :12 | 01 :38 :21 | 00 :03 :33 | 00 :08 :21 |
| 08.01.2007 | 00 :17 :47 | 02 :25 :51 | 00 :04 :04 | 00 :07 :04 |
| 09.01.2007 | 00 :17 :26 | 01 :49 :32 | 00 :05 :09 | 00 :05 :17 |
| 10.01.2007 | 00 :15 :19 | 01 :25 :30 | 00 :04 :10 | 00 :08 :08 |
| 11.01.2007 | 00 :23 :46 | 01 :45 :12 | 00 :03 :17 | 00 :05 :59 |
| 12.01.2007 | 00 :27 :14 | 01 :18 :40 | 00 :01 :18 | 00 :06 :19 |
| 13.01.2007 | 00 :25 :29 | 00 :52 :11 | 00 :07 :27 | 00 :08 :07 |
| 14.01.2007 | 00 :28 :04 | 01 :50 :29 | 00 :00 :00 | 00 :07 :44 |
| 15.01.2007 | 00 :36 :2 | 01 :10 :20 | 00 :02 :58 | 00 :06 :15 |
| 16.01.2007 (jusqu'à 16 :34 :13) | 00 :36 :24 | 01 :42 :14 | 00 :00 :00 | 00 :05 :58 |

Tableau 4.5 – 3 Estimation sur les 16 jours avec élimination des activités courtes (moins de 45 s)

| Activité Jour | Ta (autres activités) | T2 (dormir) | T5 (cuisiner) | T6 (salle de bain) |
|--------------------------------|--|------------------------------|--------------------------------|-------------------------------------|
| 01.01.2007 | 0 :32 :53 | 01 :09 :40 | 00 :06 :22 | 00 :15 :57 |
| 02.01.2007 | 0 :21 :46 | 02 :45 :23 | 00 :05 :07 | 00 :06 :59 |
| 03.01.2007 | 0 :31 :43 | 01 :57 :28 | 00 :06 :16 | 00 :06 :12 |
| 04.01.2007 | 0 :36 :05 | 02 :23 :35 | 00 :08 :27 | 00 :10 :18 |
| 05.01.2007 | 0 :37 :07 | 01 :33 :17 | 00 :05 :03 | 00 :06 :49 |
| 06.01.2007 | 0 :24 :23 | 01 :53 :05 | 00 :05 :58 | 00 :06 :22 |
| 07.01.2007 | 0 :37 :43 | 01 :54 :32 | 00 :05 :47 | 00 :09 :59 |
| 08.01.2007 | 0 :21 :04 | 02 :25 :51 | 00 :04 :28 | 00 :07 :30 |
| 09.01.2007 | 0 :22 :53 | 01 :49 :40 | 00 :06 :52 | 00 :06 :11 |

| | | | | |
|---------------------------------------|-----------|------------|-------------------|------------|
| 10.01.2007 | 0 :20 :10 | 01 :45 :23 | 00 :05 :41 | 00 :08 :27 |
| 11.01.2007 | 0 :27 :39 | 02 :02 :59 | 00 :03 :35 | 00 :06 :46 |
| 12.01.2007 | 0 :36 :29 | 01 :18 :47 | 00 :02 :07 | 00 :07 :05 |
| 13.01.2007 | 0 :27 :04 | 00 :52 :24 | 00 :12 :58 | 00 :09 :43 |
| 14.01.2007 | 0 :31 :24 | 01 :50 :43 | 00 :00 :00 | 00 :08 :56 |
| 15.01.2007 | 0 :42 :26 | 01 :22 :7 | 00 :02 :58 | 00 :06 :60 |
| 16.01.2007 (jusqu'à 16 :34 :13) | 0 :40 :11 | 01 :42 :25 | 00 :00 :00 | 00 :06 :39 |

Tableau 4.5 – 4 Résultats Estimation sur les 16 jours avec élimination des activités courtes (moins de 59 s)

| | Ecart-type S(x) | Moyenne \bar{x} | Intervalle de confiance [$\bar{x} - 3 \cdot S(x)$; $\bar{x} + 3 \cdot S(x)$] |
|------------------------------|---------------------------|-----------------------------|---|
| Ta (autres activités) | 6.9613 | 25.9062 | [5.0224; 46.7901] |
| T2 (dormir) | 31.8116 | 102.0990 | [6.6641 ; 197.5338] |
| T5 (cuisine) | 2.0099 | 3.7323 | [0 ; 9.7621] |
| T6 (salle de bain) | 2.1192 | 7.2896 | [0.9319 ; 13.6472] |

Tableau 4.5 – 5 Résultats statistiques du cas I (activités qui durent moins de 45 s).

| | Ecart-type S(x) | Moyenne \bar{x} | Intervalle de confiance [$\bar{x} - 3 \cdot S(x)$; $\bar{x} + 3 \cdot S(x)$] |
|------------------------------|---------------------------|-----------------------------|---|
| Ta (autres activités) | 7.2745 | 30.6875 | [8.8639 ; 52.5111] |
| T2 (dormir) | 29.1243 | 107.9573 | [20.5844 ; 195.3302] |
| T5 (cuisine) | 3.1510 | 5.1031 | [0; 14.5560] |
| T6 (salle de bain) | 2.4900 | 8.1802 | [0.7102 ; 15.6503] |

Tableau 4.5 – 6 Résultats statistiques du cas I (activités qui durent moins de 59 s).

II. Estimation de la durée moyenne pour chaque activité en utilisant I.

Nous estimons la moyenne pour chaque activité pendant 16 jours :

$$D_{\text{totale}}_{a_i} = \frac{\sum_{j=1}^{nr_jours} D_{a_i}(j)}{nr_jours} \quad (4.26)$$

avec $D_{\text{totale}}_{a_i}$ - la durée moyenne totale pour l'activité a_i , $i \in [1,4]$, a_1 représente les activités « autres », a_2 : dormir, a_3 : cuisiner, a_4 : salle de bain ; $D_{a_i}(j)$ la durée moyenne de l'activité a_i dans la journée j et nr_jours le nombre de jours que nous avons utilisé. Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 4.5 – 7 :

| Activités Durée minimale pour une activité | Ta (autres activités) | T2 (dormir) | T5 (cuisiner) | T6 (salle de bain) |
|--|-----------------------------|----------------|------------------|-----------------------|
| d = 30s | 00 :19 :55 | 01 :34 :26 | 00 :02 :42 | 00 :06 :20 |
| d = 45s | 00 :25 :54 | 01 :42 :06 | 00 :03 :44 | 00 :06 :40 |
| d = 59s | 00 :25 :54 | 01 :47 :57 | 00 :05 :06 | 00 :08 :11 |

Tableau 4.5 – 7 Durées moyennes pour chaque activité pendant 16 jours de Janvier 2007.

III. Estimation de la durée moyenne de toutes les activités, sans aucune étape d'élimination ou filtration.

Pour toutes les données du mois Janvier, nous avons également effectué des tests en prenant en considération tous les déclenchements, sans séparer les jours. Pour calculer les durées moyennes des activités nous avons utilisé la formule (4.24) :

$$Durée_moy_i = \frac{\sum_{k=1}^{n_i} durée_{i,k}}{n_i} \quad \text{où } n_i \text{ est le nombre de fois que l'activité } i \text{ apparaît et } durée_{i,k} \text{ est la durée de la } k^{\text{ième}} \text{ occurrence de l'activité } i.$$

Nous avons également éliminé les derniers déclenchements de tous les jours et les résultats finaux sont présentés dans le Tableau 4.5 – 8 :

| Activité Durée minimale pour une activité | Ta (autres activités) | T2 (dormir) | T5 (cuisiner) | T6 (salle de bain) |
|--|--|------------------------------|--------------------------------|-------------------------------------|
| d = 30s | 00 :19 :55 | 01 :27 :44 | 00 :03 :08 | 00 :07 :06 |
| d = 45s | 00 :27 :05 | 01 :34 :33 | 00 :04 :26 | 00 :08 :16 |
| d = 59s | 00 :31 :60 | 01 :42 :37 | 00 :05 :51 | 00 :10 :09 |

Tableau 4.5 – 8 Durées moyennes totales pour les 16 jours, avec l'élimination des derniers déclenchements de chaque jour.

IV. Estimation de la durée moyenne des activités du matin, de l'après-midi et du soir.

Un autre essai que nous avons fait a été d'estimer séparément les durées moyennes des activités pour trois périodes d'une journée : matin, après-midi et soir. Nous avons éliminé les derniers déclenchements de chaque matin, pour éviter que la dernière activité de la matinée s'achève le lendemain matin. Pour calculer les durées moyennes de chaque activité des matinées, des après-midi et des soirées nous avons utilisé la formule (4.24) sur les 16 jours de Janvier. Les résultats obtenus sont présentés dans les Tableaux 4.5 – 9, 4.5 – 10, 4.5 – 11 :

| Activité Durée minimale pour une activité | Ta (autres activités) | T2 (dormir) | T5 (cuisiner) | T6 (salle de bain) |
|--|--|------------------------------|--------------------------------|-------------------------------------|
| d = 30s | 00 : 13 : 56 | 00 : 41 : 47 | 00 : 02 : 57 | 00 :06 :51 |
| d = 45s | 00 : 17 : 24 | 00 : 41 : 47 | 00 : 04 : 29 | 00 : 07 : 59 |
| d = 59s | 00 : 19 : 22 | 00 : 41 : 47 | 00 : 05 : 33 | 00 : 09 :17 |

Tableaux 4.5 – 9 Durées moyennes des activités de la matinée (08 : 00 – 12 : 00)

| Activité Durée minimale pour une activité | Ta (autres activités) | T2 (dormir) | T5 (cuisiner) | T6 (salle de bain) |
|--|--|------------------------------|--------------------------------|-------------------------------------|
| d = 30s | 00 : 19 : 31 | 02 : 01 : 11 | 00 : 03 : 17 | 00 : 06 : 51 |
| d = 45s | 00 : 28 : 10 | 02 : 01 : 11 | 00 : 04 : 33 | 00 : 07 : 59 |
| d = 59s | 00 : 33 : 50 | 02 : 01 : 11 | 00 : 06 : 09 | 00 : 09 : 36 |

Tableaux 4.5 – 10 Durées moyennes des activités de l'après-midi (12 : 00 – 20 : 00)

| Activité Durée minimale pour une activité | Ta (autres activités) | T2 (dormir) | T5 (cuisiner) | T6 (salle de bain) |
|--|--|------------------------------|--------------------------------|-------------------------------------|
| d = 30s | 00 : 16 : 51 | 03 : 31 : 19 | 00 : 02 : 26 | 00 : 28 : 05 |
| d = 45s | 00 : 21 : 33 | 03 : 33 : 40 | 00 : 03 : 19 | 00 : 28 : 53 |
| d = 59s | 00 : 27 : 18 | 03 : 52 : 52 | 00 : 08 : 41 | 00 : 31 : 40 |

Tableaux 4.5 – 11 Durées moyennes des activités de la soirée (20 : 00 – 08 : 00)

Nous pouvons observer que les valeurs du matin, de l'après-midi et du soir, correspondent aux activités habituelles de la personne, par exemple : la durée moyenne pour l'activité de dormir reste toujours très petite le matin, elle dépend de l'heure du réveil ; dans l'après-midi les valeurs obtenues pour dormir traduisent la sieste d'environ 2h que la personne fait chaque jour ; les durées moyennes le soir sont petites parce que la personne se lève souvent pendant la nuit.

V. Amélioration de l'intervalle de confiance

En regardant les résultats des Tableaux 4.5 – 2, 4.5 – 5, 4.5 – 6, nous avons observé que les intervalles de confiance que nous avons obtenus sont très grandes et ne permettent pas d'avoir donc une bonne estimation de la moyenne. Nous avons cherché une autre possibilité d'estimer la moyenne, et aussi d'établir un intervalle de confiance plus petit. En utilisant les moyennes régulières nous devrions pouvoir affiner l'intervalle

de confiance. Dans le paragraphe suivant, nous présentons les étapes principales de la méthode.

L'algorithme suivant sera appliqué seulement pour une seule activité :

1. Sélectionner les déclenchements de l'activité à suivre. Le résultat final aura le format suivant :

$X = [D_1 \ D_2 \ ..D_{N-1} \ D_N]$, avec D_i la durée du déclenchement i pour l'activité choisie et N le nombre total de déclenchements pour cette activité.

2. Soit N le nombre total de déclenchements. Nous avons choisi de partager l'ensemble des déclenchements en sous-ensembles de sorte que :

$$\begin{cases} N \geq i_length \cdot nr_of_i \\ i_length \cong nr_of_i \end{cases} \quad \text{avec } i_length, nr_of_i \in N \quad (4.27)$$

où i_length est la longueur d'un intervalle et nr_of_i le nombre d'intervalles obtenus.

3. Déterminer la valeur moyenne de chaque sous-ensemble avec la formule :

$$T_p(j) = \frac{\sum_{i=i_length \cdot (j-1)+1}^{i_length \cdot j} D_i}{i_length}, \quad (4.28)$$

où j est le sous-ensemble sur lequel on calcule la somme, i_length est le nombre d'éléments du sous-ensemble et $T_p(j)$ est la valeur moyenne de sous-ensemble j .

4. Déterminer la valeur moyenne totale sur tous les intervalles, avec la formule :

$$T_tot = \frac{\sum_{k=1}^{nr_of_i} T_p(k)}{nr_of_i}, \quad (4.29)$$

La Figure 4.5 – 1 montre une représentation graphique de la procédure décrite ci-dessus.

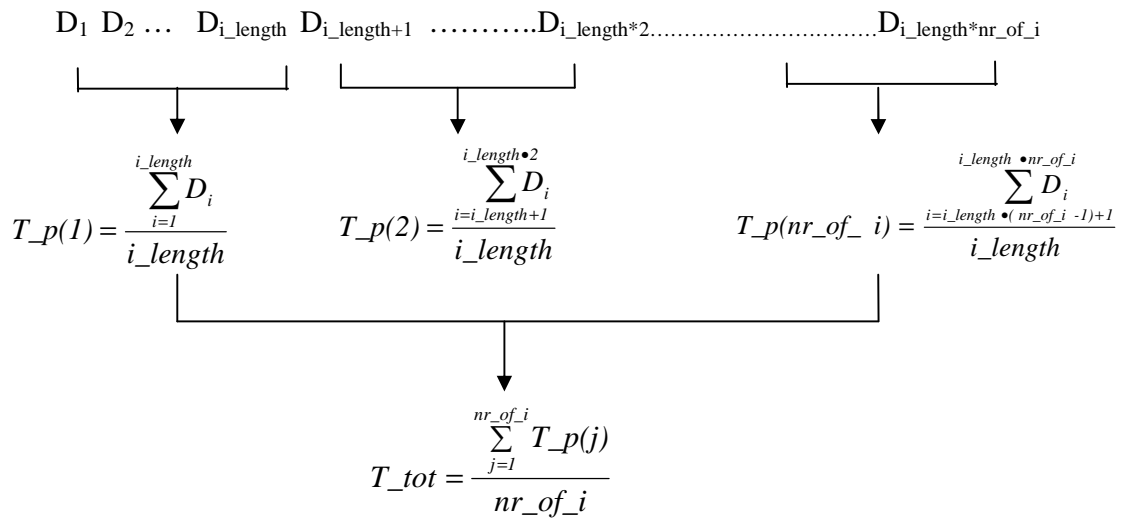


Figure 4.5 – 1 Représentation du processus d'estimation de la moyenne d'une activité

Le pseudo code pour la mise en œuvre de l'algorithme est représenté dans la Figure 4.5 – 1 :

```

For j = 1 ..nr_of_i
  S1 := 0;
  For i = i_length*(j-1) + 1 ....i_length*j
    S1 := S1 + D(i);
  End
  T_p(j)=S1/i_length;
end

S2 := 0;
For k = 1.. nr_of_i
  S2 := S2 + T_p(k);
End
T_tot = S2/nr_of_i;

```

Figure 4.5 – 1 Algorithme d'estimation de la durée moyenne pendant plusieurs jours

Les résultats obtenus sur les 16 jours avec l'algorithme 4.5 – 1 sont présentés dans le Tableau 4.5 – 11 :

| Activité Durée minimale pour une activité | Ta (autres activités) N | T2 (dormir) N | T5 (cuisiner) N | T6 (salle de bain) N |
|--|--|--|--|---|
| d = 30s | 00 : 18 : 48 N = 483 | 01 : 32 : 35 N = 110 | 00 : 03 : 07 N = 225 | 0 : 07 : 04 N = 272 |
| d = 45s | 00 : 24 : 42 N = 342 | 01 : 41 : 46 N = 100 | 00 : 04 : 22 N = 144 | 00 : 08 : 11 N = 240 |
| d = 59s | 00 : 29 : 18 N = 289 | 01 : 48 : 16 N = 100 | 00 : 05 : 51 N = 110 | 00 : 09 : 58 N = 225 |

Tableau 4.5 – 11 Durées moyennes et nombres de transitions obtenus avec l’algorithme 4.5-1.

Dans cette étape, pour le calcul de l’intervalle de confiance, nous avons utilisée la distribution « student-t » ; la moyenne est dans l’intervalle de confiance avec la probabilité $1 - \alpha$ (nous avons considéré le niveau de confiance 0.975). Nous avons utilisé les formules (4.21) pour calculer l’écart type de la moyenne, (4.22) pour calculer le demi-intervalle, et (4.18) pour l’intervalle de confiance : $[\bar{x} - t^* S(\bar{x}), \bar{x} + t^* S(\bar{x})]$.

En utilisant l’annexe A nous pouvons choisir la valeur t pour le niveau de confiance de 0.975 et pour le nombre des degrés de liberté $n-1$ (15 jours) : $t = 2,131$. Si le demi-intervalle, $h = t \cdot S(\bar{x})$ est petit, l’estimation pour la moyenne est meilleure. Dans les Tableaux 4.5 – 12, 4.5 – 13, 4.5 – 14, nous présentons les résultats obtenus avec l’utilisation de la distribution « student-t » et l’algorithme 4.5-1.

| D = 30 s | Ecart-type $S(\bar{x})$ | Moyenne \bar{x} | Demi-intervalle $h = t \cdot S(\bar{x})$ | Intervalle de confiance $[\bar{x} - h; \bar{x} + h]$ |
|------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------|--|--|
| Ta (autres activités) | 8.8362 | 18.8012 | 3.9263 | [14.8749, 22.7276] |
| T2 (dormir) | 32.6669 | 92.5751 | 20.9892 | [71.5859, 113.5643] |
| T5 (cuisiner) | 0.7027 | 3.1205 | .3866 | [2.7338, 3.5071] |
| T6 (salle de bain) | 3.0065 | 7.0681 | 1.5539 | [5.5142, 8.6221] |

Tableau 4.5 – 12 Résultats des durées moyennes avec l'élimination des activités qui durent moins de 30 s, en utilisant l'algorithme 4.5 -1 et la distribution « student-t » (en minutes).

| D = 45s | Ecart-type $S(\bar{x})$ | Moyenne \bar{x} | Demi-intervalle $h = t \cdot S(\bar{x})$ | Intervalle de confiance $[\bar{x} - h; \bar{x} + h]$ |
|------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------|--|--|
| Ta (autres activités) | 9.2733 | 24.6970 | 4.5336 | [20.1634, 29.2306] |
| T2 (dormir) | 32.8727 | 101.7693 | 22.1523 | [79.617, 123.9216] |
| T5 (cuisiner) | 1.0682 | 4.3599 | 0.6571 | [3.7028, 5.01709] |
| T6 (salle de bain) | 3.477 | 8.1815 | 1.8524 | [6.3291, 10.0340] |

Tableau 4.5 – 13 Résultats des durées moyennes avec l'élimination des activités qui durent moins de 45 s, en utilisant l'algorithme 4.5 -1 et la distribution « student-t » (en minutes).

| D = 59 s | Ecart-type $S(\bar{x})$ | Moyenne \bar{x} | Demi-intervalle $h = t \cdot S(\bar{x})$ | Intervalle de confiance $[\bar{x} - h; \bar{x} + h]$ |
|------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------|--|--|
| Ta (autres activités) | 8.0979 | 29.3047 | 4.1853 | [25.1194 , 33.4901] |
| T2 (dormir) | 25.0852 | 108.2691 | 16.9044 | [91.3647 , 125.1736] |
| T5 (cuisiner) | 1.1191 | 5.8565 | 0.719 | [5.1374 , 6.5755] |
| T6 (salle de bain) | 3.37 | 9.9676 | 1.8542 | [8.1133 , 11.8218] |

Tableau 4.5 – 14 Résultats des durées moyennes avec l'élimination des activités qui durent moins de 59 s, en utilisant l'algorithme 4.5 -1 et la distribution « student-t » (en minutes).

4.5.3 Résultats et conclusion

Les essais précédents nous permettent d'observer que :

- en utilisant la distribution normale sur les données sur 16 jours on obtient des intervalles de confiances très grands, qui ne sont pas représentatifs pour l'estimation des durées moyennes de chaque activité ;

- les durées moyennes obtenues pour le matin, l'après-midi et le soir semblent bonnes, mais nous voulons améliorer les méthodes appliquées sur toutes les données pendant un certain période de temps ;
- l'algorithme 5.4 – 1 et l'utilisation de la distribution « student-t » donnent de bons résultats pour les durées moyennes de chaque activité et pour les intervalles de confiance (en comparaison avec le test de la distribution gaussienne).

Pour représenter le modèle final avec les chaînes de Markov, nous utilisons les probabilités de transitions que nous avons présentées dans l'annexe D, et nous faisons aussi la construction du modèle avec l'élimination des activités qui durent moins de 59 secondes dans la Figure 4.5–2 (le processus de représentation et de validation pour les deux autre méthodes, avec l'élimination des activités durent moins de 30 s et de 45 s, est le même ; voir l'annexe E) :

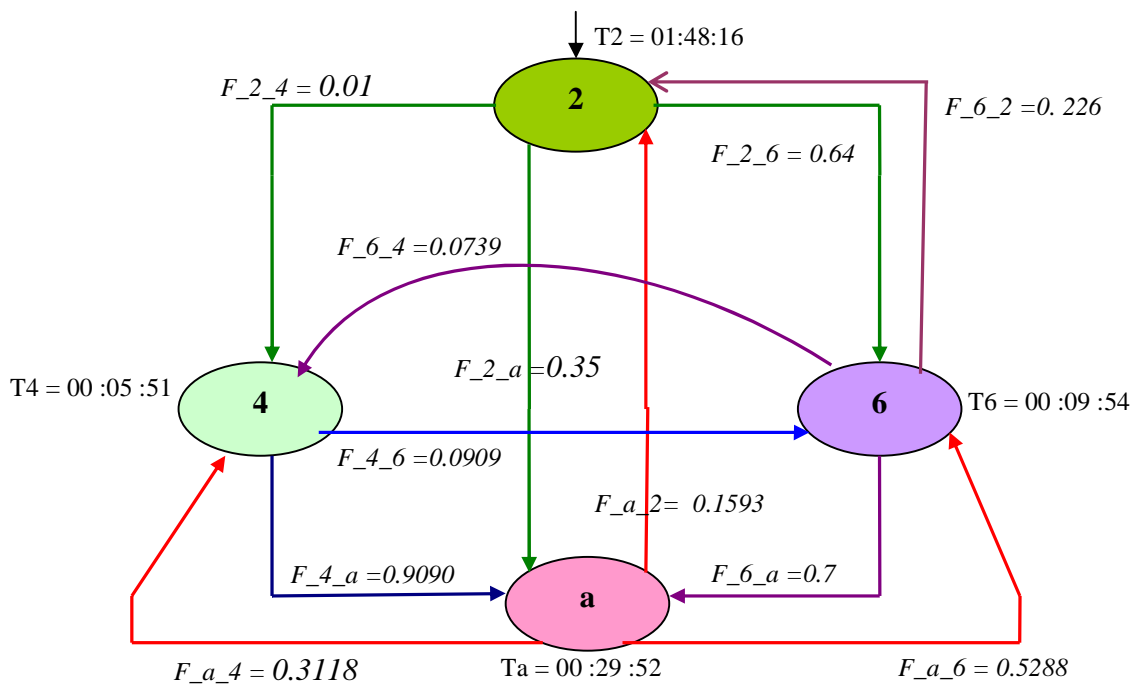


Figure 4.5 - 2 Chaîne de Markov finale (construite sur les données du tableau D - 3)

La matrice de probabilités de transition de la chaîne de Markov est :

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0.01 & 0.64 & 0.35 \\ 0 & 0 & 0.0909 & 0.9090 \\ 0.226 & 0.0739 & 0 & 0.7 \\ 0.1593 & 0.3118 & 0.5288 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.27)$$

Si on utilise la matrice P on peut aussi déterminer la matrice des taux de transition Q ; Soit :

$$\lambda = [T_a \quad T_2 \quad T_5 \quad T_6]^T \quad (4.28)$$

$$\text{Alors } Q_{i,j} = \begin{cases} P_{i,j} \cdot \lambda_i & , \quad i \neq j \\ -\lambda_i & , \quad i = j \end{cases} \quad (4.29)$$

Le modèle markovien final que nous avons obtenu, est un modèle de référence qui peut être utilisé avec des nouvelles données de l'appartement. Ce modèle est caractérisé par le comportement de la personne vivant à l'intérieur de l'appartement. Si l'on s'intéresse à d'autres appartements, habités par d'autres personnes, il faut construire d'autres modèles de références.

Conclusions et perspectives

Notre travail propose un processus de traitement des données provenant des capteurs infrarouges passifs, installés dans un appartement, qui détectent et enregistrent les mouvements d'une personne âgée vivant seule. Notre objectif a été de réaliser un traitement statistique sur la durée des activités de la vie quotidienne de la personne et de proposer une nouvelle méthode de traitement des données collectées dans l'appartement étudié.

Les étapes que nous avons présentées dans ce mémoire sont :

- Elaboration des hypothèses du travail et de règles pour corriger les incohérences des déclenchements des capteurs.
- Développement de méthodes pour l'application des hypothèses de travail sur un jour : méthode sans élimination des activités courtes et méthode avec élimination des activités courtes (les activités qui ne sont pas essentielles pour analyser le comportement de la personne dans son habitat). La deuxième méthode nous a fourni les meilleurs résultats.
- Application de la méthode d'élimination des activités courtes sur un jour avec variation de la durée minimale pour une activité courte, afin d'étudier la sensibilité de la méthode.
- Application des meilleures méthodes sur plusieurs jours pour observer les résultats finaux et faire des comparaisons.
- Développement de méthodes différentes pour calculer les durées moyennes des activités sur plusieurs jours.
- Modélisation duale des résultats : construction d'une chaîne de Markov à temps continu afin de déterminer les durées moyennes des activités, et d'un automate probabiliste fini (DFPA) pour caractériser les séquences d'activités.

Les résultats obtenus sont analysés d'un point de vue statistique (analyse par intervalles de confiance) ce qui nous permet de conclure sur les durées d'apprentissage

des paramètres de modèles stochastiques. Une conclusion intéressante est le fait que la durée d'apprentissage de l'automate dépend de la personne considérée. Même si cette conclusion peut paraître assez intuitive, les résultats qu'on obtient montrent une variabilité de la période d'apprentissage, d'une personne à l'autre, très étonnante : 15 jours par rapport à un mois pour obtenir des intervalles de confiance similaires.

Perspectives de ce travail :

- Le modèle de référence pour analyser les activités doit être construit périodiquement et séparément pour chaque personne. Nous avons observé que le comportement de la même personne est différent pendant chaque saison de l'année. Le comportement de référence doit être comparé chaque fois avec les nouveaux modèles. Pour le moment nous n'avons pas assez de données pour construire les autres modèles mais il serait intéressant de comparer plusieurs modèles provenant d'appartements différents et de saisons différentes.
- Des algorithmes complexes doivent être implémentés pour comparer le modèle de référence à des nouveaux modèles construits sur différentes périodes de temps. La perspective immédiate de notre travail est la recherche d'algorithmes décisionnels permettant de détecter les modifications comportementales. Ce travail, en revanche, nécessite une collaboration avec des médecins spécialistes.
- Afin de séparer les activités et mieux filtrer les données des capteurs nous aurons besoin de l'installation des plusieurs capteurs supplémentaires dans l'appartement, par exemple : les capteurs de pression pour les chaises (ce qui permettrait de déterminer quand la personne prend le repas), de capteurs sur la porte du réfrigérateur et sur les placards de la cuisine pour déterminer quand elle prépare le repas, etc. L'installation de plusieurs capteurs supplémentaires signifie plus de données, donc des temps de traitement plus longs.
- Une activité peut être aussi exprimée comme une succession de différentes activités : par exemple l'activité « manger » peut impliquer cuisiner les aliments, puis le repas dans le salon et puis faire la vaisselle ; l'activité « regarder la télévision » peut impliquer de déclenchements des capteurs du salon et de la

chambre (lit), etc. Si on veut analyser d'autres activités on doit trouver des nouvelles règles de traitement des données et aussi d'interprétation de la chaîne de Markov obtenue.

- Pour les automates probabilistes nous pouvons implémenter des méthodes de reconnaissance des trajectoires possibles entre les activités principales qui peuvent être utilisées pour caractériser le comportement de la personne et aussi des méthodes pour construire des modèles comportementaux périodiques.

Annexe A

« Student –t » distribution table :

| ν | 75% | 80% | 85% | 90% | 95% | 97.5% | 99% | 99.5% | 99.75% | 99.9% | 99.95% |
|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|-------|--------|
| 1 | 1.000 | 1.376 | 1.963 | 3.078 | 6.314 | 12.71 | 31.82 | 63.66 | 127.3 | 318.3 | 636.6 |
| 2 | 0.816 | 1.061 | 1.386 | 1.886 | 2.920 | 4.303 | 6.965 | 9.925 | 14.09 | 22.33 | 31.60 |
| 3 | 0.765 | 0.978 | 1.250 | 1.638 | 2.353 | 3.182 | 4.541 | 5.841 | 7.453 | 10.21 | 12.92 |
| 4 | 0.741 | 0.941 | 1.190 | 1.533 | 2.132 | 2.776 | 3.747 | 4.604 | 5.598 | 7.173 | 8.610 |
| 5 | 0.727 | 0.920 | 1.156 | 1.476 | 2.015 | 2.571 | 3.365 | 4.032 | 4.773 | 5.893 | 6.869 |
| 6 | 0.718 | 0.906 | 1.134 | 1.440 | 1.943 | 2.447 | 3.143 | 3.707 | 4.317 | 5.208 | 5.959 |
| 7 | 0.711 | 0.896 | 1.119 | 1.415 | 1.895 | 2.365 | 2.998 | 3.499 | 4.029 | 4.785 | 5.408 |
| 8 | 0.706 | 0.889 | 1.108 | 1.397 | 1.860 | 2.306 | 2.896 | 3.355 | 3.833 | 4.501 | 5.041 |
| 9 | 0.703 | 0.883 | 1.100 | 1.383 | 1.833 | 2.262 | 2.821 | 3.250 | 3.690 | 4.297 | 4.781 |
| 10 | 0.700 | 0.879 | 1.093 | 1.372 | 1.812 | 2.228 | 2.764 | 3.169 | 3.581 | 4.144 | 4.587 |
| 11 | 0.697 | 0.876 | 1.088 | 1.363 | 1.796 | 2.201 | 2.718 | 3.106 | 3.497 | 4.025 | 4.437 |
| 12 | 0.695 | 0.873 | 1.083 | 1.356 | 1.782 | 2.179 | 2.681 | 3.055 | 3.428 | 3.930 | 4.318 |
| 13 | 0.694 | 0.870 | 1.079 | 1.350 | 1.771 | 2.160 | 2.650 | 3.012 | 3.372 | 3.852 | 4.221 |
| 14 | 0.692 | 0.868 | 1.076 | 1.345 | 1.761 | 2.145 | 2.624 | 2.977 | 3.326 | 3.787 | 4.140 |
| 15 | 0.691 | 0.866 | 1.074 | 1.341 | 1.753 | 2.131 | 2.602 | 2.947 | 3.286 | 3.733 | 4.073 |
| 16 | 0.690 | 0.865 | 1.071 | 1.337 | 1.746 | 2.120 | 2.583 | 2.921 | 3.252 | 3.686 | 4.015 |
| 17 | 0.689 | 0.863 | 1.069 | 1.333 | 1.740 | 2.110 | 2.567 | 2.898 | 3.222 | 3.646 | 3.965 |
| 18 | 0.688 | 0.862 | 1.067 | 1.330 | 1.734 | 2.101 | 2.552 | 2.878 | 3.197 | 3.610 | 3.922 |
| 19 | 0.688 | 0.861 | 1.066 | 1.328 | 1.729 | 2.093 | 2.539 | 2.861 | 3.174 | 3.579 | 3.883 |
| 20 | 0.687 | 0.860 | 1.064 | 1.325 | 1.725 | 2.086 | 2.528 | 2.845 | 3.153 | 3.552 | 3.850 |
| 21 | 0.686 | 0.859 | 1.063 | 1.323 | 1.721 | 2.080 | 2.518 | 2.831 | 3.135 | 3.527 | 3.819 |
| 22 | 0.686 | 0.858 | 1.061 | 1.321 | 1.717 | 2.074 | 2.508 | 2.819 | 3.119 | 3.505 | 3.792 |
| 23 | 0.685 | 0.858 | 1.060 | 1.319 | 1.714 | 2.069 | 2.500 | 2.807 | 3.104 | 3.485 | 3.767 |
| 24 | 0.685 | 0.857 | 1.059 | 1.318 | 1.711 | 2.064 | 2.492 | 2.797 | 3.091 | 3.467 | 3.745 |
| 25 | 0.684 | 0.856 | 1.058 | 1.316 | 1.708 | 2.060 | 2.485 | 2.787 | 3.078 | 3.450 | 3.725 |
| 26 | 0.684 | 0.856 | 1.058 | 1.315 | 1.706 | 2.056 | 2.479 | 2.779 | 3.067 | 3.435 | 3.707 |
| 27 | 0.684 | 0.855 | 1.057 | 1.314 | 1.703 | 2.052 | 2.473 | 2.771 | 3.057 | 3.421 | 3.690 |
| 28 | 0.683 | 0.855 | 1.056 | 1.313 | 1.701 | 2.048 | 2.467 | 2.763 | 3.047 | 3.408 | 3.674 |
| 29 | 0.683 | 0.854 | 1.055 | 1.311 | 1.699 | 2.045 | 2.462 | 2.756 | 3.038 | 3.396 | 3.659 |
| 30 | 0.683 | 0.854 | 1.055 | 1.310 | 1.697 | 2.042 | 2.457 | 2.750 | 3.030 | 3.385 | 3.646 |
| 40 | 0.681 | 0.851 | 1.050 | 1.303 | 1.684 | 2.021 | 2.423 | 2.704 | 2.971 | 3.307 | 3.551 |
| 50 | 0.679 | 0.849 | 1.047 | 1.299 | 1.676 | 2.009 | 2.403 | 2.678 | 2.937 | 3.261 | 3.496 |
| 60 | 0.679 | 0.848 | 1.045 | 1.296 | 1.671 | 2.000 | 2.390 | 2.660 | 2.915 | 3.232 | 3.460 |
| 80 | 0.678 | 0.846 | 1.043 | 1.292 | 1.664 | 1.990 | 2.374 | 2.639 | 2.887 | 3.195 | 3.416 |
| 100 | 0.677 | 0.845 | 1.042 | 1.290 | 1.660 | 1.984 | 2.364 | 2.626 | 2.871 | 3.174 | 3.390 |
| 120 | 0.677 | 0.845 | 1.041 | 1.289 | 1.658 | 1.980 | 2.358 | 2.617 | 2.860 | 3.160 | 3.373 |
| ∞ | 0.674 | 0.842 | 1.036 | 1.282 | 1.645 | 1.960 | 2.326 | 2.576 | 2.807 | 3.090 | 3.291 |

Annexe B

Les diagrammes pour chaque méthode correspondent à : Diagramme 1 : traitement des données sans l'élimination des activités courtes et avec l'hypothèse de la sieste, Diagramme 2 : traitement des données avec l'élimination des activités courtes et avec l'hypothèse de la sieste.

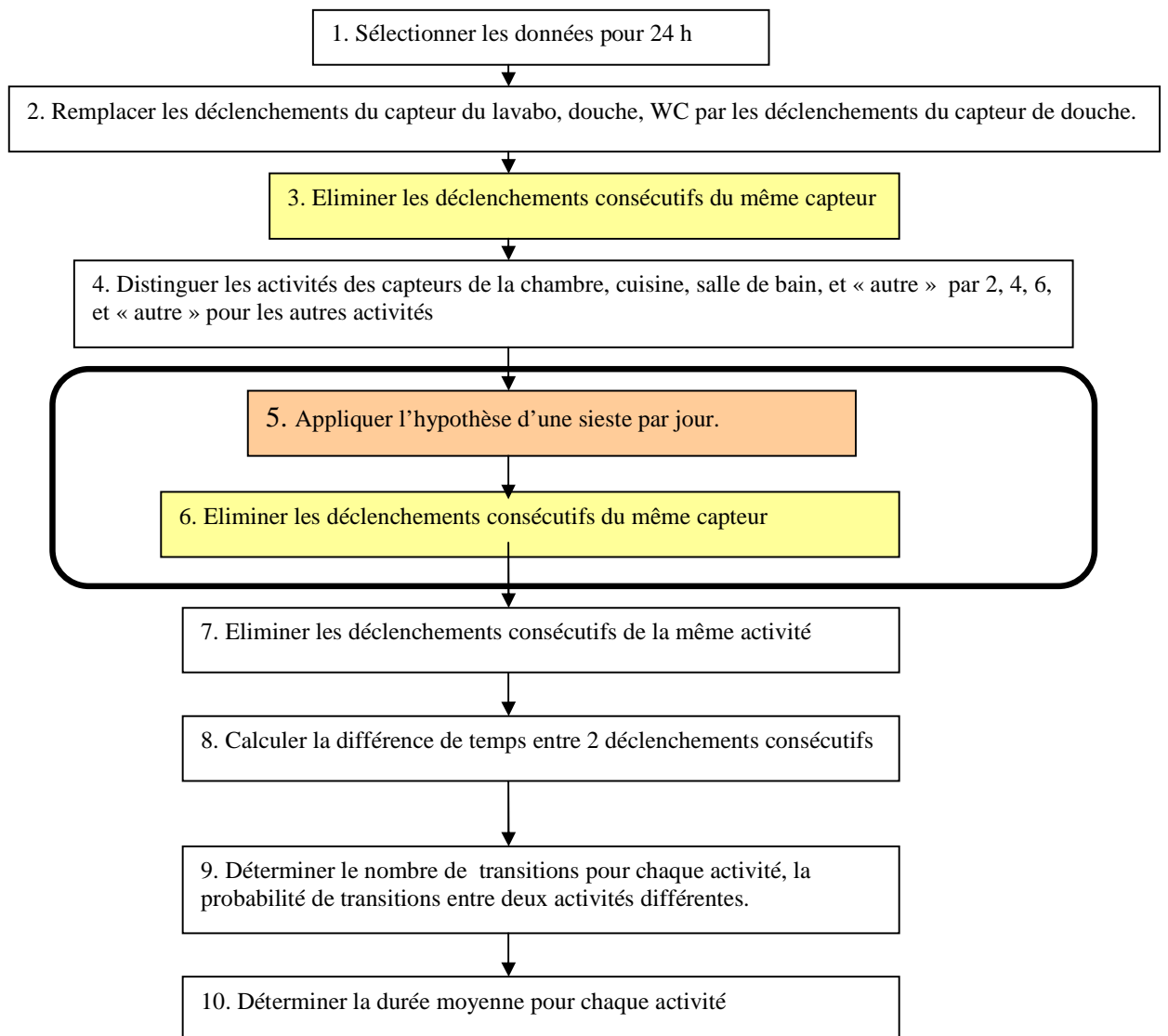


Fig.5 Diagramme de la première méthode avec l'hypothèse de la sieste.

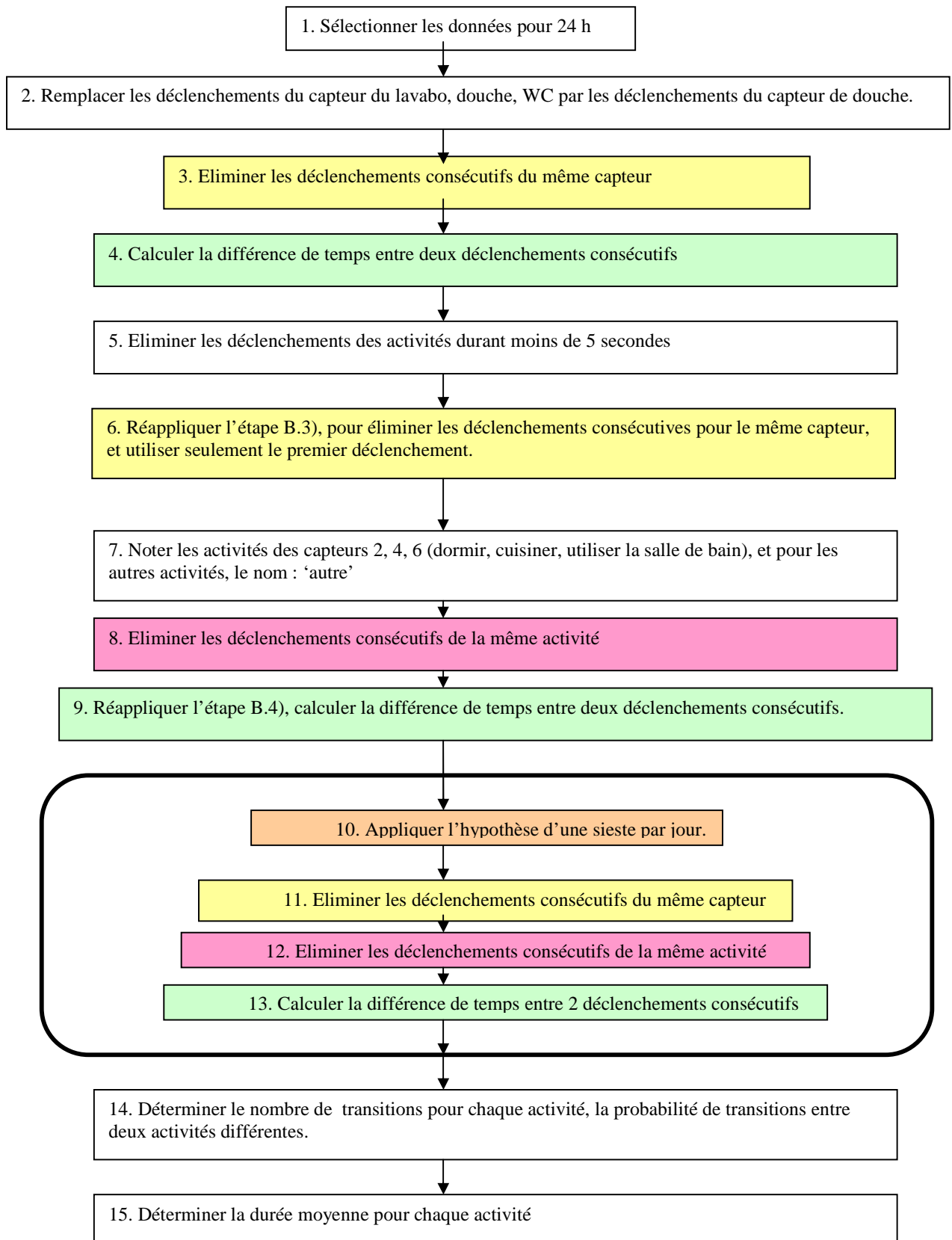


Fig.6 Diagramme de la deuxième méthode avec l'hypothèse de la sieste

Annexe C

La grille AGGIR permet d'évaluer l'autonomie de la personne et de regrouper les « malades » en 6 Groupes Iso-Ressources (GIR) pour déterminer les ressources nécessaires à la prise en charge d'une personne dépendante. La grille est couramment utilisée en France pour évaluer la perte d'autonomie de personnes vivant à leur domicile ou en institution et utilise seulement les dix variables suivantes (voir C – 1) relatives à la perte d'autonomie physique et psychique.

| | |
|--|---|
| Les variables | Autonomie (fait seul totalement, habituellement, correctement) = A fait partiellement = B ne fait pas = C |
| Cohérence Converser et/ou se comporter de façon logique et sensée | |
| Orientation Se repérer dans le temps, les moments de la journée et dans les lieux | |
| Toilette du haut et du bas du corps Assurer son hygiène corporelle (AA=A, CC=C, autres=B) | |
| Habillage (haut, moyen, bas) S'habiller, se déshabiller, se présenter (AAA=A, CCC=C, autres=B) | |
| Alimentation Se servir et manger les aliments préparés (AA=A, CC=C, BC=C, CB=C, autres=B) | |
| Élimination urinaire et fécale Assurer l'hygiène de l'élimination urinaire et fécale (AA=A, CC=C, AC=C, CA=C, BC=C, CB=C, autres = B) | |
| Transfert Se lever, se coucher, s'asseoir | |
| Déplacements à l'intérieur Avec ou sans canne, déambulateur, fauteuil roulant | |

| | |
|--|--|
| Déplacements à l'extérieur A partir de la porte d'entrée sans moyen de transport | |
| Communication à distance Utiliser les moyens de communications : téléphone, alarme, sonnette... | |

Tableau C - 1- Les 10 variables discriminantes du modèle AGGIR (source [Collège national des enseignants de gériatrie, 2000])

Annexe D

Les tableaux D – 1 ; D – 2, D – 3 contiennent les résultats obtenus par la méthode V, chapitre 4.5 :

| Transition | Nombre de transitions | Fréquence | Durée moyenne |
|--------------------|-----------------------|-----------|--|
| a-> 2 | 65 | 0.1348 | Autres activités Ta = 00 :18:48 |
| a->5 | 217 | 0.4502 | |
| a->6 | 200 | 0.4149 | |
| a->a | 0 | 0 | |
| Total tr. A | 482 | | |
| 2->a | 51 | 0.4434 | Dormir T2 = 01 :34 :09 |
| 2->5 | 1 | 0.0086 | |
| 2->6 | 63 | 0.5478 | |
| 2->2 | 0 | 0 | |
| Total tr. 2 | 115 | | |
| 5->a | 222 | 0.9367 | Cuisiner T5 = 00 :03:08 |
| 5->2 | 1 | 0.0042 | |
| 5->6 | 14 | 0.0590 | |
| 5->5 | 0 | 0 | |
| Total tr. 5 | 237 | | |
| 6->a | 210 | 0.7581 | Salle de bain T6 = 00 :07:00 |
| 6->2 | 48 | 0.1732 | |
| 6->5 | 19 | 0.0685 | |
| 6->6 | 0 | 0 | |
| Total tr. 6 | 277 | | |

Tableau D -1 Résultats obtenus avec l'élimination des activités avec moins de 30 s et la méthode V du chapitre 4.5.

| Transition | Nombre de transitions | Fréquence | Durée moyenne |
|--------------------|------------------------------|------------------|--|
| a-> 2 | 57 | 0.1596 | Autres activités Ta = 00 :25:22 |
| a->5 | 130 | 0.3641 | |
| a->6 | 170 | 0.4761 | |
| a->a | 0 | 0 | |
| Total tr. A | 357 | | |
| 2->a | 41 | 0.3831 | Dormir T2 = 01 :41 :09 |
| 2->5 | 1 | 0.0093 | |
| 2->6 | 65 | 0.6074 | |
| 2->2 | 0 | 0 | |
| Total tr. 2 | 107 | | |
| 5->a | 134 | 0.8993 | Cuisiner T5 = 00 :04 :26 |
| 5->2 | 0 | 0 | |
| 5->6 | 15 | 0.1006 | |
| 5->5 | 0 | 0 | |
| Total tr. 5 | 149 | | |
| 6->a | 183 | 0.732 | Salle de bain T6 = 00 :08:07 |
| 6->2 | 49 | 0.196 | |
| 6->5 | 18 | 0.072 | |
| 6->6 | 0 | 0 | |
| Total tr. 6 | 250 | | |

Tableau D -2 Résultats obtenus avec l'élimination des activités avec moins de 45 s et la méthode V du chapitre 4.5.

| Transition | Nombre de transitions | Fréquence | Durée moyenne |
|--------------------|------------------------------|------------------|---|
| a-> 2 | 47 | 0.1593 | Autres activités Ta = 00 :29 :52 |
| a->5 | 92 | 0.3118 | |
| a->6 | 156 | 0.5288 | |
| a->a | 0 | 0 | |
| Total tr. A | 295 | | |
| 2->a | 35 | 0.35 | Dormir T2 = 01 :48 :16 |
| 2->5 | 1 | 0.01 | |
| 2->6 | 64 | 0.64 | |
| 2->2 | 0 | 0 | |

| | | | |
|--------------------|------------|--------|--|
| Total tr. 2 | 100 | | |
| 5->a | 100 | 0.9090 | Cuisiner T5 = 00 :05 :51 |
| 5->2 | 0 | 0 | |
| 5->6 | 10 | 0.0909 | |
| 5->5 | 0 | 0 | |
| Total tr. 5 | 110 | | |
| 6->a | 161 | 0.7 | Salle de bain T6 = 00 :09 :54 |
| 6->2 | 52 | 0.2260 | |
| 6->5 | 17 | 0.0739 | |
| 6->6 | 0 | 0 | |
| Total tr. 6 | 230 | | |

Tableau D -3 Résultats obtenus avec l'élimination des activités durant moins de 59 s et la méthode V du chapitre 4.5.

Nous observons que l'activité dans la cuisine a été enregistrée par le capteur numéro 5, cela est dû à modifications réalisées dans l'appartement servant de support à nos travaux. Nous avons gardé dans le mémoire la notation de l'activité dans la cuisine avec le capteur 4, pour ne créer pas de confusions.

Annexe E

Des chaînes de Markov ont également été construites aussi pour le processus d'implémentation avec l'élimination des activités qui durent moins de 30 s (voir la Figure E – 1) et pour les activités qui durent moins de 45 s (voir la Figure E – 2).

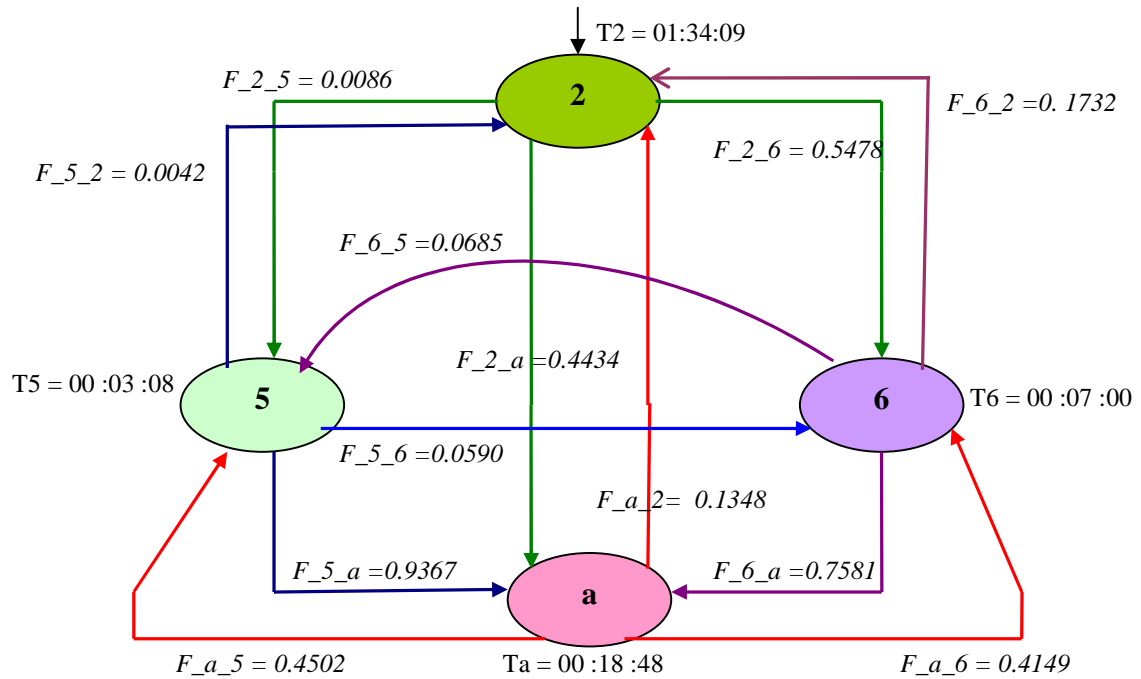


Figure E – 1 Chaîne de Markov construit sur les données du tableau D - 1

La matrice de probabilités de transition de la chaîne de Markov de la Figure E – 1 est :

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0.0086 & 0.5478 & 0.4434 \\ 0.0042 & 0 & 0.0590 & 0.9367 \\ 0.1732 & 0.0685 & 0 & 0.7581 \\ 0.1348 & 0.4502 & 0.4149 & 0 \end{bmatrix}$$

En utilisant les relations (4.25), nous faisons aussi les vérifications : La somme sur chaque ligne de la matrice de transition doit être 1 :

$$\sum_{i=1, j=1:n}^n P_j(i) = 1$$

$P_j(i)$ est la probabilité de la ligne j , avec l'élément i de colonies 1: n et « n » est le numéro d'états dans la chaîne de Markov. Alors :

$$\sum_{j=1, i=1}^4 P_1(i) = 0 + 0.0086 + 0.5478 + 0.4434 = 0.9998 \cong 1 ;$$

$$\sum_{j=2, i=1}^4 P_2(i) = 0.0042 + 0 + 0.059 + 0.9367 = 0.9999 \cong 1 ;$$

$$\sum_{j=3, i=1}^4 P_3(i) = 0.1732 + 0.0685 + 0 + 0.7581 = 0.9998 \cong 1 ;$$

$$\sum_{j=4, i=1}^4 P_4(i) = 0.1348 + 0.4502 + 0 + 0.4149 = 0.9999 \cong 1 .$$

Pour l'élimination des activités qui durent moins de 45 s, nous obtenons :

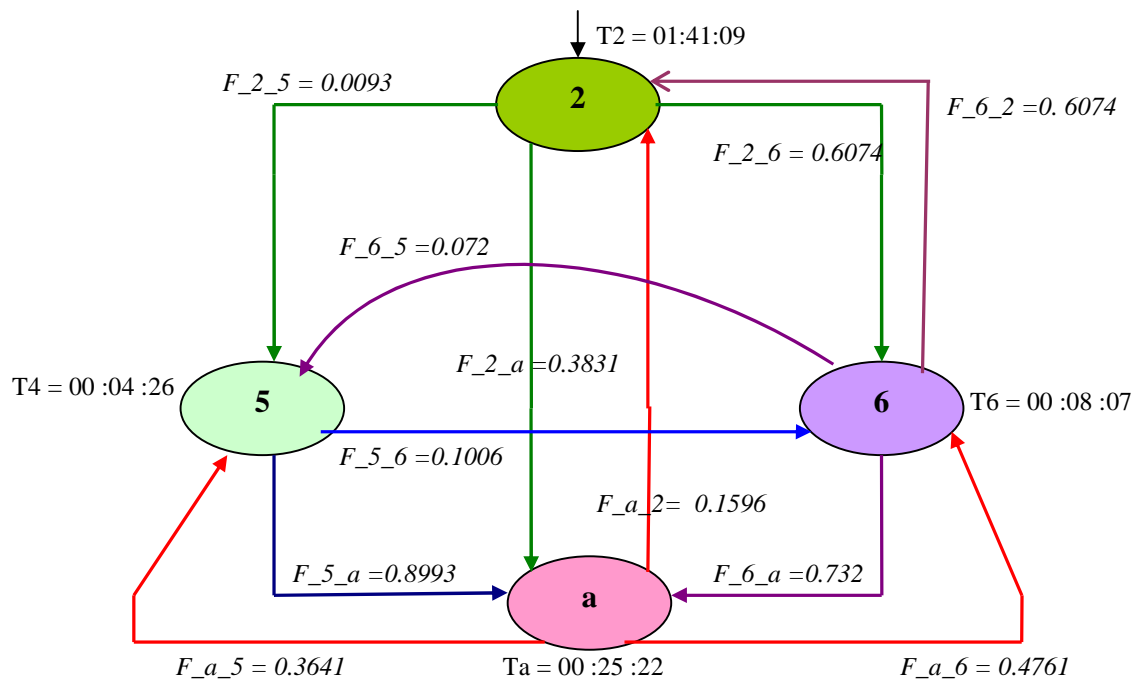


Figure E – 2 Chaîne de Markov construit sur les données du tableau D - 2

La matrice de probabilités de transition de la chaîne de Markov de la Figure E – 1 est :

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0.0093 & 0.6074 & 0.3831 \\ 0 & 0 & 0.1006 & 0.8993 \\ 0.196 & 0.072 & 0 & 0.732 \\ 0.1596 & 0.3641 & 0.4761 & 0 \end{bmatrix}$$

En utilisant les relations (4.25), nous faisons aussi les vérifications :

$$\sum_{j=1, i=1}^4 P_1(i) = 0 + 0.0093 + 0.6074 + 0.3831 = 0.9998 \cong 1 ;$$

$$\sum_{j=2, i=1}^4 P_2(i) = 0 + 0 + 0.1006 + 0.8993 = 0.9999 \cong 1 ;$$

$$\sum_{j=3, i=1}^4 P_3(i) = 0.196 + 0.072 + 0 + 0.732 = 0.9998 \cong 1 ;$$

$$\sum_{j=4, i=1}^4 P_4(i) = 0.1596 + 0.3641 + 0.4761 + 0 = 0.9999 \cong 1 .$$

Les modèles représentés dans les Figures D- 1 et D-2, avec la Figure 4.5 – 2, sont des modèles de référence obtenus avec les dernières méthodes utilisées pour le traitement de données sur plusieurs jours.

Bibliographie

- [Brutel, 2001] Chantal Brutel, « La population de la France métropolitaine en 2050 : un vieillissement inéluctable », *Revue Economie et statistique*, n° 355 – 356, 2001.
- [Carrasco et Oncina, 1994] R. Carrasco, J. Oncina, « Learning Stochastic Regular Grammars by Means of a State Merging Method », *Proc. Second Int'l Colloquium Grammatical Inference and Applications*, pp. 139 – 152, 1994.
- [Cassandras et Lafortune, 1999] C. Cassandras, S. Lafortune, « Introduction to discrete event systems », Boston, 1999.
- [Collège national des enseignants de gériatrie, 2000] Collège national des enseignants de gériatrie, « Chapitre 8 - Autonomie et dépendance », *Corpus de Gériatrie*, Tome 1, 185 p., Janvier 2000, Montmorency: Édition et Communication.
- [Dautzenberg et al., 1997] B. Dautzenberg, F. El-Husseini, I. Lahay, G. Dussard, W. Brossard, et J. L. Rizk, « Analyse de 1 436 journées de télésurveillance de l'oxygénothérapie par le dispositif MEDILINE DOM'O2 dans le cadre de l'expérimentation de télésurveillance du Téléport Paris Ile de France », *Revue des Maladies Respiratoires*, 1997; 14: S 55.
- [Durand et al., 2001] P. Y. Durand, J. Chanliau, A. Mariot, M. Kessler, J. P. Thomesse, L. Romary, F. Charpillet, et R. Hervy, “Telemedicine and dialysis”, *3rd International Workshop on Enterprise Networking and Computing in Health care Industry – Healthcom 2001*, Italy, 2001.
- [Giard et Tinel, 2004] J. Giard, A. Tinel, « L'innovation technologique au service du maintien à domicile des personnes âgées », *Rapport de la Mission Personnes âgées Commandité par le Conseil Général de l'Isère et la Ville de Grenoble*, 2004.

[Harrington et Harrington, 2000] T. L. Harrington, et Marcia K. Harrington, « Gerontechnology. Why and How », <http://www.gerontechnology.nl>, 2000.

[INSEE, 2007] « Bilan démographique 2007 – Evolution de la population », http://www.insee.fr/fr/ffc/pop_age3.htm.

[Noury et al., 2004] N. Noury, A. Dittmar, C. Corroy, R. Baghai, J. Weber, D. Blanc, F. Klefstat, A. Blinovska, S. Vaysse et B. Comet, “Wearable microsystems embedded in a cloth for remote monitoring of physiological signs and activity of a patient - the vtamn project”. *Journal on Communication Engineering*, 2004.

[Noury, 2005a] N. Noury, “Ailisa : experimental platforms to evaluate remote care and assistive technologies in gerontology”. *Healthcom2005*, p. 155-160, Busan-Korea.

[Noury, 2005b] N. Noury, « Ailisa : plateformes d'évaluations pour des technologies de télésurveillance médicale et d'assistance en gérontologie ». *Journal Gérontologie et Société*, 2005.

[Noury et al., 2003] N. Noury, G. Virone, J. Ye, V. Rialle et J. Demongeot, « Nouvelles directions en habitats intelligents pour la santé », *ITBM-RBM*, 2003, 24, 122-135.

[Pedgen et al., 1990] C.D. Pedgen, R.E Shannon, R.P. Sadowski, « Introduction to Simulation Using SIMAN » , *Systems Modeling Corp*, 1990.

[Perreal, 2003] F. Perréal, « Gluconet : Télémedecine et suivi thérapeutique du patient diabétique », *12èmes Journées des Technologies de Communication Hospitalière*, 19 et 20 juin 2003.

- [Robert-Bobée, 2006] I. Robert-Bobée, « Projections de population pour la France métropolitaine à l'horizon 2050 – La population continue de croître et le vieillissement se poursuit », Insee Première, n° 1089, juillet 2006.
- [Steenkeste et al., 2001] F. Steenkeste, H. Bocquet, M. Chan, et E. Campo, « La mise en place d'une technologie pour observer le comportement nocturne des personnes âgées en institution », *ITBM-RBM*, 2001, 22, 25-30.
- [Stefanoiu, 2007, p.15] D. Stefanoiu, « System Identification », notes de cours, <http://geocities.com/aplimathes/SISP>, 2007.
- [Vidal et al., 2005] E.Vidal, C. de la Higuera, F. Cassacuberta, R.C. Carrasco , « *Probabilistic Finite-State Machines – part I* », *IEEE Computer Society*, July 2005.
- [Le, 2008]. X.H.B Le, « Reconnaissance des comportements d'une personne âgée vivant seule dans un habitat intelligent pour la santé », thèse de l'*Université Joseph Fourier Grenoble*, 8 décembre 2008.