



HAL
open science

Application des SVM à la classification des Activités de la Vie Quotidienne d'une personne à partir des capteurs d'un Habitat Intelligent pour la Santé

Anthony Fleury, Norbert Noury, Michel Vacher

► **To cite this version:**

Anthony Fleury, Norbert Noury, Michel Vacher. Application des SVM à la classification des Activités de la Vie Quotidienne d'une personne à partir des capteurs d'un Habitat Intelligent pour la Santé. SFC 2009, Sep 2009, Grenoble, France. pp. 33 - 36. hal-00422566

HAL Id: hal-00422566

<https://hal.science/hal-00422566>

Submitted on 7 Oct 2009

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.

Application des SVM à la classification des Activités de la Vie Quotidienne d'une personne à partir des capteurs d'un Habitat Intelligent pour la Santé

Anthony Fleury, Norbert Noury, Michel Vacher

- ¹ Laboratoire TIMC-IMAG, équipe AFIRM, UMR CNRS/UJF 5525
Faculté de Médecine de Grenoble bâtiment Jean Roget, 38706 La Tronche Cedex - France
fleury_anthony@hotmail.com, Norbert.Noury@imag.fr
- ² Laboratoire LIG, équipe GETALP, UMR CNRS/UJF/INPG 5217
220 rue de la chimie, BP 53, 38 041 Grenoble Cedex 9 - France
Michel.Vacher@imag.fr

RÉSUMÉ. Le vieillissement accéléré de la population ces dernières années met en exergue les problèmes liés à la perte d'autonomie des personnes âgées. Les Sciences de l'Information et de la Communication permettent d'entrevoir la possibilité d'une surveillance personnalisée à domicile pour les personnes âgées. Cet article présente le choix et la disposition d'un ensemble de capteurs dans un appartement, les paramètres extraits pour la classification et l'utilisation des SVM avec la méthode un-contre-tous pour classifier un ensemble de sept activités de la vie quotidienne. Des expérimentations ont été menées sur treize personnes afin de constituer une base d'apprentissage et de validation.

MOTS-CLÉS : SVM, Habitat Intelligent pour la Santé, Activités de la Vie Quotidienne

1. Introduction

L'âge moyen des populations des pays développés croît constamment ces dernières années. Les Nations-Unies prévoient que 22% des personnes seront âgées de plus de 65 ans d'ici à 2050. Pour s'adapter à cette nouvelle démographie, différents laboratoires de recherche travaillent sur l'étude des habitudes de vie de la personne afin de détecter des changements dans le comportement susceptible d'indiquer une situation à risque. Ainsi, le projet CARE [KRö 08] se base sur les Modèles de Markov Cachés avec de nombreux capteurs (localisation, température...) afin d'apprendre à reconnaître les activités « Aller aux toilettes » et « Sortir de l'appartement ». En Grande-Bretagne, [HON 08] utilise des tags RFID pour créer un modèle distinguant les activités de préparation d'une boisson chaude ou froide avec les activités d'hygiène en se basant sur la théorie de l'évidence (Dempster-Shafer). Les signatures électriques représentent une autre piste de recherche qui est actuellement explorée par les chercheurs [TSU 08, BER 08]. Nous présentons ici l'utilisation des SVM pour la classification de 7 activités de la vie quotidienne.

2. L'habitat Intelligent pour la Santé (HIS)

2.1. Équipement de l'habitat

L'ensemble de ces travaux se basent sur l'Habitat Intelligent pour la Santé installé à la faculté de Médecine de Grenoble. Cet habitat, présenté à la Figure 1, est un appartement de type F2 entièrement équipé et habitable, dans

lequel ont été placés un ensemble de capteurs reliés à une pièce technique (pour l'acquisition synchronisée de tous les capteurs).

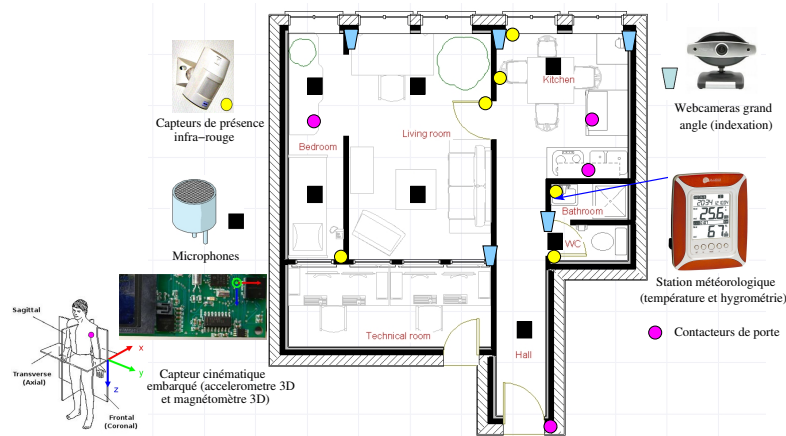


FIGURE 1. Plan et équipement de l'Habitat Intelligent pour la Santé du laboratoire TIMC-IMAG à la faculté de médecine de Grenoble

Parmi les capteurs présents, se trouvent tout d'abord des détecteurs infra-rouges, utilisés pour la localisation de la personne. Ils sont disposés de manière à couvrir des endroits correspondant à des tâches précises (le canapé, le lit, la table de la cuisine...). Chaque détection de mouvement dans le cône du capteur envoie un signal et l'heure de la détection ainsi que le capteur l'ayant réalisée sont conservés dans une base de données. Viennent ensuite les sept microphones, installés dans le plafond et répartis dans l'appartement. Ils sont connectés à un système de reconnaissance de la parole et de classification des sons développé par le Laboratoire d'Informatique de Grenoble (équipe GETALP). Ce système est responsable d'abord de la détection d'un son sur les différents microphones, en calculant un « bruit de fond » sur chacun d'entre eux et en utilisant un seuil adaptatif pour détecter le début et la fin de l'occurrence d'un son. Des modèles à base de Mixtures de Gaussiennes calculent la probabilité d'appartenance aux sons de la vie courante ou à la parole. Lorsque la probabilité la plus haute est la parole, le son est transféré à une application de reconnaissance automatique de la parole dont les modèles (acoustique et de langage) ont été adaptés pour la langue française. Pour un son de la vie courante, un autre ensemble de GMM va le classer dans l'une des 8 classes (bruit de pas, claquement de porte, son de serrure, son de vaisselle, cri, chute d'objet, sonnerie de téléphone et bri de verre). Un tri des détections simultanées pour prendre la décision la plus probable (en considérant le rapport signal sur bruit des différents microphones) donne la décision finale. L'habitat est également équipé d'une station météorologique donnant des indications sur la température et l'hygrométrie, placée dans la salle de bain et de contacteurs de porte sur la commode, le réfrigérateur et le placard de la cuisine pour détecter l'utilisation de ces commodités. Enfin, le dernier capteur est embarqué sur la personne. Développé par l'équipe AFIRM, il se base sur des accéléromètres et des magnétomètres pour détecter les transferts posturaux et les périodes de marche. Ces capteurs ont été testés individuellement dans différentes études du laboratoire. Enfin, des caméras sont présentes pour filmer l'appartement. Elles ne sont utilisées uniquement pour l'indexation des activités réalisées.

2.2. Sélection des paramètres

À partir d'analyses en composantes principales sur des données issues d'expérimentations préliminaires, nous avons déterminé les paramètres pertinents pouvant être extraits de chacune de ces mesures afin de classifier les activités de la vie quotidienne. Ces paramètres ont été choisis pour une bonne reproductibilité intra-classe et la meilleure différenciation inter-classe ainsi qu'une redondance faible. Le tableau 1 liste ces paramètres et montre des exemples d'informations apportées par celui-ci pour la classification de différentes activités.

TABLE 1. Paramètres retenus pour les différentes modalités

Modalité	Paramètres retenus	Exemple d'informations
Actimétrie	Pourcentage de temps des différentes postures (assis, debout, couché) et de marche	Couché pendant l'activité dormir, marche puis s'asseoir pour repos et repas...
Microphones	Nombre d'évènements par classes et par microphones	Communication (sonnerie de téléphone et parole), repas (son de vaisselle), repos (TV ou radio dans le salon)
Détecteurs infra-rouges	Pourcentage de temps par pièce et nombre d'évènements par détecteur	Repas (cuisine), hygiène (salle de bain)...
Contacteurs de porte	Pourcentage de temps « ouvert » et position la plus présente dans la fenêtre	Repas (utilisation du réfrigérateur et du placard), habillage (commode).
Environnement	Mesure différentielle (15 dernières minutes) température et hygrométrie	Hygiène (utilisation de la douche)

3. Resultats et conclusions

3.1. Protocole experimental pour l'acquisition de données réelles

Afin de construire une base d'apprentissage et de tester et valider les algorithmes, nous avons mené une campagne d'expérimentations permettant l'acquisition de données réelles incluant la mesure sur 13 personnes jeunes et en bonne santé (6 femmes, 7 hommes, moyenne d'âge 30 ans). La collecte des données a duré au minimum 23 minutes et au maximum 1h35 en fonction de la personne. La personne visitait l'appartement (pour s'y sentir à l'aise et connaître la place des différents éléments) puis s'y retrouvait seule pendant le temps désiré, avec comme seule consigne de réaliser au moins une fois chacune des sept activités. Elle n'avait de consigne ni sur l'ordre ni sur la manière de réaliser l'activité. Les éléments nécessaires (nourriture, TV, téléphone...) étaient à disposition.

3.2. Mise en forme des données et validation

Afin d'objectiver à terme des scores tels que la grille ADL, les activités ont été choisies par rapport à celles décrites dans celles-ci. L'apprentissage permettra de différencier les activités suivantes : repos, détente, prise d'un repas, hygiène, élimination, communication avec l'extérieur et habillage/déshabillage. Ces activités ont été découpées en fenêtres temporelles de 3 minutes (temps moyen de la plus courte activité) pour lesquels les paramètres sont calculés. Les SVM sont utilisés avec la méthode « un-contre-tous » associée à un vote majoritaire. Ce classifieur a été choisi tout d'abord pour sa bonne capacité de généralisation dans de nombreux problèmes[BUR 98] mais aussi pour ses bons résultats sur des ensembles de données d'apprentissage de petite taille (contrairement aux réseaux de neurones qui demandent des bases de données plus importantes). Les noyaux gaussiens et polynômiaux ont été comparés (avec optimisation des hyper-paramètres). L'ensemble a été implémenté sous MatlabTM. Les données ont été normalisées, en considérant la base d'apprentissage et en donnant à chaque dimension une moyenne nulle et un écart type de 1. Les données de normalisation sont ensuite utilisées pour la donnée de test. Des caméras vidéos permettaient l'indexation de l'ensemble des expérimentations. Pour des raisons évidentes de vie privée, toilettes et salle de bain n'étaient pas filmés mais la position de la porte permettait de connaître l'action en cours. Les données, synchronisées entre elles, ont été indexées afin de créer un ensemble de fenêtres temporelles de trois minutes étiquetées et disponibles pour l'apprentissage. La validation croisée s'est faite par la méthode du « leave-one-out » du fait du faible nombre de fenêtres. Le tableau 2 montre la composition de la base d'apprentissage.

3.3. Résultats et conclusions

Le tableau 2 montre les résultats sur les deux types de noyaux détaillés pour l'ensemble des classes. Comme nous pouvons le noter, les résultats sont encourageants surtout étant donné le faible nombre de données d'apprentissage mais il y a de grandes disparités entre les classes. Ceci s'explique par le déséquilibre entre les différentes bases d'apprentissage qui va engendrer une distorsion des SVM. Globalement, les résultats atteints avec un noyau gaussien sont meilleurs qu'avec un noyau polynomial. Les hyper-paramètres ont à chaque fois été optimisés.

TABLE 2. Répartition des différentes classes dans la base d'apprentissage et résultats de la classification par les sépareurs à vaste marge avec un noyau Polynômial et un noyau Gaussien

Classe	Base d'apprentissage		Taux de classification correcte	
	Taille de la base	Pourcentage	Noyau Polynômial	Noyau Gaussien
Repos	49	19,4%	77,55%	93,87%
Détente	75	29,7%	76,71%	78,08%
Habillage	16	6,3%	56,25%	75,00%
Repas	45	17,8%	84,44%	97,78%
Élimination	16	6,3%	68,75%	93,75%
Hygiène	14	5,5%	50,00%	64,28%
Communication	17	6,7%	89,47%	89,47%
Total	252	100%	75,86%	86,21%

Ces premiers résultats sont encourageants sur la méthode utilisée et les capteurs présents. Des travaux sur la pertinence de chaque variable et des différents capteurs en considérant cette base d'activités sont en cours. De futurs travaux viendront confirmer ces résultats à l'aide de l'acquisition de nouvelles données. Notamment, il y a plusieurs points encore en suspens après ces travaux. Le premier est de savoir le comportement avec une plus grande base, plus équilibrée et plus représentative. Le second serait de travailler sur l'ajout d'une classe décrivant les transitions entre deux activités. Notre classifieur agit, pour l'instant, sur des fenêtres temporelles de 3 minutes sans tenir compte des fenêtres précédentes et suivantes. Pour implémenter ceci hors du cas de données indexées (et donc découpées correctement), nous nous retrouverons avec des fenêtres qui ont une partie de la fin d'une activité et du début d'une autre. Le classifieur dans ce cas réagira d'une manière imprévisible. Il serait donc intéressant d'ajouter cette nouvelle classe. Nous pourrions également intégrer des connaissances *a priori*. En effet, la localisation va restreindre les activités possible et l'heure de la journée va nous donner une indication sur l'activité qui peut être réalisée. Nous avons travaillé ici sur de la classification automatique ne prenant en compte aucune donnée *a priori* mais nous pourrions améliorer les résultats en ajoutant ces connaissances.

4. Bibliographie

- [BER 08] BERENQUER M., GIORDANI M., GIRAUD-BY F., NOURY N., Automatic detection of Activities of Daily Living from Detecting and Classifying Electrical Events on the Residential Power Line, *HealthCom'08 - 10th IEEE Intl. Conf. on e-Health Networking, Applications and Service*, 2008.
- [BUR 98] BURGESS C. J. C., A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition, *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 2, n° 2, 1998, p. 121-167.
- [HON 08] HONG X., NUGENT C., MULVENNA M., MCCLEAN S., SCOTNEY B., Evidential fusion of sensor data for activity recognition in smart homes, *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 5, n° 3, 2008, p. 1-17.
- [KRö 08] KRÖSE B., VAN KASTEREN T., GIBSON C., VAN DEN DOOL T., CARE : Context Awareness in Residences for Elderly, *International Conference of the International Society for Gerontechnology*, Pisa, Tuscany, Italy, June 4-7 2008.
- [TSU 08] TSUKAMOTO S., HOSHINO H., TAMURA T., Study on Indoor Activity Monitoring by using Electric Field Sensor, *International Conference of the International Society for Gerontechnology*, Pisa, Tuscany, Italy, June 4-7 2008.