HAL open science

Apprentissage interactif et coopératif pour l'expérimentation de son chezsoi

Estefania Alvarez del Castillo Cardoso, Manar Amayri, Stéphane Ploix, Patrick Reignier

To cite this version:

Estefania Alvarez del Castillo Cardoso, Manar Amayri, Stéphane Ploix, Patrick Reignier. Apprentissage interactif et coopératif pour l'expérimentation de son chezsoi. IBPSA France 2022- International Building Performance Simulation Association, May 2022, Châlons en Champagne, France. hal-03714506

HAL Id: hal-03714506

https://hal.science/hal-03714506v1

Submitted on 5 Jul 2022

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.

Apprentissage interactif et coopératif pour l'expérimentation de son chez-soi

Estefania Alvarez del Castillo Cardoso *[1,2], Manar Amayri [1], Stephane Ploix[1], Patrick Reignier[2].

[1] *Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, G-SCOP, 38000 Grenoble, France*
[2] *Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, LIG, 38000 Grenoble, France*
* *estefania.alvarez-del-castillo-cardoso@grenoble-inp.org*

RESUME. Les bâtiments à haute efficacité énergétique, la consommation devient très sensible au comportement des occupants. De nombreux systèmes de modélisation du comportement humain ont été conçus pour aider les occupants à réduire leur consommation d'énergie. Dans cet article, il est utilisé un système basé sur l'apprentissage interactif et coopératif pour la reconnaissance des activités et des occupations, en ajoutant une nouvelle caractéristique. Cela permet au système reconnaître le comportement de occupants dans les scénarios multiples et complexes des bâtiments résidentiels. Les occupants pourront ainsi obtenir des réponses aux questions qui sont liées à leur impact sur leur consommation d'énergie et sur le confort en créant des "expériences". Ces dernières consistent en la liberté de sélection des capteurs et de l'impact de l'activité à analyser par le système.

MOTS-CLÉS : Apprentissage interactif, apprentissage coopératif, comportement humain.

ABSTRACT.

Residential buildings contribute to the global greenhouse gas (GHG's) emissions. Besides in current energy efficient buildings, the energy consumption becomes very sensitive to the occupants behaviour. Multiple systems of human behaviour modelling have been designed, to help occupants to reduce their energy consumption. In this paper it is used a system which is based on interactive and cooperative learning for activity and occupancy recognition; adding a new characteristic. The added property allows the system to use detailed and accurate information to model human behavior in the different, complex and multiple scenarios of the residential buildings. Besides, the occupants are able to answer questions of their interest that are related to their energy consumption and comfort impact by creating what in this project are called "experiments". The latter consist on the freedom of sensors selection and activity impact to be analyzed by the system.

KEYWORDS : Interactive Learning, Cooperative Learning, Human behavior.

INTRODUCTION

La consommation d'énergie est responsable de plus de 80% des gaz à effet de serre (GES) mondiaux. En Europe, les bâtiments résidentiels sont responsables de plus de 36% de toutes les émissions en 2018 (Directive (EU) 2018/844). Il est nécessaire de réduire leur consommation. Il a été observé que les bâtiments actuels à faible consommation d'énergie sont sensibles au comportement des occupants. Des modèles pour représenter ce comportement ont été développés dans des composants logiciels tels que AMAPOLA pour Pléiades. En Allemagne, il a été observé un effet rebond : les occupants ont augmenté leurs exigences de confort avec. Les foyers consommaient en moyenne 131kWh/m^2/an en énergie primaire en 2018 après travaux de rénovation, alors qu'ils consommaient 130kWhpe/m^2/an en 2010 avant travaux (Boutelet, 2020). Cela suggère que l'amélioration de l'efficacité doit être accompagnée d'outils d'aide à l'engagement vers plus de sobriété mettant en évidence les surconsommations liées à des équipements autant qu'à des activités. Des outils de gestion optimisée de l'énergie s'appuyant sur des techniques de modélisation ont été proposées (Pal et al., 2019) (Hadj Said, 2016). Néanmoins, la diversité des ménages rend les systèmes automatisés difficiles à adapter à un contexte particulier. Un

système capable d'apprendre le comportement humain à travers un modèle d'apprentissage interactif et coopératif a été testé par (Silva et al., 2022). Dans ce système, il y a un échange d'informations entre les occupants et un système artificiel, c'est-à-dire un algorithme qui classe les données des capteurs caractérisés par le contexte en étiquettes d'activité. Alors que dans l'approche interactive, le système artificiel envoie une notification pour recueillir des informations auprès d'un acteur humain, dans l'apprentissage coopératif, le système artificiel suggère également des corrections grâce à ce qu'il a déjà appris. L'étude a été réalisée dans un environnement de bureau, où un seul scénario à la fois pouvait être analysé. Mais dans une résidence, de multiples scénarios peuvent se produire simultanément. Comment adapter le système pour analyser ces différents scénarios ?

Dans cet article, il est proposé d'ajouter une nouvelle caractéristique au système développé dans (Silva et al., 2022) afin que de multiples actions et activités, dans différentes zones, puissent être analysées simultanément. La solution consiste à ce que les occupants créent ce que l'on appelle dans ce projet une "expérience" : cette expérience repose sur un processus de sélection de capteurs qui sont liés à une action ou une activité que les occupants souhaitent analyser en lien avec une question qu'ils se posent sur leur impact énergétique ou leur confort. Avec un ensemble prédéfini de capteurs, le système ne s'adapterait pas aux habitudes des différents occupants. Ces questions peuvent être par exemple : lequel des appareils électriques de la cuisine consomme le plus d'énergie pendant l'activité "cuisiner", ou quel est l'impact sur la consommation d'énergie ou du niveaux de CO2 lorsqu'une personne déclare dans le système qu'elle a reçu un hôte. Dans les résidences collectives, un occupant qui utilise un service de machine à laver partagée pourrait comparer sa fréquence d'utilisation de la machine à laver avec celle des autres utilisateurs, après avoir enregistré le moment où il a effectué l'activité "laver le linge". Le système peut être applicable à de multiples scénarios résidentiels : activités, aménagement de la maison, changements dans la résidence, communautés et même flexibilité électrique. Il est également possible de sensibiliser les occupants et la création d'une "expérience" pourrait renforcer l'intérêt de l'occupant à interagir avec le système. Le nom proposé est "Do experiment your home" (Expérimentez votre chez-vous) : l'habitant garde un rôle central dans la création d'une expérience et l'analyse de ses résultats. Nous présentons tout d'abord dans cet article la motivation de cette étude, un état de l'art, la solution proposée, une première expérience que qui a été réalisée et enfin le travail futur.

MOTIVATION

Silva et al. (2022) ont proposé un système de reconnaissance d'activité et d'occupation basé sur l'apprentissage interactif et coopératif. L'étude a été réalisée dans un environnement de bureau ou un seul scénario pouvait se dérouler simultanément. Mais le contexte de la résidence est plus complexe. Le but du présent projet est de pouvoir adapter, à une résidence, le système utilisé dans (Silva et al., 2022) afin qu'il fonctionne lorsque plusieurs scénarios se produisent -même en parallèle-. L'utilisateur (l'habitant) pourra également décider des situations dans lesquelles il souhaite explorer l'impact énergétique de son comportement.

ÉTAT DE L'ART

Différentes approches ont été testées pour modéliser l'impact énergétique sur le comportement d'habitants. L'une des méthodes est l'estimation de l'occupation et/ou de reconnaissance des activités

par l'approche basée sur les données. Elle utilise des modèles probabilistes ou statistiques construits par apprentissage automatique à partir d'ensembles de données d'apprentissage. Ce modèle peut alors être utilisés pour classifier les futurs informations provenant des capteurs. Ces données peuvent être basées sur la vision (caméras), ou sur des capteurs positionnés dans l'environnement ou portables comme ceux de son smartphone. (Chen et al., 2012). La reconnaissance d'actions basée sur les capteurs utilise différentes méthodes et la plupart d'entre elles atteignent une grande précision pour la détection d'actions simples (Liu et al., 2016). (Wang et.al., 2012) utilisent un modèle de Bayes naïf pour reconnaître les activités. Le but est de recommander de la musique pour chaque activité. Ils ont atteint une précision de 95% en utilisant les capteurs des téléphones mobiles.

Amayri et al. (2019) utilisent une approche pour la reconnaissance de présence qui ne s'appuie pas sur la vision capable de fournir au système toute l'information nécessaire pour reconnaitre le nombre de personnes présentes, mais considérée comme une méthode trop intrusive. Pour estimer l'occupation d'une pièce, ils ont utilisé une approche de type apprentissage interactif : une méthode de type apprentissage supervisé dans laquelle le système artificiel déclenche des interactions directes avec un utilisateur pour lui demander des informations sur l'occupation actuelle du lieu. Pour minimiser le nombre d'interactions, tout en ayant au final le moins d'erreurs d'étiquetage, deux critères d'interaction ont été analysés : la densité et le taux de propagation. Dans (Awada, 2020) un système de co-définition d'activités ou d'apprentissage coopératif a été défini. Les occupants déclarent quotidiennement leurs activités avec leurs propres étiquettes et le système suggère des erreurs d'étiquetage si les étiquettes fournies par l'acteur humain ne correspondent pas à ce que le système a appris des étiquettes précédentes. La co-définition des activités est principalement définie comme l'interaction symétrique entre l'occupant et le système pour créer 2 perceptions communes de la situation (Awada, 2020). Plus tard en 2022, un système a été testé pour la reconnaissance d'activité et d'occupation en réunissant les deux méthodes : apprentissage coopératif (pour construire une perception commune entre l'habitant et le système) et interactif (pour contrôler et limiter le nombre d'interactions) (Silva et al., 2022). Ce système, tel qu'il a été conçu, ne peut analyser qu'un seul contexte à la fois.

(Liu et al., 2016) mentionnent que les personnes réalisent les activités simultanément et que dans une activité les actions peuvent être réalisées de manière séquentielle, entrelacée ou simultanée. Pour modéliser les relations temporelles des activités, il a été utilisé par exemple des modèles graphiques probabilistes, mais la complexité de la tâche augmente au fur et à mesure que des activités sont ajoutées, et une grande quantité d'informations pour réaliser l'apprentissage est nécessaire (Liu et al., 2016). Une autre méthode utilisée pour gérer la temporalité dans les activités sont les approches de type pattern-mining, mais cette méthode n'a pas été très explorée pour la reconnaissance d'activité basée sur les capteurs (Liu et al., 2016). (Gu et al., 2009) ont présenté une étude dans laquelle ils ne peuvent modéliser que 2 activités. (Liu et al., 2016) ont développé une méthode basée sur un algorithme de pattern-mining capable d'identifier les modèles temporels des actions et de les utiliser pour représenter les activités. Ils ont utilisé des capteurs portés sur le corps de sorte que les actions de bas niveau (s'asseoir, se tenir debout, etc.) et les actions pour chaque main (ouvrir, déverrouiller, etc.) peuvent déduire 5 activités de haut niveau : se détendre, tôt le matin, l'heure du café, l'heure du sandwich et le nettoyage. Bien que cette proposition ait montré des résultats précis, une solution alternative est présentée ici sans utiliser des capteurs portables, en se concentrant moins sur les activités de bas niveau

comme celles mentionnées et surtout, c'est une proposition qui aide les occupants à mieux comprendre l'impact de leurs activités en impliquant l'occupant dans le fonctionnement du système d'apprentissage.

SOLUTION PROPOSÉE

Pour mieux comprendre le comportement au sein d'une habitation, nous utiliserons la conjonction des informations provenant de différents capteurs ainsi que les connaissances de habitants eux-mêmes. Le type de capteurs utilisés peuvent être par exemple : la consommation d'énergie de différents appareils, les niveaux de CO2, les détecteurs de mouvement, etc. Nous utilisons l'algorithme d'apprentissage coopératif et interactif de (Silva et al., 2022) pour la reconnaissance d'occupation et d'activité.

Dans une résidence, de multiples actions et activités ont lieu, simultanément ou séquentiellement et dans des zones communes ou différentes. Chaque action ou activité doit être analysée séparément, chacune nécessitant des informations provenant d'ensembles de capteurs différents ainsi que des étiquettes d'action ou d'activité différentes. Dans ce contexte, une activité est définie comme un processus exécuté pendant un certain temps (la cuisson par exemple), tandis qu'une action est une condition exécutée en un instant : de nouveaux aliments entrés dans le réfrigérateur. On peut également dire que les activités sont un ensemble d'actions. Pour réaliser l'activité de cuisson, les actions "allumer la cuisinière" et "allumer le four" ont lieu. Les actions et les activités peuvent toutes deux avoir un impact énergétique. Les actions ou les activités seront étiquetées. L'utilisateur a toute liberté pour déterminer ce qu'il souhaite analyser. Pour que le système puisse utiliser les informations appropriées pour analyser les actions ou les activités, les occupants devront effectuer ce que l'on appelle dans ce projet une "expérience" : le processus de sélection des capteurs qui sont liés à l'action ou à l'activité que les occupants souhaitent analyser en ce qui concerne leur impact sur l'énergie ou le confort. Le moment pendant lequel l'occupant souhaite effectuer l'analyse doit également être spécifié. Par exemple, un ménage qui se pose la question : "Quelle est ma consommation d'énergie à chaque fois que je cuisine pendant cette semaine ?", est intéressé à faire une expérience avec l'activité "Cuisiner". Puisque l'occupant sait quels capteurs sont liés à la question et quels appareils il a utilisés pendant l'activité, c'est lui qui les sélectionne. Le système fournit ensuite une liste d'opérations qui pourraient être effectuées pour répondre aux questions des occupants. Dans cet exemple, l'opération générique choisie est : Consommation électrique pendant une activité. L'activité choisie pour instancier cette question générique sera choisie par l'utilisateur parmi celles co-construites et reconnues lors de l'apprentissage interactif et coopératif. D'autres opérations possibles sont la consommation électrique moyenne sur une période de temps, les niveaux de CO2 pendant une activité, l'impact de la température pendant une activité, etc. Enfin, l'occupant reçoit une réponse à sa demande sous la forme d'une réponse numérique ou d'un graphique.

EXPÉRIENCE

Un test de la solution proposée a été effectué en utilisant les données enregistrées par les capteurs d'un appartement (Lago, 2017). Il s'agit d'une résidence à deux étages, avec une seule famille. L'ensemble des capteurs installés mesurent la consommation d'énergie, les niveaux de CO2, la température, les mouvements et autres. Afin de simuler des interactions en temps réel, des étiquettes

d'activité ont été collectées pendant plusieurs semaines. Une interaction en temps réel avec l'acteur humain n'a pas été réalisée. Il a été décidé de créer une simulation d'une "expérience" avec deux activités. La première, étiquetée par l'occupant comme "cuisine" fait référence à l'activité de cuisson, et la seconde est un ensemble des autres activités réalisées dans la semaine, sous le nom de "autres activités". Les capteurs, simulés pour être sélectionnés par l'occupant, étaient : la consommation d'énergie du grill et du four, les mesures du coefficient de présence, la concentration de CO2 et la température dans la cuisine. L'activité "cuisine" a été apprise par le système en utilisant les informations de l'heure de la journée, la présence dans la cuisine et la consommation du grill et du four. La période de temps testée était de 7 jours, de 0h du 15/11/2006 à 0h du 22/11/2016 et la tranche de temps étudiée était de 30min.

Après la phase d'apprentissage coopératif et interactif, le système d'apprentissage a pu estimer avec précision les activités. L'étiquette "autre activité" a été prédite avec précision 318 fois sur les 318 fois où elle est réellement apparue. L'activité "cuisine" a été prédite à tort 5 fois comme "autre activité" et elle a été prédite avec précision 13 fois. Pour analyser les prédictions incorrectes du classificateur, une matrice de confusion a été affichée. Le score F est de 84%.

Puisque dans le cadre de l'expérience, l'occupant veut répondre à une question de son choix liée à son impact sur l'énergie ou le confort, certaines questions ont été simulées. 3 différents niveaux de complexité ont été identifiés (*Tableau 1*) : Basse complexité : les données des capteurs sont nécessaires, complexité moyenne (3 combinaisons) : les données des capteurs et les étiquettes des occupants sont nécessaires, ou les données des capteurs et le traitement des données sont nécessaires, ou les étiquettes et le traitement des données sont nécessaires. Enfin, une question de niveau de complexité élevé est posée lorsque des capteurs, des étiquettes d'activité et le traitement des données sont requis.

Niveau de complexité	Questions	Prescriptions
Basse	1. Quel appareil consomme le plus d'énergie pendant l'activité de cuisiner ? 2. Quelle est la consommation d'énergie totale en une semaine ? 3.Quel est le pourcentage de présence dans la cuisine pendant la semaine ?	Données des capteurs
Moyen	4. Quelle est la température dans la cuisine pendant l'activité de cuisson ?	Données des capteurs et étiquettes d'activité
	5. Quel est le niveau moyen de CO2 lorsqu'une présence est détectée dans la cuisine ?	Données des capteurs et traitement des données
Élevé	6. Quelle est la consommation d'énergie totale pendant l'activité de cuisiner ?	Données des capteurs, étiquettes d'activité et traitement des données

Tableau 1. Questions des occupants simulés et sa classification.

Appareils mesurés	Grill électrique	Four
Consommation totale en 7 jours	4,33kWh	0,85kWh
Appareil ayant la consommation la plus élevée	Grill électrique	

Tableau 2 : Comparaison de la consommation totale des appareils sélectionnés.

Les réponses aux questions simulées vont maintenant être expliquées. La réponse à la question 1 du *Tableau 1* consistait à comparer la consommation totale du grill électrique et la consommation totale du four. Dans le *Tableau 2*, on peut observer que l'appareil qui consomme le plus est le gril électrique. La réponse à la question numéro deux du *Tableau 1* est présentée dans la *Figure 1* et est également donnée sous forme numérique. Le graphique montre le profil de la consommation en fonction du temps, pendant la période totale et aussi par jour. La réponse numérique : 5,19kWh montre la consommation totale des appareils sélectionnés. La troisième question du *Tableau 1* a été répondue dans la *Figure 2* montrant le profil du coefficient de présence dans la période et aussi par jour. La *Figure 3* répond à la quatrième question du *Tableau 1*. Les points violets représentent la température dans la cuisine pendant que l'occupant cuisinait et les points rouges représentent la température dans la cuisine pendant une autre activité. Pour répondre à la question 5 du *Tableau 1*, chaque fois qu'une présence est détectée, le niveau de CO2 mesuré est ajouté. La moyenne du CO2 calculé au cours de la période est obtenue. Il en résulte une réponse numérique unique : 261,96 ppm. Les mesures montrent une valeur plus faible que le niveau moyen de CO2 à l'extérieur : 400 ppm. Il semble qu'il y ait un dysfonctionnement de ce capteur particulier. Selon AirTest Technologies (n.d.), tous les capteurs peuvent connaître une certaine variation qui peut être due à la conception et aux composants du capteur. Dans les capteurs utilisant la lumière infrarouge, si la lumière vieillit, cela affectera la précision. D'autres expliquent que les matériaux utilisés dans les capteurs perdent leur qualité avec le temps et que les capteurs peuvent sous-estimer les niveaux de CO2 (Yoctopus, 2015). Néanmoins, l'objectif de cet article est principalement d'illustrer le processus des expériences.

Figure 1: Total energy consumption.

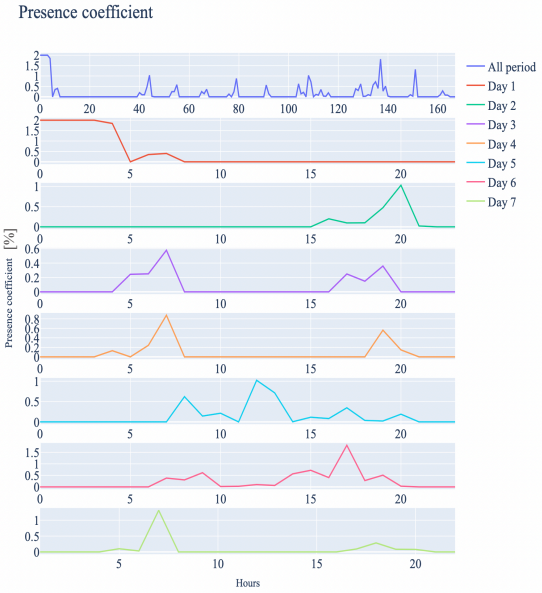

Figure 2: Presence coefficient.

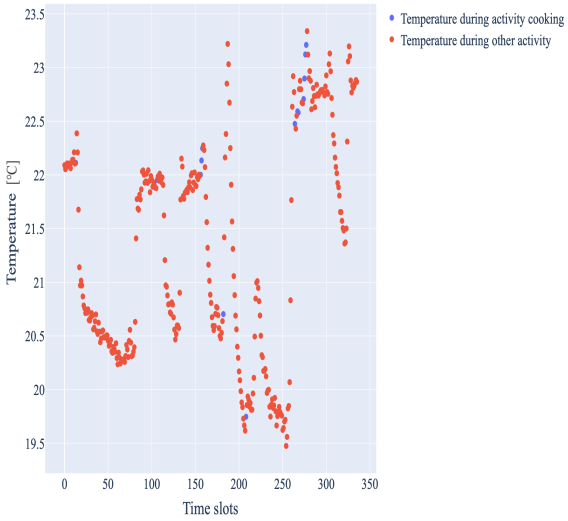

Figure 3: Temperature in the kitchen.

La dernière question du *Tableau 1* trouve sa réponse dans la *Figure 2*. Les points violets représentent la consommation totale de l'occupant lorsqu'il cuisine et les points rouges représentent la consommation totale lorsqu'il effectue une autre activité.

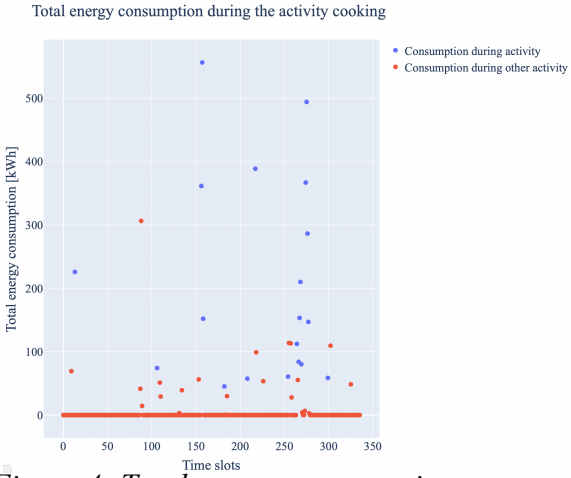

Figure 4: Total energy consumption during the activity cooking.

ANALYSE DE LA SIMULATION

Le système apprend de différentes activités réalisées à différents moments ou simultanément, mais surtout, le système aide les occupants à mieux comprendre l'impact de leurs activités en répondant à leurs questions à travers les expériences. Dans la matrice de confusion, le résultat F-score de 84% représente les moments où le classificateur a fait le moins d'erreurs. Globalement, ce score est considéré comme un résultat acceptable.

Pour les réponses aux questions, dans la *Figure 1*, la consommation a été principalement observée en début de matinée et l'après-midi les 4 premiers jours, tandis que les 3 jours suivants, la consommation d'énergie a également été observée autour de midi. En comparant le graphique du coefficient de présence (*Figure 2*) avec la *Figure 1*, dans tous les cas où il y a eu consommation, il y a eu présence. Les jours 2, 5 et 6, il n'y a pas de consommation dans certains créneaux horaires, mais une présence est enregistrée. En analysant la température de la pièce pendant l'activité de cuisson (*Figure 3*), on n'observe pas de différence significative de température par rapport aux autres moments où d'autres activités ont lieu. Cela signifie que la cuisson n'a pas augmenté la température de la pièce. La *Figure 4* montre la consommation totale pendant les moments liés à l'activité de cuisson. Dans la plupart des créneaux horaires, "autre activité" a été enregistré comme étiquette. Dans la grande majorité des cas, il n'y a pas de consommation pour cette étiquette. Les autres marqueurs rouges qui ont une consommation plus élevée sont des cas dans lesquels l'activité n'a pas été enregistrée comme "cuisine", mais il y avait une utilisation du gril électrique ou du four. Les 5 étiquettes qui ont été incorrectement classées comme "autre activité", mais qui correspondaient en fait à l'activité "cuisine" sont également incluses dans les marqueurs rouges qui montrent une consommation d'énergie supérieure à zéro.

DES EXPÉRIENCES FUTURES - EN TEMPS RÉEL

La prochaine étape consiste à tester avec des données capteurs une interaction en temps réel avec les occupants pour créer leurs expériences et co-construire avec le système la reconnaissance de leurs activités (définies avec leurs propres étiquettes). Une interface homme machine correspondante est en cours de développement. Avec cette méthode, c'est l'acteur humain qui a le contrôle sur ce qu'il veut que le système analyse. Cependant, dans le cas où le système artificiel détecte un point de consommation significatif, il pourrait suggérer à l'occupant de créer une "expérience" qui inclut ce point, mais c'est toujours l'occupant qui doit faire le choix.

Remerciements : Ce travail a été soutenu par l'appel générique ANR-2021 de l'Agence Nationale de la Recherche à travers le projet LearningHome et par le Pack Ambition Recherche de la Région Auvergne-Rhône-Alpes, référence P089O002 projet EXPESIGNO.

Bibliographie

AirTestTechnologies Inc. N.d. url : https://www.airtest.com/support/reference/autocalpaper.pdf

Amine Awada, Patrick Reignier, Stéphane Ploix, Mireille Jacomino, and Elabed El- safadi. 2020. "Identification collaborative d'activités dans une zone habitée". *IBPSA*

Cécile Boutelet. 2020. « En Allemagne, les rénovations énergétiques des bâtiments n'ont pas fait baisser la consommation ».Le Monde.fr.url:https://www.lemonde.fr/economie/article/2020/10/04/en-allemagne-les-renovations-energetiques-des-batiments-n-ont-pas-fait-baisser laconsommation_6054715_3234.html.

Joana B. Silva, Manar Amayri, Stephane Ploix, Patrick Reignier, Carlos Santos Silva. 2022. "Cooperative and Interactive Learning to estimate human behaviours for energy applications". *ELSEVIER Energy and Buildings* 258.

Liming Chen, Jesse Hoey, Chris D Nugent, Diane J Cook, and Zhiwen Yu. 2012. "Sensor- based activity recognition". *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)* 42.6 , pages 790–808. doi: 10.1109/TSMCC.2012.2198883.

Manar Amayri, Stephane Ploix, Nizar Bouguila, and Frederic Wurtz. 2019. "Estimating occupancy using interactive learning with a sensor environment: Real-time experiments". *IEEE Access* 7: 53932–53944. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2911921

Monalisa Pal, Amr Alzouhri Alyafi, Stéphane Ploix, Patrick Reignier, and Sang- hamitra Bandyopadhyay. 2019. "Unmasking the causal relationships latent in the in- terplay between occupant's actions and indoor ambience: A building energy management outlook". *Applied Energy* 238 , pages 1452–1470.

Paula Lago, Frederic Lang, Claudia Roncancio , Claudia Jiménez-Guarín , Mateescu R., Bonnefond N. 2017. The ContextAct@A4H Real-Life Dataset of Daily-Living Activities. Brézillon P., Turner R., Penco C. (eds) Modeling and Using Context. CONTEXT 2017. Lecture Notes in Computer Science, vol 10257. Springer, Cham

Tao Gu, Zhanqing Wu, Xianping Tao, Hung Keng Pung, Jian Lu, epsicar.2009. An emerging patterns based approach to sequential, interleaved and concurrent activity recognition, *Proceedings of the IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, IEEE, Washington, DC, USA*,pp. 1–9.

Xinxi Wang, David S. Rosenblum, Ye Wang. 2012. "Context-aware mobile music recommen- dation for daily activities", *Proceedings of the ACM International Conference on Multimedia, ACM*, New York, NY, USA, pp. 99–108. doi: https://doi.org/10.1145/2393347.2393368.

Yanis Hadj Said. 2016. "Prise en compte de la complexité de modélisation dans la gestion énergétique des bâtiments". PhDthesis. Grenoble Alpes.url:https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01689965/document

Ye Liu, Liqiang Nie, Li Liu, David S. Rosenblum. 2016."From action to activity: Sensor-based activityrecognition",*Neurocomputing*181,108115,09252312,doi:https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.08.096.

Yoctopuce. 2015. "How to calibrate a CO2 sensor". url: http://www.yoctopuce.com/EN/article/how-to-calibrate-a-co2-sensor