

Identification collaborative d'activités dans une zone habitée

Amine Awada*^{1, 2, 3}, Patrick Reignier¹, Stéphane Ploix², Mireille Jacomino², El Abed El Safadi⁴

¹ Univ. Grenoble Alpes, CNRS, LIG, 38000 Grenoble

² Univ. Grenoble Alpes, CNRS, G-SCOP, 38000 Grenoble

³ Allied Engineering Group, Liban

⁴ Université Libanaise, Liban

*amine_awada_1@hotmail.com

RESUME. De nos jours, un nombre significatif de pays se dirige vers un monde écologique impliquant la réduction du gaspillage, le recyclage, l'utilisation des énergies renouvelables, etc. Un secteur important dans cet écosystème est celui du résidentiel. Les bâtiments étant de plus en plus performants, la consommation énergétique est fortement liée aux activités des occupants. Le gaspillage peut provenir d'un comportement inadapté. L'objectif de cette étude est de rendre saillant les activités des occupants. Pour cela, nous proposons un nouveau système interactif pour l'identification collaborative (de type homme-machine) des activités humaines répondant à des contraintes comme la préservation de l'intimité, la prise en compte de la diversité des habitats, les différents profils des occupants et la différence de perception entre un homme et une machine.

MOTS-CLÉS : Représentation, Coopération, Activités.

ABSTRACT. Nowadays, a significant number of countries are moving towards an ecological world involving the reduction of waste, recycling, the use of renewable energy, etc. An important sector in this ecosystem is the residential sector. As buildings are more and more efficient, energy consumption is strongly linked to the activities of the occupants. Wastage can come from inappropriate behavior. The objective of this study is to highlight the activities of the occupants. For this, we are proposing a new interactive system for the collaborative identification (of type human-machine) of human activities responding to constraints such as the preservation of privacy, taking into account the diversity of habitats, the different profiles of occupants and the difference in perception between a man and a machine.

KEYWORDS : Representation, Cooperation, Activity.

1. Introduction

De nos jours, les bâtiments deviennent de plus en plus performants d'un point de vue énergétique sous la pression des réglementations imposées par les gouvernements au secteur du bâtiment notamment. Malgré ces nouvelles normes qui rendent les bâtiments neufs plus efficaces, ce secteur représente toujours un poste important de consommation d'énergie électrique (le secteur résidentiel, par exemple, a consommé 33% de l'électricité en France en 2017 [EDF]). Le gaspillage d'énergie lié au comportement des occupants contribue à ce taux élevé de consommation, même si les lieux ne sont pas occupés, par exemple sortir sans éteindre les lampes (plus de 50% de l'énergie est consommée dans les périodes où les locaux ne sont pas occupés [Masoso et Grobler 2010]). Ce pourcentage pourrait croître car plus l'efficacité des bâtiments augmente, plus la consommation devient sensible aux pratiques des usagers.

Pour limiter l'impact négatif de l'occupant sur les performances énergétiques du bâtiment, il est nécessaire de l'aider à identifier et comprendre cet impact qui est parfois lié à des comportements routiniers et fondés sur des croyances non-fondées sans chercher à être normatif pour préserver la liberté de chacun.

La connaissance des activités réelles des usagers dans une zone de vie peut être mise à profit pour conseiller l'utilisateur dans sa vie quotidienne mais également pour éclairer les décisions lors de la

renovation d'un bâtiment. Dans ce contexte, l'identification des activités des occupants en regard des données issues de capteurs est un élément central.

Plusieurs travaux de recherches dans la littérature s'intéressent à ce sujet. La plupart se basent sur l'apprentissage supervisé, ce qui demande un effort très important de labélisation de l'ensemble des données collectées. Cette tâche difficile pour les occupants faite d'habitude par des experts à partir de captures vidéo affectant la vie privée. En plus, la variété des logements, le type et le nombre de capteurs et la description par les utilisateurs de leurs actions qui est propre à chaque personne sont toutes des contraintes principales pour la détection des activités.

Pour répondre à ce compromis entre une trop grande sollicitation de l'utilisateur et captation d'informations intrusives, le travail présenté ici propose un système interactif non-intrusif qui a pour but d'estimer les activités des occupants en se basant sur un principe de co-définition d'activités.

Le système proposé collecte des données perçues par des capteurs peu intrusifs, les traite pour extraire des (variables) caractéristiques qui vont être utilisées pour la construction d'une représentation des activités. Les occupants sont interrogés pour identifier les activités qui correspondent à ces représentations. Dans cette étude, aucune relation entre capteurs, lieux et activités n'est définie a priori. Les activités sont apprises in-situ. De surcroît, le système va s'appuyer sur la connaissance apprise pour faire un alignement sémantique entre sa propre perception et celle de l'utilisateur afin que le système et l'utilisateur perçoivent bien la même chose.

L'approche proposée est centrée sur l'alignement des perceptions entre l'utilisateur et le système. Lorsque les perceptions ne sont pas alignées, le système peut percevoir de manière identique (à travers ses variables caractéristique) deux situations correspondant à des activités différentes du point de vue de l'utilisateur. Deux voies de traitement de ces confusions sont étudiées :

- Ajustement de la perception du système par la modification des paramètres des variables caractéristiques générées
- Ajustement par l'occupant de la labellisation en créant des activités de plus haut niveau englobant les activités perçues de manière identique par le système, ou en corrigeant les labels erronés

2. État De l'Art

La détection des activités humaines est un domaine étudié par la communauté scientifique depuis longtemps en raison de son importance pour d'autres domaines tels que la médecine, l'interaction homme-machine, etc.

Un grand nombre d'approches se basent sur l'utilisation de caméras et sur l'analyse du contenu des images ou vidéo [Vrigkas et al. 2015]. Ces méthodes sont intrusives alors que les occupants ont naturellement tendance à vouloir préserver leur vie privée [Singh et al. 2018]. Par contre, selon [Singh et al. 2018] [Demiris et al. 2004] [Steele et al. 2009], les gens (principalement les personnes âgées) ont une bonne attitude envers les technologies des maisons intelligentes et les capteurs peu intrusifs associés.

D'autres approches [Yin et al. 2015] [Choudhury et al. 2008] [Ravi et al. 2005] [Gu et al. 2009] étudient la reconnaissance d'activités en utilisant les capteurs des téléphones mobiles ou d'autres capteurs portables. Ces méthodes sont intéressantes car, de nos jours, les téléphones portables (les smartphones) peuvent fournir de nombreuses données à travers leurs capteurs et disposent d'une grande

capacité de traitement. Mais, il est en revanche nécessaire que les utilisateurs les portent en permanence, ce qui n'est pas réaliste dans le cadre d'un contexte d'habitat.

Dans le contexte des capteurs non-intrusifs installés dans les zones habités, les auteurs dans [Hoque et Stankovic 2012], discutent les différentes études réalisées dans le domaine et concluent que:

- Le transfert de connaissance (acquis par le système) d'une zone à une autre est difficile vue la différence de lieux et de profils des occupants
- Les algorithmes se basant sur l'apprentissage supervisé ont besoin d'un grand nombre de labels.
- Les algorithmes se basant sur l'apprentissage non supervisé ont besoin d'extraire des modèles d'activité à partir des définitions du web ou dépendent de connaissances de type normatif sur les activités et l'environnement.
- Les algorithmes utilisant un compromis entre les deux dernières exigent plusieurs retours d'information de l'occupant.

3. Principe de Co-Définition

Nous nous intéressons dans cette étude à la co-définition d'activités des occupants. Une activité est définie comme un état caractérisé par : un créneau horaire, une zone, des occupants impliqués et un label/étiquette (représentant une description d'une activité humaine).

Nous ne considérons dans cette étude que les activités ayant un impact pouvant être détecté par les capteurs faiblement intrusifs que nous installons dans l'environnement (ouverture de porte, augmentation de la température ou du CO₂, etc...). Nous associerons donc la notion d'activité à l'état du lieu dans lequel elle se déroule. Cela a néanmoins pour conséquence que plusieurs activités simultanées conduisant à un même état du point de vue des capteurs ne pourront pas être dissociées.

La co-définition des activités est le principe fondateur du travail présenté. Cette co-définition se base sur l'échange d'information entre l'occupant et le système afin de construire une perception commune de l'état.

Dans un premier temps, le système n'a aucune idée de ce que sont les activités des occupants. Il produit sa propre perception de celles-ci en extrayant des caractéristiques (features) des données capteurs et en groupant ces caractéristiques selon leurs similarités (classification). Les groupements ainsi produits correspondent aux activités du point de vue système mais n'ont que peu de chance de correspondre aux activités perçues par l'occupant. Se basant sur cette première définition, le système est en mesure de présenter à l'occupant un découpage de la journée en intervalles de temps correspondant aux activités telles qu'il les identifie (sans être en mesure pour l'instant de les nommer). L'occupant peut alors, en fonction de ses souvenirs de la journée, s'appuyer sur cette première suggestion pour modifier quelques-uns de ces intervalles, si nécessaire, et leur attribuer une étiquette correspondant à sa propre sémantique. Le système peut maintenant nommer un ensemble de données perçues et utiliser cette nouvelle connaissance pour suggérer (par classification discriminative de préférence afin de favoriser la généralisation) les autres périodes de la journée n'ayant pas bénéficié d'un retour. Se met alors en place au fil des jours la boucle de co-construction : le système utilise les corrections et labels fournis par l'utilisateur pour adapter l'extraction de caractéristiques et améliorer la classification (modification de sa perception), permettant de nouvelles suggestions et donc de nouvelles corrections par l'occupant

conduisant dans l'idéal au fil des jours et des interactions à un alignement des perceptions système et occupant des activités, le sens de celles-ci étant fourni par l'occupant à travers les labels.

Cette boucle de co-construction telle que nous la proposons repose sur un cycle de suggestions par le système et de correction et ajout d'informations par l'occupant. Les corrections de l'occupant correspondent à des erreurs de reconnaissance d'activité par le système (extraction de caractéristiques + classification). On parle dans ce cas de confusion. Nous définissons une confusion comme la différence de perception entre le système et l'occupant. Deux cas se présentent (figure 1) :

- il y a un non alignement entre le découpage de la journée en intervalles temporels proposés par le système et les horaires de chaque activité proposés par l'occupant,
- deux activités différentes pour l'occupant sont perçues comme une activité unique par le système

Ce problème de confusion nécessite la mise en œuvre d'un processus d'« alignement des perceptions ».

3.1. Alignement des perceptions

L'alignement des perceptions se compose de deux mécanismes conjoints :

- alignement du côté de l'occupant
- alignement du côté du système

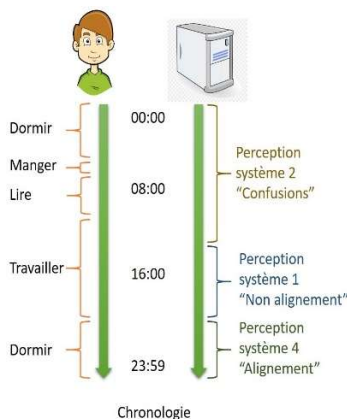


Figure 1 : Différences de perceptions.

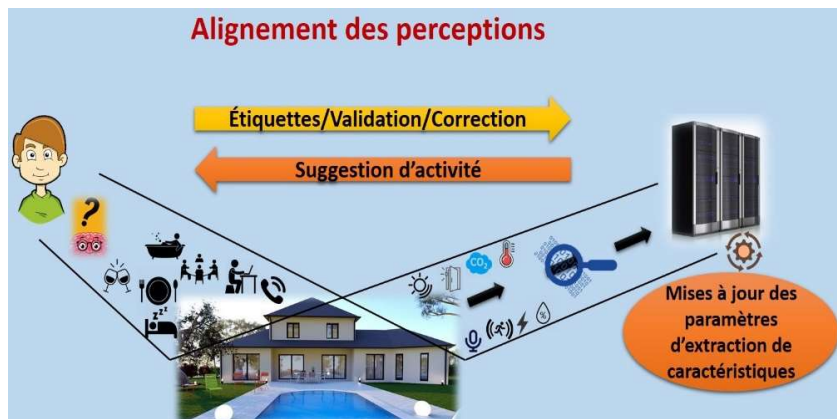


Figure 2 : Alignement des perceptions - interaction homme-machine.

Comme le montre la figure 2, le processus d'alignement des perceptions est un ensemble d'étapes complémentaires. Au début et à la première utilisation, un grand nombre de caractéristiques doivent être proposées par le système. L'occupant doit de son côté fournir une labellisation complète ou partielle des connaissances initiales. Vient ensuite une boucle qui a pour but de générer l'estimation d'activités la plus proche de la perception des occupants.

3.1.1. Alignement des perceptions côté occupant

Dans cette partie le système se réfère aux données déjà libellées par l'occupant afin de l'aider dans la correction de ses propres labels (l'occupant peut se tromper en introduisant ses labels ou être trop précis à un niveau de discrimination que le système ne pourra pas atteindre).

Ce processus se fait en deux temps :

- Validation/correction des activités identifiées par l’occupant : l’occupant revoit la liste des confusions et valide s’il est sûr de ses labels ou corrige en cas d’erreur de sa part.

- Activité englobante : Si la confusion persiste et dans le cas où le système ne peut pas ajuster sa propre perception afin de l’aligner avec celle de l’occupant (partie suivante) le système propose à l’occupant d’introduire une activité englobante représentant l’ensemble des activités présentant une confusion (le cas de l’activité manger qui peut remplacer dîner et déjeuner).

3.1.2. Alignement des perceptions côté système

En cas de persistance des confusions après correction de l’occupant, le système procède à l’ajustement de sa perception afin d’essayer de l’aligner le mieux possible avec celle de l’occupant.

Ce processus se déroule en trois étapes :

- Ajuster ou changer les mécanismes d’extraction des caractéristiques des données issues des capteurs à partir desquelles le système identifie les activités. Précisons que les caractéristiques d’entrées ne sont calculées uniquement à partir de la valeur numérique instantanée issues des capteurs mais peuvent intégrer une succession temporelle de ces données (dérivée, moyenne, pente, etc...)

- Ajuster les paramètres des mécanismes d’extraction des caractéristiques : dans cette phase, le système essaye d’ajuster sa perception en changeant la façon avec laquelle il perçoit les caractéristiques d’entrée sans appliquer aucun changement à la liste des caractéristiques elles-mêmes.

- Détection des erreurs possibles de labellisation par l’utilisateur : en se référant aux données pré-appriées (calculer par exemple le pourcentage d’existence d’un label par rapport à un autre selon la similarité des données), le système essaye lui-même de détecter les labels qui peuvent présenter des erreurs.

4. Système proposé

Dans cette étude, le système proposé (figure 3) s’appuie sur des données brutes d’entrées provenant de capteurs non intrusifs sous la forme de séries temporelles de données. Notre système comporte trois parties : un extracteur et sélecteur de caractéristiques, un classificateur et un processeur de résolution de confusions qui comprend :

- une présentation des données et rétroaction des occupants
- un traitement par algorithme génétique (modification des paramètres de l’extracteur de caractéristiques)

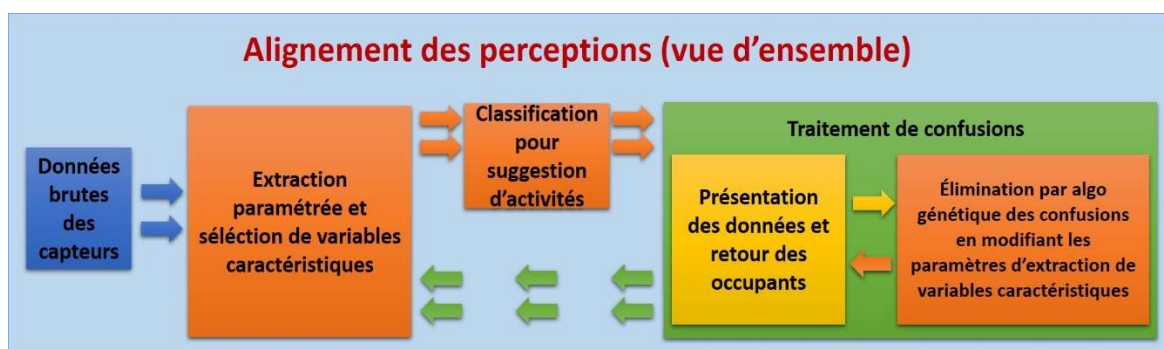


Figure 3 : Alignement des perceptions - vue technique.

4.1. Générateur et sélecteur de caractéristiques

Les séries temporelles d'entrées dépendent du nombre de capteurs, celles-ci peuvent être plus ou moins pertinentes pour la détection de certaines activités humaines. C'est en appliquant certaines formules mathématiques (comme la pente) aux séries originales, qu'on peut générer de nouvelles caractéristiques plus informatives. Ce qui traduit le rôle du générateur de caractéristiques.

4.2. Classificateur

Le classificateur est la partie du système qui permet de réduire la charge d'étiquetage. Le classificateur s'appuie sur les retours de l'utilisateur pour proposer des étiquettes sur les caractéristiques non encore labellisées par l'occupant.

4.3. Traitement des confusions

Le traitement des confusions est un ensemble d'algorithmes qui ont pour but après retour de l'utilisateur de réduire les écarts de perception entre l'occupant et la perception du système donnée par le classificateur.

Le système essaie de résoudre lui-même les confusions non pas en modifiant la labellisation des caractéristiques d'entrée mais en modifiant les paramètres des mécanismes d'extraction des caractéristiques à partir de données brutes.

Prenons l'exemple figure 5. Trois données d'entrée sont sélectionnées : la consommation d'énergie électrique (CE), la pression acoustique (PA) et la détection de mouvements (M).

Les caractéristiques issues de ces données sont générées en discrétisant les données brutes provenant des capteurs correspondants selon cinq niveaux « Very Low », « Low », « Medium », « High » et « Very High » notés $VL(\theta)$, $L(\theta)$, $M(\theta)$, $H(\theta)$ et $VH(\theta)$ (θ est un vecteur de paramètres représentant la largeur des niveaux).

Chaque niveau correspond au départ à un cinquième de la plage des données brutes d'origine. Les confusions, comme le montre la figure 4, se produisent lorsqu'une valeur combinée des trois caractéristiques (appelée dans ce cas « Mot ») est associée à deux activités.

Le mot LHM est représentatif de deux activités (figure 4) : Travail et Pause. L'objectif du système est de résoudre cette confusion en ajustant les paramètres de discrétisation utilisés pour générer LHM, en affectant différentes plages de données pour la valeur Low de consommation d'énergie électrique, la valeur High de la pression acoustique et la valeur Medium de la détection de mouvement. On peut voir dans la figure 5 l'évolution du traitement des données qui a permis de générer de nouvelles caractéristiques capables de résoudre la confusion prise en exemple. On peut observer que la valeur Low de la consommation d'énergie électrique a une plage plus grande qu'un cinquième de la plage totale, les valeurs High et Medium correspondent après traitement à des intervalles de valeur plus petits. De cette façon, le système a éliminé la confusion entre sa propre perception et la perception de l'occupant.

5. Environnement d'étude

Nous avons appliqué ce dispositif de co-définition d'activités à un bureau équipé de plusieurs capteurs comme les capteurs de concentration de CO₂, de consommation électrique, de son, de mouvement, d'humidité, de température. A partir des données de ces capteurs, nous générons plusieurs séries temporelles contenant des données dans des intervalles de temps prédéfinis synchrones de 30

minutes. Pour l'identification des activités par l'occupant nous lui soumettons une liste d'activités : Non Occupé, Occupé, Travailler, Réunion, Réunion en ligne, Discussion, Appel Téléphonique, Pause-Café, Pause Déjeuner.

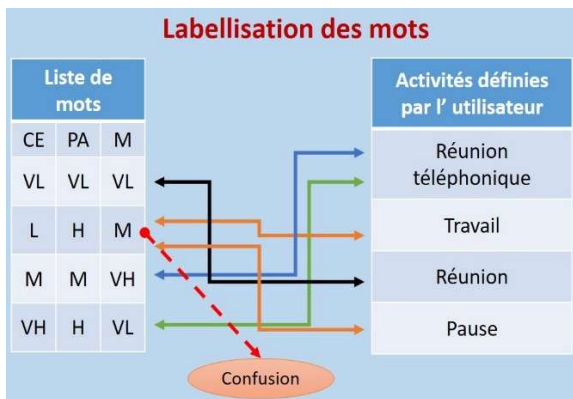


Figure 4 : Labellisation et confusions.

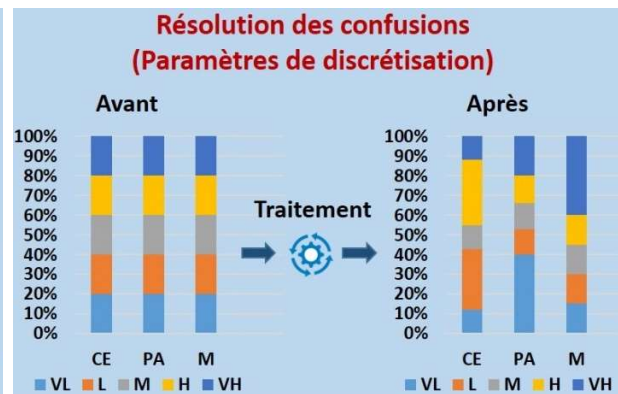


Figure 5 : Mise à jour des paramètres de générations des caractéristiques.

6. Tests et résultats préliminaires

Nous avons choisi de tester plusieurs fonctions d'optimisation dans l'algorithme génétique qui permet de résoudre les confusions par l'adaptation des paramètres des caractéristiques. La fonction de réduction des confusions a pour objectif unique de réduire les confusions sans contrainte particulière. Afin de ne pas perturber l'occupant nous avons également implanté une fonction qui réduit les confusions en minimisant le nombre de mots qui diffèrent entre les caractéristiques initiales et les caractéristiques optimisées (stabilité de la représentation de la perception). Une autre fonction d'optimisation testée a pour objectif de préserver au maximum les caractéristiques originales et une dernière fonction multicritère regroupant les deux précédentes.

On a utilisé la librairie « `scipy.optimize.differential_evolution` » pour le traitement génétique en se limitant à 1000 générations et une population de 15.

Le processus de traitement des confusions a permis dans tous les cas de résoudre toutes les confusions sur une journée. Sur une durée de 5 jours, la résolution des confusions devient plus difficile mais aboutit à un changement de paramètres (par la suite de perception système) qui facilite le processus de correction par l'utilisateur. Aucun test n'a dépassé 400 secondes pour le traitement d'une journée. Le traitement de 5 jours cumulés n'excède pas 1000 secondes.

Des calculs complémentaires peuvent être faits comme le nombre total d'occurrence d'un mot et l'intensité de confusion de chaque mot (le nombre d'activités représenté par un même mot) pour être utilisés dans la partie correction. Le traitement génétique, s'il n'a pas été capable de résoudre toutes les confusions, il restructure les données pour réduire la phase de correction par l'utilisateur.

7. CONCLUSION

Dans cette étude, nous avons présenté notre système interactif pour l'identification collaborative des activités humaines dans une zone habitée et les différentes parties qui le constituent. Nous avons testé la partie du système responsable de la résolution des confusions en utilisant un algorithme génétique, les

résultats montrent que le système, en changeant les paramètres des générateurs de caractéristiques est capable de résoudre toutes les confusions ou de restructurer les données afin d'assister les autres parties du système à résoudre les confusions.

Dans les prochaines études, nous allons étudier en détails en quoi l'efficacité de la restructuration des données permet de réduire la charge de correction auprès de l'occupant et les avantages des fonctions de préservation des mots et intervalles dans ce contexte.

Remerciement : Ce travail bénéficie du soutien de l'entreprise "Allied Engineering Group" (AEG). Ce travail bénéficie du soutien du programme d'"Investissements d'avenir" (ANR-15-IDEX-02) IDEX/CDP Eco-SESA et du Pack Ambition Recherche de la Région Auvergne-Rhône-Alpes, référence P089O002 projet EXPESIGNO.

8. BIBLIOGRAPHIE

- Yin, Xizhe, Weiming Shen, Jagath Samarabandu, and Xianbin Wang. "Human activity detection based on multiple smart phone sensors and machine learning algorithms." In *2015 IEEE 19th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*, pp. 582-587. IEEE, 2015.
- Choudhury, Tanzeem, Gaetano Borriello, Sunny Consolvo, Dirk Haehnel, Beverly Harrison, Bruce Hemingway, Jeffrey Hightower et al. "The mobile sensing platform: An embedded activity recognition system." *IEEE Pervasive Computing* 7, no. 2 (2008): 32-41.
- Ravi, Nishkam, Nikhil Dandekar, Preetham Mysore, and Michael L. Littman. "Activity recognition from accelerometer data." In *Aaai*, vol. 5, no. 2005, pp. 1541-1546. 2005.
- Gu, Tao, Zhanqing Wu, Liang Wang, Xianping Tao, and Jian Lu. "Mining emerging patterns for recognizing activities of multiple users in pervasive computing." In *2009 6th Annual International Mobile and Ubiquitous Systems: Networking & Services, MobiQuitous*, pp. 1-10. IEEE, 2009.
- Vrigkas, Michalis, Christophoros Nikou, and Ioannis A. Kakadiaris. "A review of human activity recognition methods." *Frontiers in Robotics and AI* 2 (2015): 28.
- Singh, Deepika, Ismini Psychoula, Johannes Kropf, Sten Hanke, and Andreas Holzinger. "Users' perceptions and attitudes towards smart home technologies." In *International Conference on Smart Homes and Health Telematics*, pp. 203-214. Springer, Cham, 2018.
- Demiris, George, Marilyn J. Rantz, Myra A. Aud, Karen D. Marek, Harry W. Tyrer, Marjorie Skubic, and Ali A. Hussam. "Older adults' attitudes towards and perceptions of 'smart home' technologies: a pilot study." *Medical informatics and the Internet in medicine* 29, no. 2 (2004): 87-94.
- Steele, Robert, Amanda Lo, Chris Secombe, and Yuk Kuen Wong. "Elderly persons' perception and acceptance of using wireless sensor networks to assist healthcare." *International journal of medical informatics* 78, no. 12 (2009): 788-801.
- Hoque, Enamul, and John Stankovic. "AALO: Activity recognition in smart homes using Active Learning in the presence of Overlapped activities." In *2012 6th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth) and Workshops*, pp. 139-146. IEEE, 2012.
- <https://www.edf.fr/groupe-edf/espaces-dedies/l-energie-de-a-a-z/tout-sur-l-energie/le-developpement-durable/la-consommation-d-electricite-en-chiffres>
- Masoso, O. T., and Louis Johannes Grobler. "The dark side of occupants' behaviour on building energy use." *Energy and buildings* 42, no. 2 (2010): 173-177.