



HAL
open science

HOME CARE: une plateforme technique de surveillance pour le suivi actimétrique de patients Alzheimer

Fehd Bettahar, Walid Bourennane, Yoann Charlon, Eric Campo

► **To cite this version:**

Fehd Bettahar, Walid Bourennane, Yoann Charlon, Eric Campo. HOME CARE: une plateforme technique de surveillance pour le suivi actimétrique de patients Alzheimer. Workshop – Alzheimer, Approche pluridisciplinaire, De la recherche clinique aux avancées technologiques, Jan 2013, Toulouse, France. pp.87-98. hal-02879365

HAL Id: hal-02879365

<https://laas.hal.science/hal-02879365>

Submitted on 30 Jun 2020

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

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

HEMOCARE : une plateforme technique de surveillance pour le suivi actimétrique de patients Alzheimer

Fehd Bettahar, Walid Bourennane, Yoann Charlon, Eric Campo (LAAS, Toulouse)

■ **RÉSUMÉ** • Le projet « HEMOCARE » tente d'apporter une réponse à l'accroissement du nombre de personnes atteintes de la maladie d'Alzheimer en proposant une solution technologique bas coût et facile à déployer. L'objectif est d'opérer un suivi continu et automatisé du patient au sein de son environnement de vie. Il s'agit d'un système de surveillance multisensorielle composé d'un réseau de capteurs de mouvement judicieusement répartis, associé à une étiquette électronique sans fil portée par la personne permettant sa localisation et la détection de chutes. Des algorithmes de traitements permettent d'établir un diagnostic de la situation en temps réel et de déclencher des alertes. Une application Web donne accès aux mesures d'actimétrie, permettant aux personnes en charge de la surveillance de suivre l'évolution du comportement de leurs patients. Le système est testé depuis un an dans une unité Alzheimer de l'hôpital de Caussade en France.

■ **MOTS-CLÉS** • Personnes âgées, unité de soin Alzheimer, système de surveillance intelligent, capteurs de présence, détection de chute, apprentissage des habitudes, interface web.

■ **ABSTRACT** • *HEMOCARE is a Platform to monitor frail patients at home or in institution. The system is composed of motion sensors network, combined with a wireless tag worn on the patient. All the motions are tracked by the system and data stored in a database in real time via wireless links. The system generates through a learning algorithm a behavior model representative of the patient habits. Then a real time application monitors and analyzes gathered data. It sends alerts to the medical team in case of abnormality (fall, immobility, agitation...) and helps them by displaying historical events via a web application. Data processed allow physicians to monitor patients'behavior and help them as soon. The system is testing for one year in an Alzheimer care unit at the Caussade hospital in France.*

■ **KEYWORDS** • *Elderly, Alzheimer care unit, smart monitoring system, presence sensors network, fall detector, learning habits, web interface.*

1. Introduction

L'amélioration de la qualité des soins et des conditions générales de vie entraîne une augmentation régulière de la durée moyenne de vie. Dans les pays industrialisés, la proportion des personnes de plus de 65 ans avoisine 16% (Insee, 2012). C'est une population qui, le plus souvent, nécessite un suivi médical régulier pour gérer des

maladies devenues chroniques, pour anticiper chez les personnes fragiles (Fried *et al.*, 2001) (Fried *et al.*, 2004) des signes d'apparition de maladies, ou pour surveiller les personnes atteintes de maladies liées au vieillissement naturel. Les personnes âgées ne sont pas seules à avoir besoin d'un suivi régulier sur de longues périodes : malades Alzheimer, personnes handicapées, convalescents, enfants, requièrent aussi des besoins de surveillances continues de même nature.

2. Choix de la technologie

2.1. Les capteurs

Le système HOMECARE se présente pratiquement comme un réseau de « capteurs de présence » répartis dans la zone de vie de la personne : chambre appartement, proximité. Dans la surveillance des personnes, une exigence forte est le respect de leur intimité, ce qui impose que les capteurs soient le moins intrusif possible.

2.1.1. Le réseau de capteurs sans fil

Ce réseau est constitué par deux types de capteurs :

- des capteurs de mouvements infrarouges. Ces capteurs possèdent un module de communication radio intégré. Pour chaque détection, ils envoient une trame radio contenant l'identifiant du capteur vers un récepteur relié à l'organe de collecte de données. Ils possèdent un mode de communication « longue portée » où chaque détecteur peut relayer la trame jusqu'au récepteur. L'autonomie de ces capteurs est comprise entre trois et six mois en fonction du nombre de détections. Le capteur de mouvements est placé au plafond et orienté vers le sol, la zone de couverture est réglable de 1 à 2 m² à l'aide de caches de différentes tailles et formes. En fonction du réglage de la sensibilité (faible, moyenne ou forte), il est capable de détecter du simple passage d'une personne jusqu'au mouvement d'un membre (bras, tête...). L'intervalle de temps entre chaque détection est paramétrable de 0,5 s à 2 s,

- des capteurs de présence piézoélectriques. Ces capteurs se présentent sous la forme d'un coussin plat que l'on place sous le matelas de la personne suivie. Ce sont des capteurs de présence au lit qui détectent les couchers et les levers du patient. Ces capteurs permettent de connaître le nombre de fois où le patient s'est levé ou s'est couché ainsi que le temps passé par celui-ci dans son lit. A partir de ces informations, on enrichit le modèle de comportement de la personne.

C'est un choix déjà ancien qui a conduit à plusieurs études sur la déambulation de certains patients notamment de nuit et sur l'agitation des patients pendant leur sommeil (Campo *et al.*, 2010) (Chan *et al.*, 2003).

2.1.2. Le dispositif porté sans fil

Le système porté, développé au LAAS, se compose de deux parties (Figure 1) :

- un émetteur radio porté par le patient : le TAG ;
- un récepteur radio placé dans la zone à surveiller : la Balise.

La communication radio entre ces éléments exploite la technologie IEEE 802.15.4 (ZigBee, 2005). Le choix de ce protocole est particulièrement adapté à notre application car il consomme très peu d'énergie.

Le dispositif TAG fournit un identifiant lié à la personne instrumentée toutes les 3s. Il transmet également un message radio d'alarme en cas de chute. Un système de contrôle interne de la pile envoie une alerte lorsque la capacité de celle-ci est inférieure à 20%. Avec une consommation moyenne inférieure à 200 μ A, l'autonomie du TAG est d'environ un mois.

Les dimensions du TAG sont de 3,2*2,2 cm avec une épaisseur de 3,5 mm, son poids est de 5 g. Il y a pour ce TAG embarqué une exigence très forte de miniaturisation car il doit être transparent pour l'utilisateur. Il peut être intégré dans un vêtement, ou intégré dans un collier, un bracelet (Bourennane *et al.*, 2013), ou porté à même le corps (Bourennane *et al.*, 2011).

La Balise géographiquement fixe est alimentée sur secteur. Elle reçoit les données du TAG et les transmet vers la station de collecte (type PC). Le dispositif Balise est constitué de deux parties : le dispositif TAG en configuration récepteur radio, et une carte support pour le TAG associée à un composant qui convertit les données au format TCP/IP. Ainsi, la communication de la balise vers la station centrale s'appuie sur le protocole Ethernet. Afin de maximiser la compatibilité avec les établissements de santé, pouvant ne pas être équipés de connectique réseau, des modules à Courants Porteurs en Ligne (CPL) sont utilisés, en remplacement du bus Ethernet.

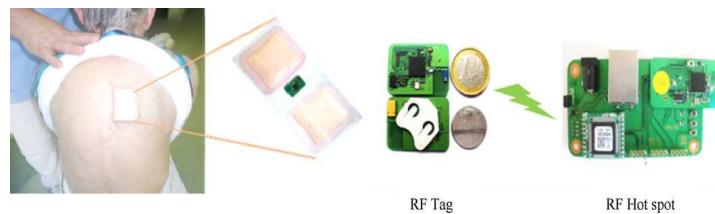


Figure 1 • Dispositif porté associé à sa balise de réception

En portant le TAG, la personne surveillée par le système HOMECARE est identifiée et elle est localisée, ce qui lui permet de circuler, dans la zone instrumentée par des capteurs, sans contrainte.

2.2. La géolocalisation

Plusieurs méthodes de localisation « indoor » exploitent la puissance du signal radio reçu (RSSI) au niveau des nœuds fixes (Balises) et les combinent pour extraire la position occupée par le nœud mobile (TAG). Ces méthodes comportent plusieurs degrés de complexité en fonction de la précision à atteindre.

Nous citons ci-après trois méthodes de localisation dans l'ordre croissant de complexité :

- la localisation par zones (Wen-Hsing *et al.*, 2010),
- la localisation exploitant des positions de référence du mobile dans son environnement (cartographie du RSSI) (Tsuji *et al.*, 2010),
- la localisation basée sur des modèles mathématiques de propagation des ondes (Navarro-Alvarez, 2009).

Les avantages de la localisation par zones choisie pour notre système sont : un développement logiciel simple et un déploiement rapide sur site. Cette méthode ne demande qu'une simple étape de calibration par rapport aux autres méthodes. Elle consiste à choisir des emplacements « stratégiques » pour les nœuds fixes (Balises) dans le bâtiment de manière à éviter les zones de recouvrement. Le système compare les niveaux de RSSI à chaque instant et choisit le nœud fixe le plus proche du nœud mobile.

La puissance d'émission du TAG est paramétrée pour que sa zone de couverture radio soit adaptée aux zones surveillées. De plus, l'atténuation des signaux par les murs du bâtiment évite les zones de recouvrement.

Nous avons deux types de localisation, la localisation du patient en dehors de sa chambre de vie, c'est-à-dire dans les zones communes de l'institution, et la localisation du patient dans sa chambre. Pour la localisation en dehors de la chambre, nous nous basons seulement sur les balises ZigBee. Par contre dans la chambre et pour affiner la localisation, nous exploitons les détections des capteurs de mouvements infrarouges. La figure 2 explique l'algorithme utilisé.

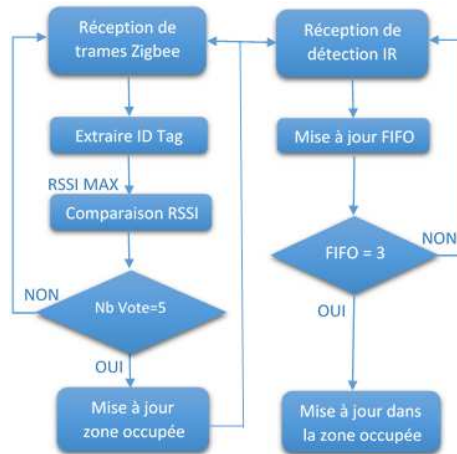


Figure 2 • Algorithme de localisation

2.3. La collecte et le traitement des données

Quand le capteur de présence détecte un mouvement d'un patient, l'application temps réel qui tourne sur un PC central reçoit l'activation via le transmetteur radiofréquence connecté à ce PC. En même temps, le TAG porté par le patient envoie toutes les 3 secondes une trame d'identification aux balises qui par la suite relient cette trame au PC central via les CPL. Les deux informations, infrarouge et ZigBee, sont fusionnées et enregistrées dans la base de données.

La disponibilité d'un système de surveillance peut conduire à des mesures permanentes et donc permet de proposer trois types de surveillance :

- la surveillance dans les périodes d'isolement (intimité) naturelles comme la surveillance de nuit : on peut ainsi accéder à des caractérisations utiles des insomnies, agitations nocturnes, somnambulismes, fugues,
- le suivi longitudinal et la détection précoce des changements comportementaux : l'intérêt est de suivre par exemple l'évolution d'une convalescence ou inversement l'aggravation d'une maladie chronique. Plus largement, cette surveillance, organisée à domicile, peut être une voie de suivi de la « fragilité » telle que caractérisée par les critères de Fried (Fried *et al.*, 2001) (Fried *et al.*, 2004), pour détecter le début d'une affection du vieillissement et la traiter à son stade le plus précoce,
- la surveillance continue de certains risques spécifiques ou de certaines affections en intégrant dans le système HOMECARE d'autres types de capteurs. Ainsi, dans l'expérimentation de l'hôpital local de Caussade (81), les TAG qui équipent les patients intègrent des accéléromètres 3D pour la détection directe des chutes

(Charlon *et al.*, 2011) (Yongli *et al.*, 2012) (Lambardi *et al.*, 2009).

2.3.1. Le modèle de comportement

Notre concept de modèle comportemental est basé sur l'apprentissage du temps passé dans chaque position. Chaque position est caractérisée par son numéro de zone Z et le temps passé par le patient T_s dans cette zone. Afin d'obtenir de meilleurs résultats, on regroupe les données de localisation en fonction des tranches horaires (matin "08h-12h", après-midi "12h-18h", soirée "18h-23h", et nuit "23h-08h") dans un premier temps. Ainsi, pour chaque intervalle de temps, nous obtenons des données dans le format suivant :

<u>Zone</u>	<u>Temps de séjour</u>
Z_1	T_{S_1}
Z_2	T_{S_2}
Z_3	T_{S_3}
.	.
.	.
.	.
Z_n	T_{S_n}

Dans la seconde étape, on transforme les données de localisation en des séries de déplacements. Chaque déplacement est caractérisé par des coordonnées de départ et de fin (Z , T), permettant d'en déduire le temps de séjour, comme indiqué dans l'exemple suivant :

<u>Zone</u>	<u>Temps de séjour</u>	
Chambre	3550 s	} Déplacement
Couloir	4 s	
Salle de vie	1650 s	} Déplacement
Couloir	10 s	
Salle de vie	1436 s	} Déplacement
Terrasse	3000 s	

La distance entre deux déplacements est calculée en utilisant la formule LCSS (Longest Common Subsequence) en fonction des coordonnées de la zone (Buzan *et al.*, 2004) (Zhang *et al.*, 2006). Si la distance LCSS = 0, les déplacements sont classés dans une même classe. Si elle est différente de 0, une nouvelle classe est créée. En conséquence, nous obtenons une classe pour chaque déplacement typique. La dernière étape consiste à traiter chaque classe, en utilisant la méthode de classification k-means (Zhang *et al.*, 2006) en fonction du temps passé T_s . Les classes obtenues sont caractérisées par un centroïde (T_{S_n} , $T_{S_{n+1}}$). En vue de définir des seuils pour la détection des valeurs aberrantes de déplacements, on procède comme suit :

- on définit la classe d'appartenance de chaque déplacement ;

- on calcule la distance Euclidienne moyenne \bar{x} ainsi que l'écart type σ entre chacun des éléments de la classe et le centroïde de celle-ci.

Un déplacement est considéré comme normal si et seulement si :

$$\bar{x} - \sigma \leq d \leq \bar{x} + \sigma \quad (1)$$

où :

d est la distance Euclidienne entre le déplacement en temps réel (T_{s1} , T_{s2}) et le centroïde (T_{sb} , T_{sf}) de la classe d'appartenance de ce déplacement.

Dans le modèle en ligne, les déplacements anormaux sont comptés en appliquant la formule (1) sur chaque déplacement en temps réel. R est la proportion entre le nombre de déplacements anormaux et le nombre total de déplacements durant un intervalle de temps, suivant la formule :

$$R = \frac{\text{Nombre de déplacements anormaux}}{\text{Nombre de déplacements}} * 100 \quad (2)$$

2.3.2. L'agitation nocturne

Un capteur de mouvement installé au-dessus du lit du patient permet la mesure de l'agitation nocturne de ce dernier en comptant le nombre de détection durant les dix dernières minutes. Le profil d'agitation est calculé suivant la formule suivante :

$$P = \frac{N}{det * 60 * 10} * 100 \quad (3)$$

Où :

- N est le nombre de détections dans les dix dernières minutes ;
- det est la fréquence de détection du capteur.

Le seuil de l'agitation S est défini en fonction du profil d'agitation \bar{x}_p et l'écart type σ_p calculés sur les trente derniers jours.

2.3.3. Le mode en ligne

Les seuils issus du modèle comportemental et de l'agitation sont redéfinis chaque jour après le réapprentissage, en prenant en compte toutes les alertes notées vraies. Cette technique ajuste les seuils (S , R) ce qui permet au système d'éviter le déclenchement des fausses alertes.

3. Déploiement de la plateforme à l'Hôpital

HEMOCARE a été installé à l'Hôpital de Caussade selon l'architecture système déjà décrite sur une chambre, le couloir et le jardin comme l'illustre la figure 3 :

- la chambre est équipée de plusieurs capteurs IR de présence permettant de suivre les déplacements dans la chambre : lit, fenêtre, salle de bain. Le lit est spécifiquement instrumenté d'un capteur de présence particulier (mesure par pesée),

- la chambre, le couloir, les entrées/sorties et le jardin sont équipés de balises détectrices pour identifier le patient et le localiser dans le service,
- les données sont récupérées par différentes voies : HF, réseau ZigBee et courants porteurs,
- le patient est équipé d'un TAG émetteur qui servira à son identification et sa localisation.

Cet Hôpital abrite une unité qui accueille des personnes atteintes de la maladie d'Alzheimer ce qui interdit toute coopération véritable avec le patient et toute tentative de faire porter le TAG de manière visible. Avec l'appui de l'équipe soignante, le TAG a été conditionné pour être placé dans le dos des patients : il semble que ce soit une solution à explorer acceptable, à condition de travailler encore sa miniaturisation.

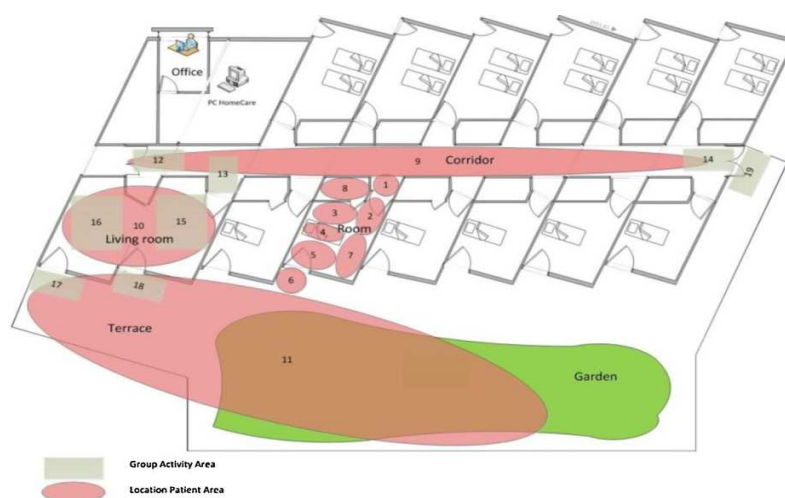


Figure 3 • Architecture déployée au sein d'une unité de soin Alzheimer

Les capteurs infrarouges ont été déployés dans les zones communes dans le but de suivre l'activité des personnes (patients, personnels, visiteurs) de l'unité. Ce paramètre permet à l'équipe médicale d'identifier les périodes à risques et donc d'améliorer la surveillance.

Deux applications (au niveau logiciel) sont disponibles dans le PC installé dans le local de service du personnel médical :

- une première, qui collecte, enregistre, localise et envoie des alertes sur le téléphone portable du personnel soignant pour le suivi temps réel en cas de déviance dans le comportement du patient surveillé,
- une deuxième, une application Web, permettant aux médecins et autres per-

sonnes habilitées de consulter les données patients.

La figure 4 montre le type d'interface tel qu'il a été défini avec l'aide des utilisateurs (personnel médical). Il donne quelques caractéristiques jugées essentielles pour le médecin dans ses observations régulières.

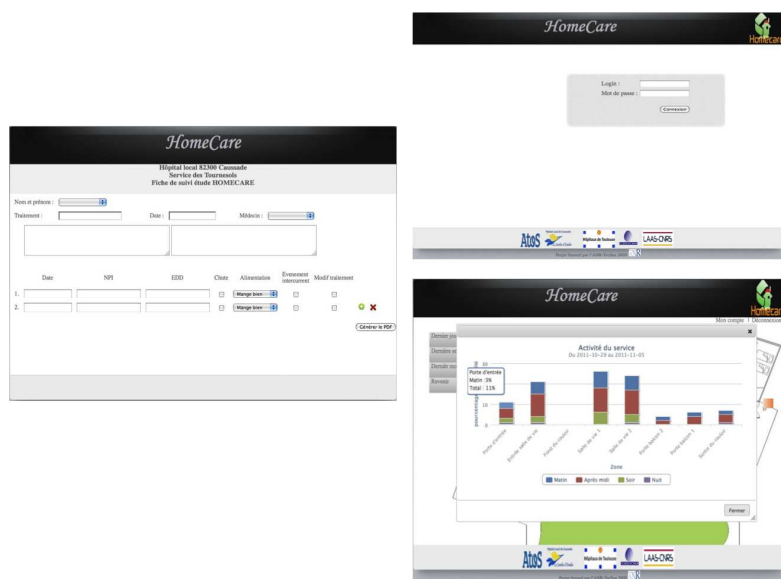


Figure 4 • Capture d'écran de l'application Web

4. Résultats

La figure 5 présente la déviance dans le comportement (R) du patient. Elle est calculée sur une période de 30 jours. La courbe montre que le patient s'est comporté d'une manière inhabituelle par rapport au modèle établi entre le 27-11-2012 et le 29-12-2012, entre 08-12-2012 et le 11-12-2012 sur la période du matin et entre le 30-11-2012 et le 03-12-2012 durant la nuit.

La courbe illustrée par la figure 6 est un exemple de profil d'agitation nocturne. Elle montre les périodes où le patient est agité.

Ces deux informations peuvent être corrélées afin de fournir un modèle complet sur l'activité nocturne du patient qui informe l'équipe médicale.

Sur une période de tests de 63 jours, du 09-10-2012 au 10-12-2012, le système de détection de chutes a enregistré une moyenne d'alertes déclenchées de 1.11 par jour, avec une sensibilité de 78.57% et une spécificité de 95.55% suivant les critères de

mesure d'efficacité (Noury *et al.*, 2007).

En résumé, on peut constater dans ces premières expérimentations que le système HOMECARE est techniquement au point et qu'il peut exercer sa fonction de surveillance : identifier, localiser, détecter les déviations comportementales et les chutes. D'autres fonctionnalités sont évidemment envisageables par extension des fonctions capteurs et le développement de logiciels spécifiques à ces fonctionnalités.

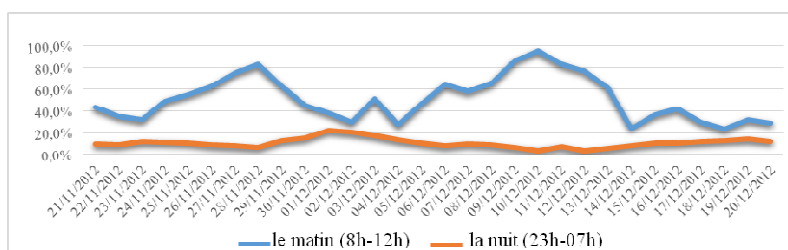


Figure 5 • Déviance dans le comportement (R)

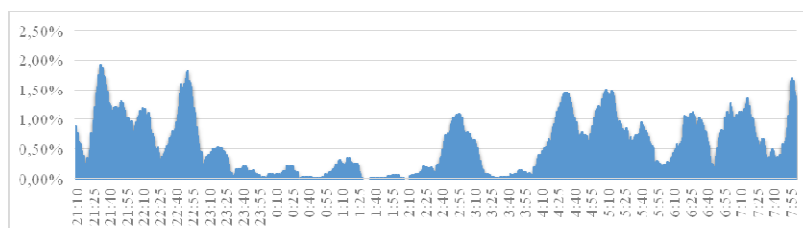


Figure 6 • Exemple de profil d'agitation

5. Conclusion

La proposition technique HOMECARE est celle d'un système composé de capteurs hétérogènes répartis dans l'environnement de vie des patients observés : les données de surveillance sont collectées régulièrement et sont utilisées pour construire un modèle référent du comportement normal. Données courantes et données prédites sont comparées pour réaliser le diagnostic et le lancement d'alertes.

HOMECARE a été expérimenté à l'Hôpital de Caussade avec l'appui du personnel soignant : les résultats obtenus montrent qu'un tel système est opérationnel et peut être techniquement déployé. Il demande cependant une double validation complémentaire sur un plus grand nombre de cas : validation par les patients et leurs familles dans leur diversité et validation clinique pour établir l'intérêt médical et la connexion avec le système de soins.

6. Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier le personnel soignant de l'unité Alzheimer de l'hôpital de Caussade pour leur collaboration dans les expérimentations, ainsi que l'Agence Nationale de la Recherche (ANR-TecSan) et la CNSA pour leur soutien au financement du projet.

7. Bibliographie

INSEE (2012). Institut national de la statistique et des études économiques. Disponible sur internet : <http://www.insee.fr/fr/> (consulté le 11 mars 2013).

FRIED LP., TANGEN CM., WALSTON J., NEWMAN AB., HIRSCH C., GOTTDIENER J. (2001). Frailty in older adult's evidence for a phenotype. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci*, Vol. 56, n°3, p. 146–157.

FRIED LP., FERRUCCI L., DARER J., WILLIAMSON JD., ANDERSON G. (2004). Untangling the concepts of disability, frailty, and comorbidity: implications for improved targeting and care. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci*, Vol. 59, n°3, p. 255–263.

CAMPO E., CHAN M., BOURENNANE W., ESTÈVE D. (2010). Remote monitoring platform for prevention and detection of elderly deviant behaviour. *3rd International Conference: E-Medical Systems*, Fes, Maroc.

CHAN M., CAMPO E., ESTEVE D. (2003). PROSAFE, a multisensory remote monitoring system for the elderly or the handicapped. *1st International Conference On Smart homes and health Telematics*, Paris, France, p. 89–95.

ZigBee Alliance (2005). *ZigBee Specification, ZigBee Document 053474r06, version 1.0*. <http://www.zigbee.org>. (consulté le 11 mars 2013).

BOURENNANE W., BETTAHAR F., CAMPO E. (2013). Self adaptive trajectory learning for monitoring the elderly wandering. *IASTED International Conference Biomedical Engineering*, Innsbruck, Autriche, p. 254-259.

BOURENNANE W., CHARLON Y., CHAN M., ESTÈVE D., CAMPO E. (2011). Integration of wearable device with actimetry system for monitoring Alzheimer's patients. *International Conference on Wearable Micro and Nano Technologies for Personalised Health*, Lyon, France.

WEN-HSING K., YUN-SHEN C., GWEI-TAI J., TAI-WEI L. (2010). An intelligent positioning approach: RSSI-based indoor and outdoor localization scheme in ZigBee networks. *9th International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Vol. 6, Qingdao, Chine, p. 2754-2759.

TSUJI J., KAWAMURA H., SUZUKI K., IKEDA T., SASHIMA A., KURUMATANI K. (2010). ZigBee based indoor localization with particle filter estimation. *IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics*. Istanbul, Turquie, p. 1115-1120.

NAVARRO-ALVAREZ E., SILLER M. (2009). A Node Localization Scheme for Zigbee-based Sensor Networks. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, San Antonio, USA, p. 728-733.

CHARLON Y., BOURENNANE W., CAMPO E. (2011). Mise en œuvre d'une plateforme de suivi de l'actimétrie associée à un système d'identification. *Symposium Mobilité et Santé*, Ax les thermes, France.

YONGLI G., YIN OS., HAN PY. (2012). State of the art: a study on fall detection. *Man Cybern B Cybern*, Vol. 42, p. 729–739.

LOMBARDI A., FERRI M., RESCIO G., GRASSI M., MALCOVATI P. (2009). Wearable wireless accelerometer with embedded fall-detection logic for multisensor ambient assisted living applications. *IEEE Sensors*, p. 1967–1970.

BUZAN D., SCLAROFF S., KOLLIOS G. (2004). Extraction and clustering of motion trajectories in video. *17th International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 2, p. 521–524.

ZHANG Z., HUANG K., TAN T. (2006). Comparison of similarity measures for trajectory clustering in outdoor surveillance scenes. *18th International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 3, p. 1135–1138.

NOURY N., FLEURY A., RUMEAU P., BOURKE AFF., LOIGHIN GO., RIALLE V., LUNDY JE. (2007). Fall detection. Principles and Methods. *29th International Conference of the IEEE EMBS*, Lyon, France.