



UNIVERSITÉ DE
SHERBROOKE

Faculté de génie

Génie électrique et génie informatique

Mise en oeuvre et évaluation d'un système de localisation dans un habitat intelligent

Mémoire de maîtrise ès sciences appliquées
Spécialité: génie électrique

Youcef RAHAL

Composition du jury:
Charles-Antoine Brunet
Froduald Kabanza
Philippe Mabillean
Hélène Pigot

Sherbrooke (Québec) Canada

Septembre 2008

La page IV est blanche.
complet tel quel.

IV-1902



Library and
Archives Canada

Bibliothèque et
Archives Canada

Published Heritage
Branch

Direction du
Patrimoine de l'édition

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file *Votre référence*
ISBN: 978-0-494-49572-8
Our file *Notre référence*
ISBN: 978-0-494-49572-8

NOTICE:

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

AVIS:

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.


Canada

RÉSUMÉ

Dans les sociétés occidentales, la proportion de personnes âgées est en croissance. Une des conséquences de cette évolution est l'augmentation de la prévalence des maladies dégénératives qui se traduisent souvent par l'apparition d'une déficience cognitive. Dans un contexte de ressources limitées dans les services de santé, et afin de préserver au maximum la qualité de vie de ces personnes, le maintien à domicile est une solution qui doit être privilégiée. Ceci ne peut se faire qu'en assurant un niveau d'autonomie et de sécurité suffisant dans le milieu de vie de ces personnes. Le laboratoire DOMUS vise à apporter des solutions à ce problème en concevant une maison intelligente qui peut à la fois assister ses occupants et préserver leur qualité de vie. Évidemment, l'aptitude à surveiller correctement les activités de l'occupant, et ainsi de lui fournir l'aide pertinente, dépend grandement de l'information sur la position de la personne à l'intérieur de l'habitat intelligent. Ce mémoire propose une solution afin de localiser l'occupant grâce au filtrage bayésien et à un réseau de capteurs anonymes disséminés à l'intérieur de la maison. Le système de localisation est conçu pour une personne unique dans la maison. Il peut cependant être utilisé en conjonction avec d'autres systèmes de localisation dans le cas où plusieurs personnes sont présentes. La solution est fonctionnelle dans des conditions réelles. Une expérimentation est conçue afin d'estimer avec précision sa performance et d'évaluer sa robustesse. L'expérimentation consiste en un scénario de routine quotidienne pensé pour maximiser les mouvements de l'occupant dans la maison en des activités pertinentes. Il a été exécuté par 14 sujets, un sujet à la fois. Les résultats sont satisfaisants : la précision du système excède 85% et est indépendante du profil de l'occupant. Le système fonctionne en temps réel et se comporte bien en présence de bruit.

Mots-clés : Laboratoire DOMUS, habitat intelligent, filtres bayésiens, localisation, capteurs

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier mes directeurs de maîtrise, Philippe Mabillean et Hélène Pigot, pour m'avoir permis d'effectuer ce travail au sein du laboratoire DOMUS et ainsi de me familiariser avec le milieu passionnant des habitats intelligents. Je remercie également les membres du jury d'avoir accepté de lire ce manuscrit et de me communiquer leurs remarques pertinentes.

J'ai passé deux années très agréables au sein du groupe DOMUS, appris beaucoup de choses tout en me faisant d'excellents amis. J'ai beaucoup apprécié l'atmosphère chaleureuse qu'on s'est bâtit, et espère que les futurs étudiants auront autant de plaisir que j'ai eu durant ces mois. Sans citer de noms, je souhaite à tout ce beau monde le meilleur des mondes, dans leurs recherches et dans leurs vies personnelles!

Je tenais aussi à remercier ma famille qui m'a soutenu tout au long des années, et bien évidemment Nedjma qui a toujours été là pour moi.

TABLE DES MATIÈRES

| | | |
|----------|--|----------|
| 1 | Introduction | 1 |
| 1.1 | Contexte | 1 |
| 1.2 | Cadre expérimental | 1 |
| 1.3 | But de ce travail | 2 |
| 1.4 | Cadre théorique | 3 |
| 1.4.1 | Filtres de Kalman | 3 |
| 1.4.2 | Suivi multi-hypothétique | 4 |
| 1.4.3 | Méthode des cellules | 4 |
| 1.4.4 | Méthode topologique | 5 |
| 1.4.5 | Filtres de particules | 5 |
| 1.5 | Expérimentation | 6 |
| 1.6 | Analyse des données | 6 |
| 1.7 | Justification et apport du travail | 6 |
| 2 | Location Estimation in a Smart Home | 9 |
| 2.1 | Abstract | 10 |
| 2.2 | Introduction | 11 |
| 2.3 | Techniques and Constraints | 12 |
| 2.4 | Particle Filters | 13 |
| 2.5 | Experimental Configuration | 15 |
| 2.5.1 | The Sensors | 15 |
| 2.5.2 | Probability Densities | 16 |
| 2.6 | Implementation | 18 |
| 2.7 | System Evaluation | 20 |

| | | |
|----------|---|-----------|
| 2.7.1 | The Experiment Scenario | 20 |
| 2.7.2 | The Sample | 21 |
| 2.8 | Results and Discussion | 22 |
| 2.8.1 | Correlation with the Occupant's Profile | 24 |
| 2.8.2 | Sensors Configuration | 25 |
| 2.8.3 | Sensors per Activity | 26 |
| 2.8.4 | The Dynamic Model | 27 |
| 2.8.5 | Behavior in Presence of Noise | 27 |
| 2.8.6 | The Ideal Particles Number | 29 |
| 2.9 | Conclusion | 30 |
| 2.10 | Acknowledgments | 30 |
| 3 | Conclusion | 31 |
| A | Installation | 35 |
| A.1 | Laboratoire | 35 |
| A.2 | Capteurs | 35 |
| A.3 | Expérimentations | 36 |
| B | Implémentation | 39 |
| B.1 | Implémentation de l'algorithme | 39 |
| B.1.1 | Code source | 39 |
| B.1.2 | Configuration | 40 |
| B.2 | Difficultés | 41 |
| C | Réglages | 43 |
| C.1 | Paramètres perceptuels | 43 |
| C.2 | Paramètres dynamiques | 43 |

LISTE DES FIGURES

| | | |
|-----|--|----|
| 2.1 | The localization system in a real-conditions situation. | 19 |
| 2.2 | Distribution of the age of the subjects. | 21 |
| 2.3 | Distribution of the belief of our system, regrouping the data from the whole sample. | 22 |
| 2.4 | Variation of the accuracy depending on the value of the rejection cut on the system's belief. | 23 |
| 2.5 | Variation of accuracy with the subjects' age. | 25 |
| 2.6 | Variation of the system's accuracy with the occupant's dynamics, modeled by the Gaussian function's σ | 28 |
| 2.7 | Variation of the system's accuracy with the dynamics, in presence of 2.5% noise. | 29 |
| 2.8 | Variation of accuracy depending on the number of particles used in the algorithm. | 29 |

LISTE DES TABLEAUX

| | | |
|-----|--|----|
| 2.1 | List of sensors per room | 16 |
| 2.2 | Density functions per sensor type | 17 |
| 2.3 | Accuracy and mean belief using different sensors | 26 |
| 2.4 | Accuracy and mean belief per activity, using different sensors | 27 |
| 2.5 | Variation of accuracy and mean belief with noise | 28 |

CHAPITRE 1

Introduction

1.1 Contexte

Le laboratoire DOMUS propose de développer un habitat intelligent destiné à préserver l'autonomie des personnes qui souffrent de déficiences cognitives [Pigot *et al*, 2003]. Parmi les populations pressenties pour un tel habitat intelligent, il y a les personnes schizophrènes, les traumatisés crâniens et les personnes atteintes de la maladie d'Alzheimer. Ce type d'habitat permettra de faire face aux défis posés par le vieillissement de la population dans les années à venir et à l'augmentation du taux de maladies dégénératives qui en résultera [CMAJ, 1994]. Ainsi, ces personnes pourront rester dans leurs domiciles plus longtemps, tout en allégeant la charge sur les institutions spécialisées, les intervenants et les aidants naturels, et en bénéficiant d'une aide appropriée. Cette aide dispensée prend la forme d'une assistance automatisée, intelligente, personnalisée et qui s'adapte au contexte de vie de la personne, en s'assurant que son environnement reste aussi familier que possible. Cette assistance ne peut être pertinente qu'en sachant l'état de l'occupant à tout instant, tout en lui permettant d'y vivre avec le plus de liberté et d'autonomie possibles : il s'agit en effet d'offrir à la personne un service de télé-assistance et non de télésurveillance. L'habitat intelligent n'interfère donc avec les activités de l'occupant que lorsqu'il est strictement nécessaire (rappel d'une activité, présence d'un danger, etc.) et l'aide n'est proposée qu'en cas de besoin. Le reste du temps la personne effectue ses activités habituelles sans intervention de l'habitat intelligent.

1.2 Cadre expérimental

Le laboratoire DOMUS dispose d'un habitat expérimental, situé sur le campus de l'Université de Sherbrooke. Il s'agit d'un appartement constitué d'un salon, d'une salle à manger,

d'une cuisine, d'une chambre et d'une salle de bain. Afin de connaître les activités que la personne effectue lorsqu'elle est chez elle, plusieurs types de capteurs discrets sont disponibles : détecteurs d'ouverture et de fermeture des portes, interrupteurs intelligents, détecteurs infrarouges, tapis tactiles, etc. De plus, pour communiquer avec la personne, des effecteurs sont également disponibles, tels que des écrans tactiles ou des haut-parleurs. Ces capteurs sont installés dans l'habitat expérimental et sont intégrés dans l'architecture de DOMUS. Celle-ci est bâtie sur l'informatique mobile et diffuse qui assure une intégration transparente des applications domotiques dans un cadre homogène, robuste et flexible. Cet habitat permet d'effectuer des expérimentations en milieu proche du cas réel, tout en évaluant les solutions matérielles et logicielles avant leur déploiement. Plusieurs projets sont également à l'étude afin de mettre en place cette architecture dans des habitations pilotes et d'y tester cette technologie dans des cas réels.

1.3 But de ce travail

Dans le cadre de cette architecture, le travail exposé ici a pour but de développer le module de localisation de la personne en utilisant les capteurs disponibles. Puisque seulement des capteurs anonymes sont utilisés, ce système est conçu pour fonctionner en présence d'une personne unique dans l'habitat intelligent. Tous ces détecteurs ne sont pas prédestinés à la base pour la localisation. L'exploitation de leurs données permet cependant de remonter à l'information la plus intéressante : la position de l'occupant. Enfin, connaissant cette position, il est possible de construire des modèles afin de déduire les déplacements de la personne ou les activités qu'elle est en train de réaliser pour fournir l'assistance adéquate. L'information de position est donc cruciale à toutes les applications de plus haut niveau qui visent à assister ou à interagir avec la personne. Cela permet également de fournir l'information nécessaire afin de prévenir les accidents ou de réagir rapidement dans une telle éventualité, telle qu'une chute, par exemple. Une bonne précision du système de localisation est aussi une priorité.

1.4 Cadre théorique

Une approche bayésienne est utilisée pour traiter l'information émanant des capteurs de l'appartement. C'est une méthode probabiliste permettant, tout en tenant compte de l'élément temporel, de bonifier les données brutes reçues de l'environnement, en agrégeant l'information de plusieurs capteurs [Russell and Norvig, 2002, Fox *et al*, 2003]. De plus, elle permet de réduire l'impact du bruit. Par exemple, les capteurs de portes déclenchent un signal à l'ouverture ou à la fermeture des portes sur lesquelles ils sont placés. Cela indique qu'une personne se trouve près de la porte, mais peut aussi indiquer une fermeture due à un courant d'air, par exemple. Par conséquent, la précision de l'information de localisation est tributaire des bruits des capteurs ou ceux provenant d'autres facteurs, comme la présence d'animaux domestiques ou déclenchements intempestifs, par exemple. Il convient donc de bien connaître ces bruits pour assurer la fiabilité de l'information. La méthode des filtres bayésiens permet de mettre en place un système de localisation robuste, qui s'intègre harmonieusement à l'infrastructure du laboratoire DOMUS.

Il est possible de trouver dans la littérature plusieurs façons d'implémenter une méthode de localisation probabiliste. En partant de l'équation 1.1 (il sera expliqué dans le corps de l'article comment il est possible de l'extraire), il est possible de comparer les différentes implémentations :

$$Bel(x_t) = \alpha p(o_t|x_t) \sum_{x_{t-1}} p(x_t|x_{t-1}) Bel(x_{t-1}) \quad (1.1)$$

1.4.1 Filtres de Kalman

C'est une des méthodes les plus répandues pour implémenter les filtres bayésiens (voir à ce sujet [Bar-Shalom *et al*, 1995]). La croyance dans la position est approximée par le premier et le second moment des filtres, ce qui donne quasiment une distribution gaussienne unimodale :

$$Bel(x_t) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d |\Sigma_t|}} \exp - \frac{(x_t - \mu_t)^T \Sigma_t^{-1} (x_t - \mu_t)}{2} \quad (1.2)$$

où μ_t et Σ_t sont les moments de premier et de second ordre respectivement. Le principal avantage de ces filtres est leur efficacité pour ce qui est du calcul de la position et la facilité de leur implémentation. Cependant, il leur est difficile d'effectuer une représentation multimodale, ce qui réduit les possibilités de leurs applications. Par exemple, pour pouvoir les utiliser dans le cas présent, il faudrait connaître avec précision la position initiale de l'occupant et d'avoir des capteurs précis (pour ce qui est de la surface couverte) et avec une grande fréquence de rafraîchissement.

1.4.2 Suivi multi-hypothétique

Cette méthode ([Bar-Shalom *et al*, 2001]) permet de s'affranchir des limites des filtres de Kalman en permettant une représentation multimodale de la croyance via une série de gaussiennes :

$$Bel(x_t) = \sum p^i N(x_t, \mu_t^i, \Sigma_t^i) \quad (1.3)$$

où p_i représente le poids de chaque gaussienne. Cette méthode permet le suivi de chaque hypothèse via une gaussienne (filtres de Kalman) en supposant que chaque hypothèse décrit bien et avec précision un capteur unique à chaque événement. Cependant, sa mise en place est coûteuse et requiert la déduction à l'avance d'heuristiques précises pour chaque type de capteur, ce qui réduit sa flexibilité de son implémentation dans un milieu dynamique.

1.4.3 Méthode des cellules

Cette méthode souvent utilisée en robotique ([Fox, 2003]) suppose une représentation discrète de l'espace (en pratique, des carrés de quelques dizaines de centimètres de côté) et détermine où se trouve l'occupant en pondérant la croyance en la position depuis tous les

carrés disponibles. Elle permet de s'affranchir des difficultés reliées aux filtres de Kalman (principalement l'uni-modalité) et peut représenter des distributions discrètes de forme arbitraire.

Cependant, les ressources nécessaires pour sa mise en place réduisent ce qu'il est possible d'en faire. Entre autres, l'espace nécessaire pour stocker l'information de toute la grille, qui peut augmenter très vite avec le nombre de dimensions utilisées.

1.4.4 Méthode topologique

Celle-ci ([Krumm *et al*, 2002]) propose une représentation nominative de l'espace, ce qui permet de réduire la complexité générée par la méthode des cellules. Ainsi, l'espace est représenté par un graphe et chaque noeud représente une position possible de l'occupant avec les arêtes représentant les déplacements possibles de l'occupant entre chaque position.

Cette méthode permet, par exemple, de déduire les déplacements typiques de l'occupant et d'en faire un suivi précis. De plus, elle est très efficace dans des espaces de dimension réduite. Cependant, sa précision est limitée, car elle ne donne qu'une description vague de la position de l'occupant. Cela est utile principalement lorsque les capteurs utilisés ont une très faible précision.

1.4.5 Filtres de particules

C'est la méthode choisie ici et sa description est reprise dans l'article. Le choix de cette méthode est dicté par le fait qu'elle peut représenter des densités de probabilités arbitraires (contrairement aux filtres de Kalman). Ceci permet d'effectuer la fusion de plusieurs types de capteurs de nature différente pour inférer une information de position cohérente. Cette méthode est aussi très efficace comparée à la méthode des cellules, puisque les particules sont généralement regroupées dans les régions de l'espace avec la plus grande probabilité

de présence. Il faut cependant surveiller la complexité qui peut augmenter rapidement avec l'augmentation des dimensions du problème ([Doucet *et al*, 2001]).

1.5 Expérimentation

Une expérimentation est conduite afin de déterminer la performance de cette solution. L'expérimentation, réalisée avec la participation de 14 sujets, consiste en un scénario d'activités de la vie quotidienne maximisant les déplacements dans l'appartement. Elle est conduite dans l'appartement expérimental de DOMUS. La clientèle participante est d'un âge moyen proche de celui de la clientèle que cible le projet DOMUS, mais l'éventail reste assez large pour permettre l'étude du comportement du système en fonction du profil. Les données récoltées consistent essentiellement en l'état d'activation des capteurs alors que les sujets effectuent le scénario. La durée de la récolte de donnée est d'environ une heure par personne, incluant l'accueil et les explications.

1.6 Analyse des données

Lors de l'analyse des données, la prédiction du système de localisation est comparée avec la position exacte de l'occupant. Cela permet de mesurer avec précision la performance. Une étude statistique approfondie des caractéristiques de cette solution est également conduite, permettant de mieux cerner les paramètres adéquats pour son fonctionnement. Enfin, une étude de son comportement face au bruit de détection est effectuée, ainsi que l'étude de l'effet de ce dernier sur la précision de l'information de localisation.

1.7 Justification et apport du travail

La justification de ce travail se trouve dans le fait qu'il est nécessaire de bien localiser l'occupant et d'avoir à tout moment des données fiables sur sa localisation, tout en évitant d'utiliser des moyens intrusifs. Par exemple, dans le cas du laboratoire DOMUS, l'utilisation de caméras pour le suivi des personnes est exclue pour des raisons de protection

de la vie privée. Il existe également des moyens de localisation qui nécessitent le port de pendentifs (voir la revue de [Hightower *et al*, 2001]). Cependant, leur précision est limitée et ils ne sont effectifs que si la personne porte constamment sur elle ce pendentif. La localisation à l'aide de capteurs discrets peut donc être une bonne alternative aux autres moyens de localisation intérieure, à la fois en précision, en coût et par rapport au fait qu'elle n'est pas intrusive. Elle peut également servir comme solution complémentaire ou de prévention en conjonction avec d'autres moyens de localisation. L'inconvénient de cette approche est le fait qu'il n'est pas possible de distinguer deux personnes sans un autre moyen d'identification. Par conséquent, l'hypothèse de travail est qu'il n'y a qu'une seule personne à la fois dans l'appartement.

Ce que ce travail apporte d'original ce sont des données prises en milieu réel et l'évaluation exhaustive de toutes les facettes de la solution développée. Que ce soit dans les références mentionnées plus haut, ou dans celles qui seront mentionnées dans le corps de l'article, il est difficile de trouver des données numériques permettant d'évaluer les systèmes décrits. Ce travail se propose donc de mener pour la première fois une implémentation détaillée et une étude exhaustive de tous les paramètres qui rentrent en ligne de compte lors de l'implémentation et de la mise de place d'un système de localisation, par exemple, en comparant les performances de chaque type de capteur et en déduisant les conséquences économiques lors de la construction de l'habitat intelligent final. De plus, il permettra de donner, également pour la première fois, une évaluation numérique et en profondeur de la performance de la solution développée.

CHAPITRE 2

Location Estimation in a Smart Home. System Implementation and Evaluation using Experimental Data

Avant-propos

Ce chapitre présente l'article de [Rahal *et al*, 2008] soumis et accepté pour publication dans un numéro spécial du *International Journal of Telemedicine and Applications*, dont le titre en français est : Estimation de la position dans un habitat intelligent, implémentation d'un système et son évaluation via des données expérimentales. Il est co-écrit par Youcef Rahal, Hélène Pigot et Philippe Mabillean. Les cadres théoriques et expérimentaux de l'étude y sont présentés, ainsi que l'implémentation du système. Une étude détaillée des résultats de l'expérimentation et la discussion de leurs implications le concluent.

Résumé

Le laboratoire [DOMUS] vise à créer un habitat intelligent préservant l'autonomie et la qualité de vie des personnes âgées déficientes cognitivement, et ceci tout en respectant leur vie privée. Cet habitat assiste l'occupant dans ses activités de la vie quotidienne (AVQ) en lui rappelant au besoin les tâches qu'il doit accomplir. Il est donc primordial de connaître avec précision et à tout instant la position de l'occupant à l'intérieur de l'habitat afin de lui fournir l'assistance adéquate. Dans ce but, un système est conçu pour la localisation intérieure, basé sur l'information fournie par un réseau de capteurs anonymes installés dans la maison. Cela englobe des capteurs infrarouges, des tapis tactiles, des détecteurs d'ouverture et de fermeture des portes ainsi que des interrupteurs intelligents. Ce système

de localisation utilise les filtres bayésiens et les filtres de particules pour fusionner l'information hétérogène provenant de ce réseau de capteurs. Dans le but d'évaluer ce système, une expérimentation à laquelle 14 sujets ont participé est conçue. Ces derniers effectuent un scénario d'AVQ pré-établi qui maximise leurs déplacements dans la maison. Ce scénario dure environ 50 minutes et représente la routine qu'une personne effectue chez elle le soir. Les résultats de cette expérimentation sont présentés et discutés, et les données récoltées sont analysées en détail. Notamment, le système développé est robuste et performant et localise l'occupant avec 85% de précision. Il permet également de bien s'affranchir des effets résultant du bruit des capteurs.

2.1 Abstract

In the context of a constantly increasing aging population with cognitive deficiencies, insuring the autonomy of the elders at home becomes a priority. The DOMUS laboratory is addressing this issue by conceiving a smart home which can both assist people and preserve their quality of life. Obviously, the ability to monitor properly the occupant's activities and thus provide the pertinent assistance depends highly on location information inside the smart home. This paper proposes a solution to localize the occupant thanks to Bayesian filtering and a set of anonymous sensors disseminated throughout the house. The localization system is designed for a single person inside the house. It could however be used in conjunction with other localization systems in case more people are present. Our solution is functional in real conditions. We conceived an experiment to estimate precisely its accuracy and evaluate its robustness. The experiment consists of a scenario of daily routine meant to maximize the occupant's motion in meaningful activities. It was performed by 14 subjects, one subject at a time. The results are satisfactory : the system's accuracy exceeds 85% and is independent of the occupant's profile. The system works in real-time and behaves well in presence of noise.

2.2 Introduction

The outburst of aging population in the recent and forthcoming years lays new challenges to provide assistance to the elders. Moreover, many elders may present degenerative diseases in their later years which can affect their cognitive abilities. For example, in Canada [CMAJ, 1994], people older than 65 will represent at least 25% of the population in 2030, and in 2021 the number of patients with Alzheimer's and other related diseases will reach 592 000 (compared to 364 000 in 1992). Therefore, it becomes urgent to find a compromise between the need for constant care (at home or in institutions) and the need to lighten the load on caregivers. Also, it is highly important to ensure that the ministered care is personalized and efficient. In this regard, the *Smart Assistive Home* concept is an adequate solution. Indeed, it is now possible to provide a safe environment where the occupants (elders with cognitive deficiencies) can both be autonomous and feel familiar. The smart home can also be a good alternative to people who suffered cranial trauma. This population is generally young and benefits from less specialized institutions than the elders.

The DOMUS laboratory, presented in paper [Pigot *et al*, 2003], plans to address the above issues by conceiving and testing a smart home. It is located at Université de Sherbrooke, Canada. The experimental apartment consists of a bedroom, a bathroom, a living room, a dining room and a kitchen. The house is filled with different kinds of sensors in order to provide an accurate information about the occupant's location and activities. It can also interact with the occupant via different effectors such as touch screens, audio speakers and controllable lights. Robust user-system interaction is ensured thanks to pervasive computing.

The occupant's location is probably one of the most important data needed to monitor the occupant's activities. Indeed, this information is useful when interacting with the occupant and in preventing dangers (by detecting falls for instance). In the context of DOMUS,

this information is vital in order to infer the activities already performed or those being processed, as well as provide assistance where the occupant is. Our goal is to build a robust and accurate localization system using the available set of sensors already installed in the smart home. We first analyze the current localization techniques regarding certain constraints. We then present the formalism of the method we selected and the experimental setup. Finally, we present the experiment we conducted, meant to thoroughly evaluate our system and we discuss the results obtained. The current paper extends [Rahal *et al*, 2007] and completes the corresponding results and discussion sections.

2.3 Techniques and Constraints

Only a few AI and robotics localization techniques can be applied in a small-scale environment [Hightower *et al*, 2001]. Moreover, depending on the experimental constraints, the amount of available solutions is drastically reduced. These constraints derive from two principles applied within the DOMUS technology. First, the occupant's privacy must be guaranteed. Second, the technology must be unobtrusive. This leads to the four following constraints :

- The use of video cameras is prohibited in order to protect the occupant's privacy.
- The sensors should be dissimulated in the house to provide a familiar environment.
- The use of tags worn by the occupant is avoided. This reduces anxiety and the occupant's feeling of being constantly monitored.
- The most economic solutions are preferred.

The first constraint rejects video localization systems such as in [Maleki-Tabar *et al*, 2006]. Considering the third constraint, solutions such as radio frequency identification (RFID) tags [Werb and Lanzl, 1998] or Wi-Fi engines [Ekahau Engine] are also pushed aside. This is also the case with infrared (IR) or ultrasonic badges [Lee *et al*, 2006]. The cost constraint eliminates floor-based sensors, as described in [Kaddourah *et al*, 2005]. In fact, this leaves us with inexpensive solutions which collect anonymous data. This includes devices such as IR detectors and a few other sensors which are already installed in the DOMUS home.

We discuss the full list in section 2.5.1.

Relying directly on the sensors induces localization errors, because sensors may sometimes send false information. This may happen because of an intrinsic error, which can be due to the sensor's error rate or to an occasional error in the experimental setup as a whole. External factors can also cause false sensor information. For instance, a draft can close a door and thus trigger a false event. So can pets sometimes. Therefore, the reliability of the localization system depends on our ability to analyze the sensor data. In this regard, recent researches show that sensor fusion is an efficient way to reinforce the validity of the location data. Whether in robotics [Thrun *et al*, 1998] or in indoors localization [Fox *et al*, 2003], sensor fusion is achieved through probabilistic methods such as Bayesian filtering.

2.4 Particle Filters

Bayes filters are efficiently used to estimate a person's location using a set of fixed sensors. In this method, the last known position and the last sensor event are both used to estimate a new location. The method represents an interesting compromise between accuracy and performance, and can be implemented in different ways. [Fox *et al*, 2003] describe a few techniques to implement Bayesian filters and compare their performances. Based on that, we implemented a localization system using the particle filters approach. These filters are an efficient technique which is accurate, robust and easy to implement. This technique is also adequate when different types of sensors are used, which is our case. We will briefly describe the technique. Refer to [Fox *et al*, 2003] and [Russell and Norvig, 2002] for further reading.

At any moment, the estimate of the occupant's location can be modeled as the belief of him/her being located at position x_t at instant t , given a series of previous sensor observations o_0, \dots, o_t from instant 0 to instant t : $Bel(x_t) = p(x_t | o_t, o_{t-1}, \dots, o_1, o_0)$. Given

the Markov postulate which stipulates that only the last observation o_{t-1} is relevant¹, the expression of $Bel(x_t)$ is simplified using Bayes conditional probabilities formula. In the discrete case, it becomes :

$$Bel(x_t) = \alpha p(o_t|x_t) \sum_{x_{t-1}} p(x_t|x_{t-1}) Bel(x_{t-1}) \quad (2.1)$$

where α is a normalization constant. $p(o_t|x_t)$ represents the probability of observing an event o_t given the occupant is at position x_t at instant t . It is the perceptual model. In practice, each sensor is associated to a space-dependent probability density function that represents the likelihood of receiving an event from that sensor depending on the occupant location. On the other hand, $p(x_t|x_{t-1})$ represents the probability that the occupant moves from x_{t-1} to x_t between instants $t - 1$ and t . It is the dynamic model. In practice, it represents the motion profile of the occupant. For instance, a fast-moving occupant has a wider dynamic probability density than a slower one. This function should also include the environmental layout. In a more rigorous approach, it should even depend on time, to reflect the changes in activities during the day or the week.

The algorithm based on particle filters estimates location thanks to a set of n positions (particles). At first, these particles are drawn randomly and uniformly on the available space. An equal weight is devoted to each particle ($1/n$ for the sake of normalization). These particles model $Bel(x_0)$ which, in this case, is uniform. When an event occurs (at $t = 1$), $Bel(x_1)$ is computed according to equation 2.1. This operation changes the weights of the sample. The distribution obtained is then used to draw a new sample with equal weights. The new sample is from now on more centered on the latest event position. This operation is repeated every time a new event is observed. At any time, the estimate (belief) of the occupant's position in a place is simply the addition of the weights of all the

¹This postulate holds in our case since the likelihood of a new location is, at the first order, highly dependent on the previous location only. At a second approximation, one can consider time-dependent motion patterns which can influence the occupant's location and would have to be considered when computing the event probability.

particles confined in that location. Consequently, we can observe in practice a cloud of particles “following” the occupant.

Before using this technique for location estimation in the smart home, we need to make an inventory of all the sensors we use and then attribute probability density functions to them. We also need to model the occupant’s motion. The next section deals with these aspects.

2.5 Experimental Configuration

2.5.1 The Sensors

The list of sensors we consider and which are already installed and plugged in the DOMUS apartment include :

- IR presence detectors.
- Tactile carpets (as seen later in section 2.7.1, for the purpose of this study, these sensors are used only as location reference and not to infer the occupant’s position).
- Smart light switches. An event is received every time the occupant turns the lights on or off.
- Electric contacts on doors (including closets, drawers, pantries, etc.). An event is received every time a door is opened or closed.
- Pressure detectors. These can be placed under the mattress for example in order to detect if the occupant is lying on the bed.

Table 2.1 lists the sensors we use. The number of installed sensors varies depending on the room and the areas of interest. For example, in the bedroom there is only one IR detector that covers the entire room area whereas two are installed in the kitchen : one covers the kitchen globally while the other is directed at the stove only. It is worth noting that none of these sensors would be able to give identification about the person who triggered it - as opposed to devices such as video cameras. They are also quite unobtrusive. That’s

TABLE 2.1 List of sensors per room

| | Entrance hall | Living room | Dining room | Kitchen | Bathroom | Bedroom | Total |
|--------------------|------------------|----------------|----------------|---------|----------|---------|-------|
| IR | 1 | 1 | 2 | 2 | 3 | 1 | 10 |
| Tactile carpets | 1 | 3 | 2 | 6 | 3 | 3 | 18 |
| Light switches | 1 | 1 | 1 | 3 | 1 | 1 | 8 |
| Door contacts | 3 | 0 | 0 | 30 | 5 | 10 | 48 |
| Pressure detectors | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |

clearly an advantage of our approach since it provides the required privacy imposed by our constraints.

2.5.2 Probability Densities

We assign a probability density function to each sensor. This function depends on the sensor type and, mainly, on the range the sensor covers. For instance, IR detectors have a wide probability density, taking in account the fact that they cover large portions of a room (of course, this depends on how they are installed, they can also be installed to cover small regions). Moreover, they can be triggered more easily than the other sensors. Light switch sensors are generally more reliable and are triggered in a limited area. So are the door contacts, the tactile carpets and the pressure detectors. That's why we assigned to them more compact probability densities than to IR detectors. We list the attributes of these functions in table 2.2. These functions are either 2D square functions defined as :

TABLE 2.2 Density functions per sensor type

| Sensor | Density Function | Typical Density |
|--------------------|------------------|--------------------------|
| | Type | Function Range (m^2) |
| IR | Square | 20 |
| Tactile carpets | Square | 0.8 |
| Light switches | Circular | 1 |
| Door contacts | Circular | 1.5 |
| Pressure detectors | Square | 2 |

$$p(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{(x_{max}-x_{min})(y_{max}-y_{min})} & x_{min} < x < x_{max} \\ & y_{min} < y < y_{max} \\ 0 & \text{Elsewhere} \end{cases} \quad (2.2)$$

or 2D circular functions :

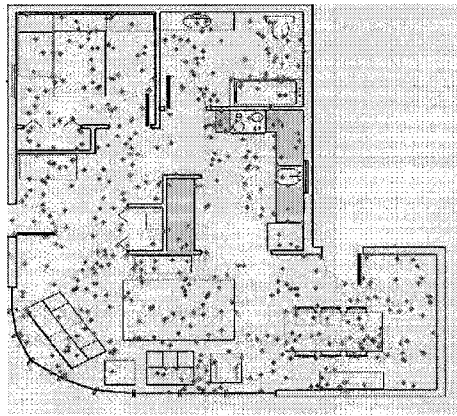
$$p(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{\pi R^2} & (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 < R^2 \\ 0 & \text{Elsewhere} \end{cases} \quad (2.3)$$

We don't add noise to these functions per se. However, we make sure that, at every step, about 10% of the particles are drawn randomly from all the available space. We noticed that adding noise to density functions could result in a static particles cloud after successive sensor events in the same place. In other words, the cloud can converge in a relatively small area and remains there regardless of new sensor events. By adding the uniform noise, we ensure that there are enough particles in the environment to avoid the cloud's immobilization. As for the dynamics, the occupant's motion is modeled by a 2D normal density which standard deviation encompasses half of the apartment's area.

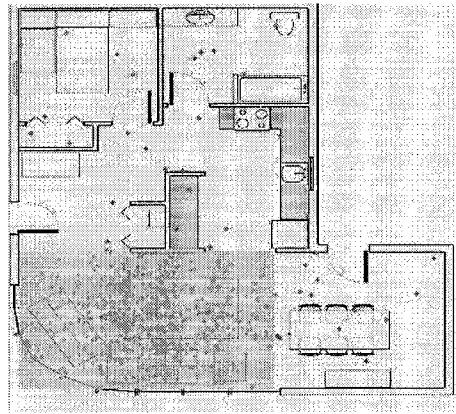
Although this function is quite rough, it models remarkably well the fact that between instants $t - 1$ and t , the likelihood that the occupant covers a distance d quickly decreases when d increases.

2.6 Implementation

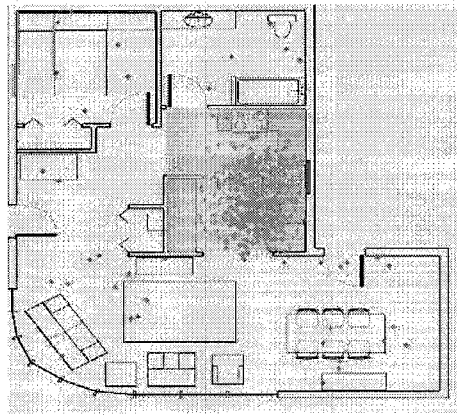
Our system is implemented in Java and connects as a client to a server which aggregates sensors and forwards events as soon as they occur. We also implemented a GUI that displays the client's state and the current prediction of the system. Figure 2.1 shows typical use of our system in real conditions. These are based on the observation of its behavior during the execution of a short scenario, similar to the one we describe in section 2.7.1. We perform the scenario and we observe the system's predictions, knowing the occupant's location. In 2.1(a), we start the system. The occupant is already in the living room. However, since no sensor event is detected yet, the occupant is likely to be anywhere in the house. Consequently, the particles cloud is uniformly spread. In 2.1(b), the occupant moves toward the kitchen and the living room IR sensor is activated. The system consequently computes that the occupant is in the living room with a probability of 91%. The particles cloud is contained in the corresponding area. In 2.1(c), the occupant enters the kitchen and the IR sensor there is activated. The system concludes that the occupant is in the kitchen at 91%. Finally, the occupant opens the fridge door and a door-contact event is received. The cloud is quickly centered on the corresponding area. Here also, the probability that the occupant is in the kitchen is high : 81%. The probability is less than in the previous case because the probability density function (the perceptual model) associated to the fridge's door-contact sensor encompasses a small zone outside the kitchen. The particles cloud is very dynamic and smoothly follows the occupant's path. The computation time (the one needed to infer the occupant's location when receiving a new event) is inferior to 1 s and thus the system is responsive in real time.



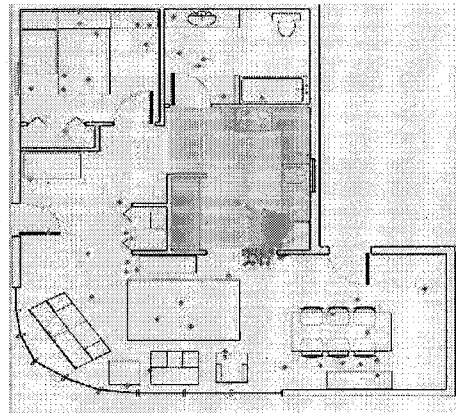
(a) The system at start.



(b) The occupant moves in the living room



(c) The occupant enters the kitchen.



(d) The occupant opens the fridge door.

Figure 2.1 The localization system in a real-conditions situation. The points show the particles cloud. The shaded areas indicate where the occupant is likely to be present.

2.7 System Evaluation

While the preliminary results are encouraging, it is important to thoroughly evaluate the system's accuracy and robustness. It becomes then necessary to monitor how it behaves in real-life situations. Therefore, we conceived an experiment to collect data with people moving inside the apartment, one person at a time. The subjects have no prior familiarity with the apartment.

2.7.1 The Experiment Scenario

Each subject performs a scenario of about 50 minutes long. It consists of the contracted routine of getting back to home in the evening and leaving in the following morning. This scenario maximizes the occupant's motion in every room of the apartment, all the while allowing to perform meaningful activities. It also maximizes the number of activated sensors during tasks execution. This ensures that our system is able to locate the person with accuracy in real conditions. The broad lines of the scenario are :

1. Entering the house.
2. Washing hands in the bathroom.
3. Preparing a sandwich in the kitchen.
4. Eating the sandwich in the dining room.
5. Preparing coffee in the kitchen.
6. Reading a magazine in the living room while drinking coffee.
7. Going to the bathroom.
8. Lying in the bedroom (the subject is allowed to read while on the bed).
9. Getting up and making toilette in the bathroom.
10. Leaving the house.

To avoid cognitive load, we ask the subjects to perform this scenario by periods of about 10 minutes each. For example, the three first steps of the scenario fit into such a period.

At the end of each period, we stop the data collection and explain the next set of tasks. We validated the entire scenario during a pre-experimentation with 3 team members. This helped us adjust the steps and make the scenario more fluent.

The accuracy of the location estimation is checked thanks to a video camera and the tactile carpets. The camera is located in the kitchen and is used to record the subject's activities during the preparation of the sandwich. Five tactile carpets are installed on the kitchen's floor. The analysis of the video validates the tactile carpets accuracy (since we use the tactile carpets in the framework of a complex acquisition system, the accuracy we measure is not rigorously equal to the one we would obtain if the carpets were used separately from this system). Knowing this accuracy, we use the tactile carpets in every room of the apartment as reliable position indicators. We compare this reference position information with the output of our system. This gives the system's accuracy, i.e. the accuracy of the location information resulting of Bayesian filtering using the rest of the sensors.

2.7.2 The Sample

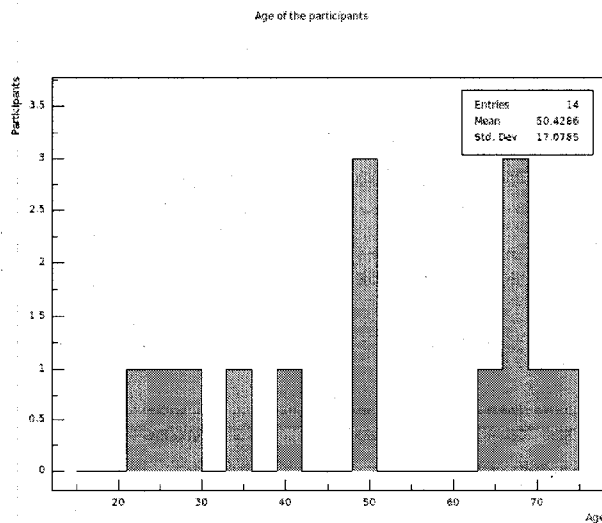


Figure 2.2 Distribution of the age of the subjects.

The sample of the 14 subjects who participated in the experiment is composed of 10 females and 4 males. Their age distribution is shown on figure 2.2. The age is well distributed between 22 and 73, with a mean value of 50 years old. There is however a slight majority of people older than 50. To reflect the population targeted by the research at DOMUS, we recruited at least half of the subjects from that age group.

2.8 Results and Discussion

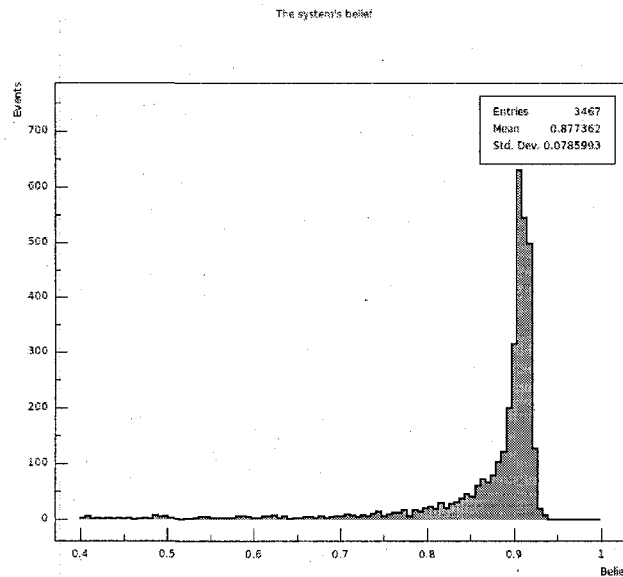


Figure 2.3 Distribution of the belief of our system, regrouping the data from the whole sample.

First of all, we observe the distribution of the system's belief. As shown in figure 2.3, the mean belief is 88% with a standard deviation of 8% for all the data from our sample. There is an upper limit to the system's belief which is close to 90%. It is due to the 10% of noise particles that we draw randomly at every iteration. These are uniformly distributed in the smart home and therefore the concentration of particles in a room cannot significantly exceed 90%.

The events with a low belief usually occur when the occupant goes from a room to another. With the following events, the belief gets significantly higher, showing that the particles cloud replaces itself quickly and correctly. Moreover, the global system's accuracy is 85%. This is the percentage of events where the system predicts accurately the position of the occupant, independently from the value of the system's belief. There is however an expected correlation between the system's accuracy and its belief. Events with a high belief are less prone to be false, and vice-versa. We can therefore increase the system's accuracy by rejecting the events with the smallest beliefs. Figure 2.4 shows the variation of accuracy with the value of the rejection cut on the system's belief. By rejecting events with belief less than 80%, the accuracy of the system becomes 88%. This cut rejects only 6% of true events and up to a third of false ones. The cut can of course be more drastic : by rejecting events with a belief less than 90%, accuracy can be increased to 95%. However, the cut at 80% is more reasonable, since this value is the mean belief for false events. In working conditions, one can vary the cut depending on how critical the location information has to be, i.e. depending on the context and on the application that needs the information.

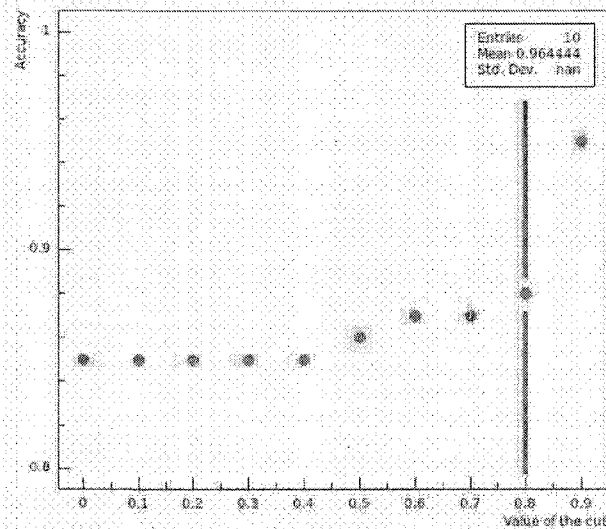


Figure 2.4 Variation of the accuracy depending on the value of the rejection cut on the system's belief.

The most important limitation is that, as expected, our system gives incoherent results in case more than one person are present in the house. Indeed, when two people (or more) activate sensors simultaneously, the particles cloud tends to alternate between their respective locations. An upper level solution is then necessary in order to identify and handle this trend. This limitation is a direct consequence of the fact that the information we collect is anonymous. It is because we avoid using devices that compromise the occupant's familiarity with the environment or make her/him feel monitored by wearing a RFID tag for example (such systems also have a drawback if the occupant decides to withdraw the tag). In this regard, our system is destined to be used to locate a single person in the house. When visitors are present, our system could be used in conjunction with another system : for example requiring that visitors wear a RFID tag in order to differentiate them from the occupant. In this case, locating the occupant may also be regarded as less important than when the occupant is alone at home (DOMUS is designed for only one person with cognitive deficiencies per smart home. Visitors are mainly caregivers or family members).

In order to further evaluate our system, we study how it behaves regarding other experimental aspects, such as the analysis of possible correlations with the occupant's profile. We also investigate the best sensors configuration and their comparison per activity, the occupant's dynamics, the behavior in presence of noise and finally the performance of the system.

2.8.1 Correlation with the Occupant's Profile

One of the main objectives of our study is to evaluate whether or not the system should be personalized according to the occupant's profile (especially the dynamics). The hypothesis is that if the system depends on the occupant's profile, consequently on the age, the system would require adjustments upon deployment to fit the occupant. Figure 2.5 shows that there is no significant correlation between accuracy and age (correlation coefficient $\rho = 0.36$) and that accuracy remains stable from a subject to another. This result leads to

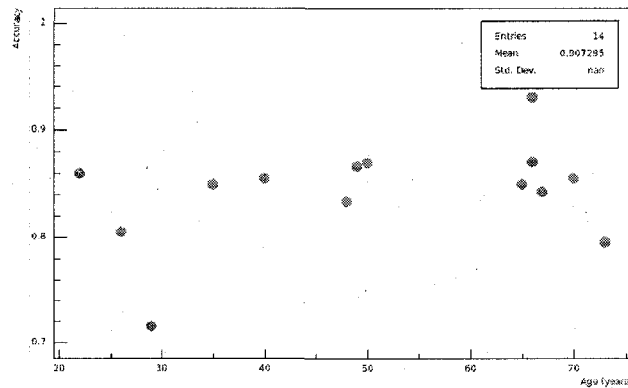


Figure 2.5 Variation of accuracy with the subjects' age.

two interesting conclusions. First, the data collected shows sufficient consistency to allow us to limit the number of subjects to 14. In fact, increasing this number won't give more confidence in the results. Second, it gives us the ability to deploy this system immediately in new homes, since it's profile-independent. This is good news regarding both economic and time constraints.

2.8.2 Sensors Configuration

In the purpose of addressing economic concerns, we study which sensor configurations are optimal. This information is important if one has to limit the redundancy, even though the latter could be useful to provide a robust environment. We therefore measure the system's accuracy using different sets of sensors. The complete information is in table 2.3. In order to achieve this comparison, we use data from only one representative subject, whom we choose based on the mean age (50 ± 17 years old) and the duration of the experiment (48 ± 8 minutes). The values of the accuracy and mean belief using all the sensors are then slightly different than the mean ones presented in the previous section. The infrared sensors alone give comparable results with those obtained using all the sensors. That's due to the fact that their number (there is at least one such sensor in each room) and their spatial configuration (each one covers roughly the area of a room) dominate the global sensor configuration. However, it's worth noting that infrared sensors are not the most reliable type, for they are more prone to false activations, due to animal presence or a

TABLE 2.3 Accuracy and mean belief using different sensors

| Sensor Set | Accuracy (%) | Mean Belief (%) |
|----------------------------------|-----------------|--------------------|
| All | 87 | 88 |
| IR | 88 | 89 |
| Light switches | 50 | 75 |
| Light switches and door contacts | 77 | 80 |

heat disturbance for example. Consequently, deploying the system in a real setting would probably require at least one other type of sensors to ensure reliability.

2.8.3 Sensors per Activity

The sensors are compared based on an activity criterion. We select two activities : walking and preparing a sandwich. Other activities - such as dining, reading and sleeping - do not generate enough sensor data with the present scenario to be considered for this comparison. Table 2.4 shows the results we obtain using different sets of sensors. For the walking activity, the IR sensors are the most accurate, because the occupant seldom activates other sensors while moving around the house. However, when preparing a sandwich, the occupant often opens the fridge and various drawers in the kitchen. Therefore, the door contact sensors are almost as accurate as the IR ones. This becomes useful for localization in case the activity being performed is known. In the previous section we saw that IR sensors are at the core of this localization system, although they can present reliability issues. In case of preparing dinner, door contacts can be as accurate as and even more reliable than IR sensors, consequently more appropriate to locate the occupant during that activity.

TABLE 2.4 Accuracy and mean belief per activity, using different sensors

| Activity | Sensor Set | Accuracy | Mean Belief |
|--------------------|----------------------------------|----------|-------------|
| | | (%) | (%) |
| Walking | All | 88 | 88 |
| | IR | 87 | 89 |
| | Light switches | 33 | 75 |
| | Light switches and door contacts | 38 | 72 |
| Preparing sandwich | All | 90 | 89 |
| | IR | 91 | 90 |
| | Light switches | 10 | 60 |
| | Light switches and door contacts | 85 | 87 |

2.8.4 The Dynamic Model

In order to test the effects of the dynamics on the model, we analyze the system's accuracy while modifying the Gaussian dynamic function. The system's accuracy remains stable on a long range of the Gaussian's size (figure 2.6). However, when the standard deviation of the Gaussian becomes too small, the particles cloud inertia increases and the model fails to reflect a natural motion. On the contrary, larger functions seem to behave very well. But this changes when coping with noise.

2.8.5 Behavior in Presence of Noise

The experimentation took place in a laboratory. Therefore, even if the setting is similar to that of an apartment, disturbances are controlled. The subject is always alone and performing predefined activities. It is consequently important to analyze the behavior of the localization system in case of noise. First of all, since no significant noise was present in the data we collected, we generate random noise in order to complete our tests. Table 2.5 shows how the accuracy and mean belief are affected when contaminating the data with random sensor noise. The system is exceptionally stable and remains accurate at 84%

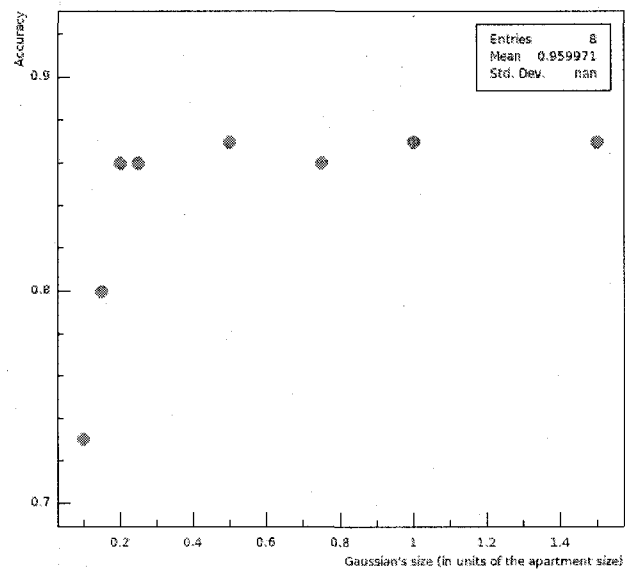


Figure 2.6 Variation of the system's accuracy with the occupant's dynamics, modeled by the Gaussian function's σ .

even in the presence of 2.5% noise. Increasing the percentage of noise to 5% doesn't affect the localization accuracy. It is worth noting that since there was no observable noise in the data, 1% of noise is already a conservative value.

In a second step, we analyze the impact of the noise when changing the dynamic model. We thus introduce 2.5% noise while modifying the dynamics (figure 2.7). Small Gaussians

TABLE 2.5 Variation of accuracy and mean belief with noise

| Noise (%) | Accuracy (%) | Mean Belief (%) |
|-----------|--------------|-----------------|
| 0 | 88 | 88 |
| 1 | 88 | 88 |
| 2.5 | 84 | 85 |
| 5 | 84 | 85 |

still fail to reproduce the occupant's dynamics. However, in the presence of noise, larger Gaussians become problematic too. The larger Gaussians model faster motion, therefore failing to reject false events even if they are significantly distant than the actual occupant's location. The Gaussian's size has then to be comparable to that of the apartment to ensure the best system's accuracy.

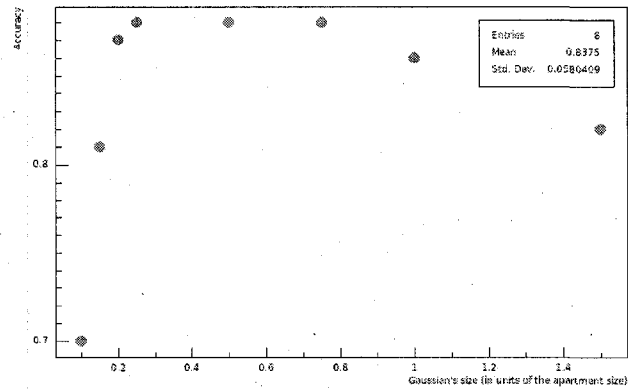


Figure 2.7 Variation of the system's accuracy with the dynamics, in presence of 2.5% noise.

2.8.6 The Ideal Particles Number

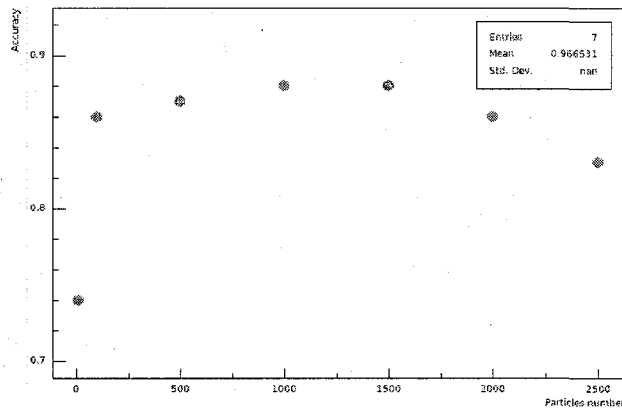


Figure 2.8 Variation of accuracy depending on the number of particles used in the algorithm.

Finally, for the sake of optimization, we want to infer the best parameters' settings for the algorithm. Therefore, we study how the number of particles used may affect the prediction

accuracy (figure 2.8). As expected, the more particles are used, the best the prediction is. However, an increase in the number of particles leads to an increase in computing time. Therefore, the cloud dynamics fails to replicate the occupant's motion. The system's accuracy is fairly stable when the particles number is in the range 500 to 2000. Therefore, the smallest value (500) becomes the best choice since it is the closest to reproduce the occupant's motion in real-time.

2.9 Conclusion

We presented in this paper the localization system we put in place in the DOMUS laboratory. This system detects a single person's location by means of various anonymous sensors installed in the smart home. We set an experimental scenario in order to evaluate the accuracy, with people performing significant tasks in the smart home. The results obtained with these data are very satisfactory. The algorithm based on Bayesian filtering shows a mean localization accuracy of 85%. The system is fast and robust regarding noise. Moreover, since it's profile-independent, it can easily be deployed in the future homes that are being conceived in the laboratory. A possible continuation of this work would be to check the possibility to locate two people or more with the same experimental setup. A multi-agent approach is being investigated at DOMUS and already is giving promising results. Moreover, using data from people with cognitive deficiencies, in a real setting, would help in consolidating the results from the present study.

2.10 Acknowledgments

We would like to thank Ernest Monga from the Department of Mathematics at Université de Sherbrooke for valuable discussions about the statistical properties of the data presented here.

CHAPITRE 3

Conclusion

Ce mémoire a présenté le contexte de recherche et la problématique de localisation d'un occupant dans un habitat intelligent, à laquelle une solution adéquate a été proposée. En effet, le système développé donne la position d'une personne unique dans l'habitat intelligent, et cette information est exacte dans 85% des cas. De plus, il suit de près les contraintes fixées au départ, notamment celles d'éviter l'utilisation de caméras vidéo, de fournir à l'occupant un environnement familier tout en lui évitant le port de pendentifs et d'optimiser l'aspect économique de la solution.

Une expérimentation a été menée avec la participation de 14 sujets, où chacun devait effectuer un scénario d'activités de la vie quotidienne d'une durée de 50 minutes. L'analyse des données récoltées a permis d'approfondir la compréhension du système. Ainsi, plusieurs aspects expérimentaux ont été étudiés afin de déterminer la robustesse de la solution, notamment son adaptation au profil de la personne et son comportement face au bruit de détection.

Le système s'adapte à un large éventail de profils différents. Ce résultat a été possible grâce au fait que l'échantillon était riche et comportait des sujets âgés entre 22 et 73 ans, ce qui a permis d'approfondir l'étude par profil. La précision de la solution est stable indépendamment de l'âge ou des habitudes de la personne. De plus, le système développé réagit efficacement au bruit en éliminant son effet. En effet, l'information de localisation reste précise même en présence de 5% de bruit de capteurs. Ce résultat permet de conclure que le système se comporte bien même si les capteurs sont peu fiables ou si le bruit extérieur est fréquent.

Les meilleures configurations de capteurs ont ensuite été évaluées. Il en ressort que les capteurs infrarouges sont les mieux adaptés à la problématique. Cependant, dépendamment de l'activité effectuée par l'occupant, d'autres configurations peuvent aussi être précises. En particulier, les capteurs de portes sont bien adaptés à l'activité de préparation d'un repas dans la cuisine.

L'apport de ce travail se situe dans le fait qu'il met en perspective la méthode de localisation par filtres de particules en utilisant des capteurs anonymes, tout en évaluant avec précision son efficacité. Il a mis en évidence de façon exhaustive le comportement du système face à différents facteurs. De plus, il permet de tester dans des conditions réelles la chaîne entière de prise et de traitement de données. L'expérimentation avec des personnes ouvre la voie à l'application pratique du programme dans l'habitat intelligent DOMUS. Tout ces aspects mettent en valeur l'originalité de cette étude, car il donne pour la première fois une évaluation rigoureuse de cette méthode de localisation. Il serait donc intéressant de voir à l'avenir comment d'autres méthodes se comparent à l'efficacité du système développé.

Certaines difficultés doivent cependant être soulignées. Tout d'abord cet algorithme n'est pas conçu pour localiser plus d'une personne. Le travail s'est fait dans l'hypothèse qu'une seule personne est présente et que le cas de localisation de deux personnes est moins critique car, dans ce cas, un intervenant ou un membre de la famille sont présents et peuvent assister l'occupant sans recourir au système. Aussi, l'expérimentation n'a pas inclut de personnes déficientes cognitivement. Il serait utile à l'avenir d'étudier un tel échantillon et de voir comment il influe sur le résultat. Il serait également intéressant de regarder l'influence de la présence d'un animal domestique. Pour ce qui est de l'algorithme, il serait utile de regarder comment des modèles perceptuels et dynamiques plus fins influeraient sur la précision du système.

La solution proposée ici, étant basée sur une structure relativement légère au niveau des capteurs, est tout à fait adéquate dans le contexte du déploiement dans un appartement, en excluant le recours à un apprentissage préalable. Il serait utile dans l'avenir d'étudier les approches permettant de localiser plusieurs personnes dans l'habitat intelligent, tout en gardant l'aspect discret et anonyme des capteurs. Une approche multi-agents est une bonne voie à explorer.

ANNEXE A

Installation

Cette annexe décrit l'installation ainsi que la mise en place de l'expérimentation en détaillant certains aspects pratiques qui n'ont pas été couverts dans le corps de l'article.

A.1 Laboratoire

Comme mentionné précédemment, l'installation du laboratoire DOMUS donne accès à un grand potentiel expérimental, ce qui a permis à ce travail de prendre forme. Le laboratoire contient un mobilier d'appartement standard, entouré d'une installation électrique, électronique et informatique qui permet d'enregistrer des données en temps réel, ainsi que d'agir sur l'environnement ou d'interagir avec les occupants.

Les données expérimentales sont enregistrées via des capteurs (mentionnés plus bas), une caméra vidéo installée dans le salon et des micros dispersés dans les pièces. L'action sur l'environnement et l'interaction avec l'occupant se font à l'aide d'un contrôle centralisé des lumières, des entrées audio/vidéo de plusieurs écrans, de hauts parleurs et d'actionneurs de valves. Il est possible d'agir sur la totalité de ces appareils de façon automatique et à distance.

Une salle des serveurs est présente à proximité de l'appartement expérimental, centralisant toute l'installation électrique de l'habitat. Un serveur Crestron reçoit les signaux des capteurs et peut les relayer informatiquement vers des clients qui se connectent dessus. Il est également possible d'enregistrer et de numériser des vidéos provenant de l'appartement dans cette salle. C'est ces méthodes qui ont été utilisées dans ce travail.

L'installation est assez flexible, puisque il est également possible de s'affranchir de l'architecture client-serveur et de recevoir directement les flux afin d'étudier certains aspects de l'informatique diffuse, par exemple, l'utilisation de cartes électroniques embarquées pour inférer les actions de l'habitant.

A.2 Capteurs

Comme mentionné dans l'article, la liste des capteurs utilisés comportent principalement des capteurs infrarouge, des contacts de portes et des tapis tactiles. Une attention particulière a été donnée aux tapis tactiles puisque c'est grâce à eux que la calibration de la

position de l'occupant se fait.

Avant cette expérimentation, il y avait environ 5 tapis tactiles qui ont été installés de façon temporaire dans la cuisine, la salle-de-bain et la chambre. Ces tapis étaient désinstallés après chaque collecte de données dans l'appartement. Pour le besoin de ce travail, il a été décidé que cette installation était à la fois peu pratique et insuffisante.

Par conséquent, presque une vingtaine de tapis tactiles furent installés dans l'appartement et fixés au sol pendant toute la durée de l'expérimentation qui s'est échelonnée sur plusieurs semaines. Cela a permis de s'assurer de garder une position identique des tapis tactiles entre deux collectes de données. Cependant, cela a également mis en évidence la fragilité de ce type de capteurs (faits de plastique et de métal léger) dans un cadre d'utilisation régulier. L'installation elle-même a pris plusieurs jours, puisque il a fallu à la fois choisir les endroits adéquats pour les tapis et les fixer au sol, mais de plus il a fallu mettre en place tous les contacts électriques supplémentaires allant des tapis vers le serveur central.

La caméra vidéo installée au salon permettant d'enregistrer les déplacements des personnes dans la cuisine était branchée sur un Mac mini dans la salle des serveurs et la numérisation des données se faisait sur le même ordinateur.

A.3 Expérimentations

Afin de réaliser l'expérimentation, un certificat du comité d'éthique de l'Université de Sherbrooke était nécessaire, car l'expérimentation incluait la participation de sujets humains. Une demande a été soumise, détaillant tout le protocole d'expérimentation, les moyens mis en place ainsi que la protection des données privées des personnes participantes. Le processus de soumission et d'acceptation a pris plusieurs semaines et a été réalisé en partie en parallèle avec la préparation de l'expérimentation.

Le recrutement des volontaires s'est fait au sein de l'Université. Il s'est fait auprès d'étudiants des cours réguliers au travers d'affiches dispersées dans le campus, mais aussi auprès d'étudiants de l'université du troisième âge (UTA) ce qui permis d'avoir un échantillon bien équilibré suivant l'âge des participants. Le recrutement à l'UTA a nécessité des déplacements réguliers afin d'expliquer la nature de l'expérimentation aux étudiants. Le retour des participants a été satisfaisant.

Avant le début de l'expérimentation avec des sujets humains, trois expérimentations avec des participants du laboratoire DOMUS ont été conduites afin de tester toute la chaîne d'accueil, de présentation, de signature de documents et de prise de données. Une analyse de ces données a également été réalisée afin de s'assurer de leur validité et de leur

exploitabilité. Ces données n'ont pas été incluses dans cette étude afin d'éviter un biais induit par la connaissance préalable de ces trois participants de l'environnement, ce qui irait perturber les modèles dynamiques de déplacement.

Ces expérimentations préalables ont pris toutes leurs valeur au moment des expérimentations réelles, puisque cela a permis de solidifier la chaîne de prise de données ainsi que de régler finement tous les détails. En effet, lors des expérimentation réelles, le scénario était expliqué aux participants par segment. L'expérimentateur restant dans la salle des serveurs s'assurant que la prise de données se déroule bien, surtout en ce qui concerne la capture vidéo dans la cuisine. L'interaction entre l'expérimentateur et le sujet est réduite au minimum permettant une procession naturelle du scénario. L'explication par segments a aussi favorisé une maîtrise du scénario par les sujets ce qui a assuré l'homogénéité de la prise de données.

ANNEXE B

Implémentation

Cette annexe décrit plus en détail l'implémentation de l'algorithme de filtres de particules ainsi que les difficultés rencontrées.

B.1 Implémentation de l'algorithme

L'algorithme fut implémenté en tenant compte de l'architecture du laboratoire DOMUS qui, comme mentionné dans l'annexe précédente, utilise un serveur centralisant les événements provenant des capteurs, au lieu de se brancher directement sur les capteurs, par exemple. Le langage de programmation choisi fut JAVA pour se conformer à la politique du laboratoire en ce qui concerne de choisir en langage objet qui soit portable et facile à déployer dans un contexte d'informatique mobile et diffuse. La configuration du produit final se fait en utilisant des fichiers XML.

Le développement en tant que tel s'est fait en utilisant l'IDE Eclipse sous Linux. Eclipse étant un IDE multi-plateforme, cela favorise la collaboration dans le laboratoire, indépendamment de la plateforme choisie (Linux, Mac ou Windows). La collaboration consiste également à utiliser des outils de partages de sources (CVS) et de déploiement automatique (CruiseControl). Cela assure que le programme est toujours dans un état fonctionnel de production.

Pour les besoins de l'analyse, plusieurs logiciels et utilitaires libres ont été utilisés pour permettre d'extraire et de traiter les données. Par exemple, l'utilitaire AWK a permis de traiter de grands volumes de données textuelles pour en extraire l'information pertinente.

B.1.1 Code source

Le programme est modulaire et couvre plusieurs aspects : description de l'environnement (capteurs), description du mouvement (modèle dynamique) et algorithme de filtres de particules.

Une classe ParticleSet (implémentant le patron Singleton) décrit l'algorithme en tant que tel en instanciant un certain nombre de particules. Une particule est décrite simplement en utilisant des coordonnées spatiales. Un objet ParticleSet porte à tout moment l'information concernant toutes les particules du système (positions et poids). Lorsqu'un événement

capteur est enregistré, une méthode interne recalcule ces informations en utilisant l'algorithme de filtres de particules décrit dans l'article, en tenant compte de l'état précédent et de la dynamique de la personne. L'intégrale résultante du poids des particules donne accès à la probabilité de présence de la personne dans chaque pièce.

Au démarrage du programme, une communication est lancée avec le serveur d'événements branché sur le serveur Crestron. Le client attend les événements et les communique dès réception (à l'aide d'un patron Observer). L'objet ParticleSet, étant à l'écoute du client, recalcule les positions des particules. Cette architecture souple permet de rajouter plusieurs modules indépendants tels qu'une interface graphique affichant à tout moment l'état actuel du nuage de particules et des probabilités de présence (voir les captures d'écran dans l'article). Il est également possible d'exécuter soit des données réelles, c'est-à-dire provenant directement de l'habitat intelligent, soit des données enregistrées. Cette seconde possibilité a joué un rôle essentiel lors de l'analyse des données, puisque elle permet de lancer l'exécution automatisée qui parfois peut prendre plusieurs heures avant de s'achever.

L'environnement est décrit à l'aide des capteurs et des zones. Une classe Sensor décrit le capteur via son type, ses coordonnées et le type de modèle perceptuel qui lui est associé. Une zone comprend la description géométrique des parties la constituant. Dans notre cas, ces zones étaient calculées sur l'architecture par pièce du laboratoire.

B.1.2 Configuration

Dès le départ, le programme a été conçu pour que la configuration (des fichiers XML) permette de le rendre souple et réutilisable sans recours à une recompilation.

La liste des zones intéressantes est donc dans un fichier areas.xml qui décrit toute la configuration géométrique de l'habitat. Ainsi, si le besoin se fait sentir de recourir à des zones de géométries différentes, il devient très facile de le réaliser. Par exemple, en décidant d'augmenter l'échantillonnage et d'utiliser des zones plus petites : il y aurait ainsi plusieurs zones d'intérêt par pièce, permettant de mieux cibler les activités de l'occupant.

De même, pour les capteurs, un fichier sensors.xml décrit tous les capteurs disponibles avec leurs types et leurs coordonnées. Cela permet de facilement refléter l'état actuel de l'installation en mettant à jour ce fichier. Cela donne également la possibilité d'exécuter le programme qu'avec un seul type de capteurs, par exemple, ignorant tout autre type. Cela a permis d'étudier le comportement de notre système face à différentes configurations.

Un autre fichier contient également des réglages, tels que le nombre de particules, le modèle dynamique et le niveau de bruit. Cela a grandement facilité les études présentées dans ce travail et a permis de se concentrer sur l'analyse des données.

B.2 Difficultés

Les difficultés rencontrées le furent principalement lors de l'implémentation du bruit de détection. Alors que plusieurs ouvrages dans la littérature mentionnent des modèles de bruit contenu dans le modèle perceptuel (les capteurs), dans la pratique, il est difficile d'arriver à un modèle fonctionnel de cette façon.

En effet, la nature discrète du problème introduit une difficulté liée au tirage aléatoire qui, si l'on considère une fonction quelconque à laquelle on rajoute un bruit linéaire, défavorise les tirages d'événements bruités. Dans ce cas, si plusieurs événements successifs proviennent du même capteur, le tirage discret des particules, suivant le modèle perceptuel du capteur, aura tendance à favoriser des particules non issues du bruit. Il suffit de quelques événements pour que le nuage de particules se concentre autour du capteur et devienne complètement immobile et par conséquent ne suivra plus les mouvements de l'occupant.

La solution à ce problème fut de rajouter un bruit lors du tirage initial des particules, et non pas à l'aide du modèle perceptuel des capteurs. Ainsi, une fraction des particules est systématiquement tirée depuis tout l'espace disponible et le reste, c'est-à-dire la majorité des particules, est calculé suivant l'algorithme des filtres de particules, en utilisant des modèles perceptuels non bruités. Cela assure la souplesse du nuage de particules, et assure sa dynamique d'un point à un autre dans l'espace même si deux événements capteur successifs ne sont pas proches spatialement. De son côté, la formule probabiliste des filtres de particules ajoutera de l'inertie au nuage en assurant l'affranchissement d'une grande partie du bruit de détection (voir section 2.8.5).

Il est à souligner que cette méthode est tout à fait originale et son implémentation diffère de ce qui se fait habituellement dans la littérature.

ANNEXE C

Réglages

Cette annexe discute du réglage des paramètres de l'algorithme qui a été utilisé pour cette étude.

C.1 Paramètres perceptuels

Pour les capteurs, il a été défini plusieurs fonctions probabilistes permettant de décrire leurs modèles perceptuels. Que ce soit des fonctions circulaires ou carrées, le but premier était d'avoir une description géométrique adéquate pour chaque type de capteur (voir l'article).

Cependant, il a fallu s'assurer que les paramètres choisis pour les fonctions étaient adéquats. Cette démarche, même si elle est quelque peu empirique, trouve sa justification par son effet direct sur le modèle. Ainsi, pour les tapis tactiles, il a été considéré une zone autour, de plusieurs dizaines de centimètres, en dehors de laquelle il est difficile d'activer le capteur par une démarche naturelle. C'est cette zone qui décrit le modèle perceptuel de ce type de capteurs. Cette zone va certainement différer d'un tapis à un autre suivant la zone que chacun couvre. C'est le même raisonnement qui permet d'ajuster les paramètres des autres types de capteurs, même si la géométrie du modèle perceptuel est différente.

Sachant que ces capteurs peuvent être activés de plusieurs façons différentes, mais à la fois peu fréquentes et peu probables, tout autre type d'activation est considéré comme bruit de détection. C'est la fusion de l'information de plusieurs capteurs en même temps qui permet d'arriver à une information de localisation cohérente.

C.2 Paramètres dynamiques

En ce qui concerne le modèle de déplacement de la personne, la description par une gaussienne spatiale se justifie par le fait qu'il est nécessaire de favoriser les déplacements courts. Ainsi, un tel déplacement entre deux événements de capteurs est plus probable qu'un déplacement plus long. Ce modèle, même s'il n'a pas été nécessaire de l'introduire dans cette étude, peut être raffiné en adaptant les paramètres de cette gaussienne à l'occupant et au temps. Cependant, le modèle de gaussienne assure à la fois une rapidité d'exécution de par simplicité, et a été remarquablement stable d'un occupant à un autre sans avoir recours à une personnalisation des paramètres.

Pour ce qui est du réglage des paramètres du modèle (la gaussienne a une largeur à mi-hauteur environ égale à la moitié de l'espace disponible), cela fut réalisé expérimentalement (voir l'article) et en tenant compte du fait qu'entre deux événements successifs et considérant des déplacements de la vie quotidienne, l'occupant ne peut se déplacer que dans un espace limité. Si l'espace était plus grand, le rapport entre les dimensions de ce modèle perspectuel et les dimensions totales serait plus petit.

BIBLIOGRAPHIE

- [Bar-Shalom *et al*, 1995] Y. Bar-Shalom and X.-R. Li. *Multitarget-Multisensor Tracking : Principles and Techniques*. Yaakov Bar-Shalom, 1995.
- [Bar-Shalom *et al*, 2001] Y. Bar-Shalom, X.-R. Li, and T. Kirubarajan. *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*. John Wiley, 2001.
- [CMAJ, 1994] *Canadian study of health and aging : study methods and prevalence of dementia*, CMAJ, 899-913, 1994.
- [DOMUS] Laboratoire DOMUS, <http://domus.usherbrooke.ca>
- [Doucet *et al*, 2001] A. Doucet, N. de Freitas, and N. Gordon. *Sequential Monte Carlo in Practice*. Springer-Verlag, 2001.
- [Ekahau Engine] Ekahau Positioning Engine Homepage, <http://www.ekahau.com>
- [Fox, 2003] D. Fox. *Adapting the Sample Size in Particle Filters through KLD-Sampling*. International Journal of Robotics Research, 2003.
- [Fox *et al*, 2003] D. Fox, J. Hightower, L. Liao, D. Schulz, and G. Borriello. *Bayesian Filtering for Location Estimation*. IEEE Pervasive Computing, 2003.
- [Hightower *et al*, 2001] J. Hightower and G. Borriello. *Location Systems for Ubiquitous Computing*. Computer, 2001.
- [Kaddourah *et al*, 2005] Y. Kaddourah, J. King and A. Helal. *Cost-Precision Tradeoffs in Unencumbered Floor-Based Indoor Location Tracking*. Proceedings of the third International Conference On Smart homes and health Telematic (ICOST), 2005.
- [Krumm *et al*, 2002] J. Krumm, L. Williams, and G. Smith. *SmartMoveX on a Graph : An Inexpensive Active Badge Tracker*. UbiComp 02, 2002.
- [Lee *et al*, 2006] H. S. Lee, B. Song, H. Y. Youn and K. Chung. *The Method of Location Error Detection and Correcting in Smart Home Environments*. International Conference on Hybrid Information Technology, 2006.
- [Maleki-Tabar *et al*, 2006] A. Maleki-Tabar, A. Keshavarz, and H. Aghajan. *Smart Home Care Network using Sensor Fusion and Distributed Vision-based Reasoning*. ACM Multimedia Workshop On Video Surveillance and Sensor Networks (VSSN), 2006.
- [Pigot *et al*, 2003] H. Pigot, S. Giroux, A. Mayers, B. Lefebvre and V. Rialle. *The intelligent habitat and everyday life activity support*. Proceedings of the 5th International Conference on Simulations in Biomedicine, Slovenia, 507-516, 2003.
- [Rahal *et al*, 2007] Y. Rahal, P. Mabillean and H. Pigot, *Bayesian filtering and anonymous sensors for localization in a smart home*. Proceedings of the 21st IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA'07), Niagara Falls, 793-797, 2007.
- [Rahal *et al*, 2008] Y. Rahal, P. Mabillean and H. Pigot, *Location Estimation in a Smart Home. System Implementation and Evaluation using Experimental Data*. International Journal of Telemedicine and Applications, 2008.

- [Russell and Norvig, 2002] S. J. Russell and P. Norvig. *Artificial Intelligence : a Modern Approach. 2nd Edition*. Prentice Hall, 2002.
- [Thrun et al, 1998] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox. *A Probabilistic Approach to Concurrent Mapping and Localization for Mobile Robots*. Autonomous Robots, 1998.
- [Werb and Lanzl, 1998] J. Werb and C. Lanzl. *Designing a positioning system for finding things and people indoors*. Spectrum, IEEE, 1998.