

Détection de situations à risque basée sur des détecteurs de mouvement à domicile pour les personnes dépendantes

Alban Meffre, Nicolas Lachiche, Pierre Gançarski, Christophe Collet

ICube UMR 7357 - Laboratoire des sciences de l'ingénieur,
de l'informatique et de l'imagerie
300 bd Sébastien Brant - BP 10413 - F-67412 Illkirch Cedex
ameffre@unistra.fr, nicolas.lachiche@unistra.fr, gancarski@unistra.fr, c.collet@unistra.fr

Résumé. Avec le vieillissement de la population dans les décennies à venir, la prise en charge de la dépendance est devenu un enjeu majeur. Les nouvelles technologies permettent d'améliorer le confort et la sécurité des personnes dépendantes à domicile. Dans cet article nous proposons une méthode de détection de situations à risques basée sur le seuillage automatique des intervalles d'inactivité des capteurs de mouvement de type infrarouge passif. Notre contribution consiste à apprendre de façon automatique la durée maximale d'inactivité, par pièce et par plage horaire. La méthode est évaluée sur des données réelles provenant de l'activité d'une personne réelle dans un appartement équipé de capteurs domotiques. Notre approche permet de réduire le temps d'appel des secours.

1 Introduction

Un des enjeux de l'amélioration du confort et de la sécurité des personnes dépendantes à domicile passe par la détection des anomalies dans le comportement. Pour cela on essaie d'établir un modèle personnalisé des activités de la vie quotidienne (AVQ), grâce l'utilisation de plateformes expérimentales (*Smart Homes*) équipées de divers capteurs domotiques telle la plateforme CASAS¹. Cet outil permet la modélisation du comportement et la reconnaissance d'actions Cook et al. (2013) Soulas et al. (2013), ou la détection de danger comme la chute, en combinaison avec des capteurs portés par la personne Lustrek et al. (2012).

Dans le cadre de notre étude nous nous intéressons à la survenue brutale d'un problème dans la vie quotidienne, et la dégradation lente du rythme de vie résultant d'une pathologie. Pour détecter ces changements nous prenons pour source d'information le temps de présence et d'inactivité dans certains lieux du logement, comme la chambre à coucher, la cuisine, le séjour, la salle de bain et les toilettes. Ces informations sont extraites des données fournies par les détecteurs de mouvement installés dans chaque pièce du logement.

L'article Botia et al. (2012) traite de la surveillance de personnes âgées dans leur logement, et propose une approche basée sur la mesure du temps d'inactivité entre deux déclenchements de capteurs de mouvement. La décision est prise en suivant des règles qui définissent les situations de danger, telle qu'une durée d'inactivité qui dépasse un certain seuil. Ces seuils sont

1. <http://eecs.wsu.edu/~cook/>

déterminés par apprentissage pour chaque pièce du logement. Les résultats de l'étude de Botia montrent qu'il est possible de détecter un dépassement en fixant un seuil à partir d'une moyenne glissante des valeurs maximales de temps d'inactivité enregistrées au cours des jours précédents. Ils montrent aussi que la prise en compte des différents jours de la semaine n'apporte pas d'amélioration. Par contre Botia ne tient pas compte de la variabilité de l'activité de la personne au cours de la journée et de la nuit.

Dans ce travail nous faisons l'hypothèse qu'il faut prendre en compte les plages horaires pour modéliser l'activité dans le logement. Nous réalisons une analyse des données issues de capteurs pour déterminer l'impact de la plage horaire sur l'activité dans le logement, et nous proposons une heuristique pour estimer les durées d'inactivité autorisées.

2 Analyse des données et méthode de détection

L'étude est basée sur des données expérimentales d'une durée de plus de huit mois. Nous avons choisi le *dataset Aruba - Daily life 2010-2011*, mis à disposition par la plateforme CASAS², d'après les travaux de Diane CookCook (2010). Les données de ce *dataset* ont été collectées dans la maison d'un adulte de sexe féminin, qui reçoit régulièrement des visites. Dans un premier temps nous allons extraire et mettre en évidence des caractéristiques porteuses d'informations sur le comportement de la personne, et ensuite nous proposerons une méthode permettant de les exploiter pour détecter les anomalies.

2.1 Extraction des caractéristiques

Le temps d'inactivité d'un capteur est défini comme la durée entre le dernier événement *OFF* de ce capteur et le premier événement *ON* de ce capteur ou de tout autre capteur. Nous étudions quatre zones qui sont *living_room*, *bedroom*, *bathroom*, et *kitchen*. La table 1 donne le nombre d'activations des capteurs de mouvement. La zone *living_room* est la plus utilisée

Zone	Nombre d'activations
living_room	359540
kitchen	208991
bedroom	109720
bathroom	10027

TAB. 1 – Nombre d'activations des capteurs de mouvement (Aruba 2010/11)

du logement. L'histogramme de la figure 1 illustre l'utilisation de la salle de séjour. La journée est découpée en huit tranches horaires de trois heures.

2.2 Détermination automatique des seuils de détection

L'approche choisie pour déterminer les seuils est atypique. En effet il est difficile d'obtenir une vérité terrain sur le comportement au quotidien d'une personne sans interférer sur ses ac-

2. <http://ailab.wsu.edu/casas/datasets/index.html>

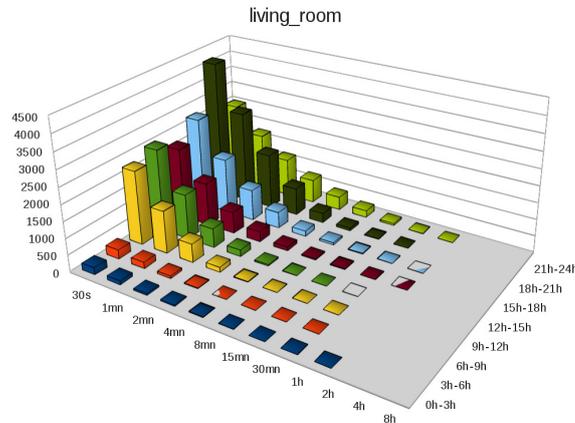


FIG. 1 – Histogramme des durées d’inactivité pour la zone living_room

plages	zones			
	living_room	bedroom	bathroom	kitchen
0h-3h	4h 0m 0s	8h 0m 0s	1h 0m 0s	1h 0m 0s
3h-6h	1h 0m 0s	4h 0m 0s	1h 0m 0s	1h 0m 0s
6h-9h	0h 15m 0s	2h 0m 0s	1h 0m 0s	1h 0m 0s
9h-12h	0h 8m 0s	0h 30m 0s	0h 30m 0s	0h 4m 0s
12h-15h	0h 15m 0s	0h 15m 0s	0h 15m 0s	0h 8m 0s
15h-18h	0h 30m 0s	0h 15m 0s	0h 15m 0s	0h 4m 0s
18h-21h	0h 15m 0s	0h 4m 0s	0h 4m 0s	0h 4m 0s
21h-24h	0h 30m 0s	4h 0m 0s	0h 8m 0s	0h 2m 0s

FIG. 2 – Carte synthétique des seuils calculés sur 28 jours d’analyse

tivités, et encore plus difficile d’obtenir des informations sur une véritable situation de danger, autrement que par la simulation. Nous avons donc basé notre apprentissage des seuils sur la seule vérité terrain disponible, c’est à dire sans exemple d’anomalies. Nous avons estimé quel pourrait être à priori le nombre maximum de faux positifs à partir duquel les seuils de détections devraient être calculés. L’apprentissage des seuils utilise les 28 premiers jours du *dataset*, la détection du nombre de dépassements des seuils est effectuée sur les 192 jours restants. Le seuil pour chaque zone et chaque tranche horaire est déterminé à partir de l’histogramme des durées d’inactivités, et il est tel que 99% des durées d’inactivité relevées sur la durée d’apprentissage lui soient inférieures. Le choix de 99% permet d’obtenir un nombre de fausses alarmes inférieur à une par jour en moyenne. Des essais avec différentes durées d’apprentissage (7 , 14, 21, 28 , 60, 90, et 120 jours) montrent que les taux de fausses détections diminuent avec la durée d’apprentissage. Cependant dans la pratique pour un système réel fonctionnant sur ce principe, Il faut réduire la durée d’apprentissage afin d’activer la détection d’anomalies.

La figure 2 présente les seuils calculés sur une période d’analyse de 28 jours. Les couleurs choisies (vert, jaune, rouge) illustrent la sensibilité du système et la potentialité d’une situation de danger non détectable. En vert sont représentés les seuils de durée d’inactivité inférieurs ou égaux à 30 minutes, en jaune les seuils égaux à 1 heure, et en rouge les seuils supérieurs ou égaux à 2 heures. On constate que cette carte des seuils est très informative, dans le sens où les

seuils calculés ont une grande variabilité en fonction de la plage horaire et de la zone, et qu'elle reflète la réalité des activités de la vie quotidienne. On remarque que certains seuils sont très élevés. En effet dans ces plages horaires il y a très peu d'activité dans les plages concernées, et les durées d'inactivité très longues ont beaucoup de poids sur le calcul du seuil.

3 Conclusion et perspective

Nous avons repris ici une méthode permettant de détecter une situation de danger en utilisant uniquement les informations provenant de capteurs de mouvement. Nous avons montré l'intérêt d'apprendre ces seuils en tenant compte des plages horaires et des zones dans lesquelles surviennent les différents événements des capteurs. Le résultat de nos expérimentations montre qu'un danger potentiel demeure dans certaines zones et à certains horaires. La précision peut être améliorée en prenant en compte la topologie du logement, afin d'éliminer tous les événements incohérents qui se succèdent dans des zones non connexes. La grande variabilité des seuils en fonction des plages horaires nécessite de prendre en compte de manière fine le nombre de déclenchements, car si ce nombre est faible, l'estimation d'une espérance est fortement biaisée. Concernant l'évolution du comportement au cours du temps, il semble nécessaire d'étudier par la suite l'évolution du modèle du comportement de la personne, à l'aide de *dataset* beaucoup plus longs, ou avec un système fonctionnant en situation réelle.

Références

- Botia, J. A., A. Villa, et J. Palma (2012). Ambient assisted living system for in-home monitoring of healthy independent elders. *Expert Systems with Applications* 39(9), 8136 – 8148.
- Cook, D. J. (2010). Learning Setting-Generalized activity models for smart spaces. *IEEE intelligent systems* (99).
- Cook, D. J., A. S. Crandall, B. L. Thomas, et N. C. Krishnan (2013). Casas : A smart home in a box. *Computer* 46(7), 62–69.
- Lustrek, M., B. Kaluza, B. Cvetkovic, E. Dovgan, H. Gjoreski, V. Mirchevska, et M. Gams (2012). Confidence : Ubiquitous care system to support independent living. In *ECAI*, Volume 242 of *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, pp. 1013–1014. IOS Press.
- Soulas, J., P. Lenca, et A. Thépaut (2013). Monitoring the habits of elderly people through data mining from home automation devices data. In *Progress in Artificial Intelligence*, Volume 8154 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 343–354. Springer Berlin Heidelberg.

Summary

In the next decades elderly care will become a major concern. The information technologies can improve the comfort and security of the dependent persons at home. In this paper we propose a method for dangerous situations detection based on automatic thresholding of the inactivity durations of passive infrared motion detectors. Our contribution consists in learning the thresholds automatically, depending on the occupied room and the daily hour. The method is evaluated on real data. It allows the emergency services to operate quicker.