

# CIGI QUALITA MOSIM 2023

## Vers un service générique d'aide à la décision pour gérer un logement basé sur des techniques d'apprentissage interactif et coopératif

ESTEFANIA ALVAREZ DEL CASTILLO CARDOSO<sup>1,2</sup>, STEPHANE PLOIX<sup>1</sup>, PATRICK REIGNIER<sup>2</sup>

<sup>1</sup> UNIV. GRENOBLE ALPES CNRS, GRENOBLE INP, G-SCOP  
38000 Grenoble, France  
estefania.alvarez-del-castillo-cardoso@grenoble-inp.fr

<sup>2</sup> UNIV.GRENOBLE ALPES, CNRS, GRENOBLE INP, LIG  
38000 Grenoble, France  
estefania.alvarez-del-castillo-cardoso@grenoble-inp.fr

---

**Résumé** – Dans 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 nous proposons un système ne reposant pas sur des modèles entrées-sorties mais un système basé sur l'apprentissage interactif et coopératif pour la reconnaissance des activités et des occupations, en ajoutant une nouvelle caractéristique qui permette au système de reconnaître le comportement des occupants dans les scénarios multiples et complexes des logements résidentiels. Les occupants pourront programmer des « expériences ». Une « expérience » dans ce contexte consiste en l'analyse de l'impact énergétique ou de confort qu'une activité peut avoir, basée sur les informations des capteurs ambiants. Les occupants sont libres de choisir les activités qu'ils souhaitent analyser.

**Abstract** – In current energy efficient buildings, the energy consumption becomes very sensitive to the occupant's behavior. Multiple systems of human behavior 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. Occupants will be able to program "experiments". An "experiment" in this context consists of the analysis of the energy or comfort impact that an activity may have, based on the information from ambient sensors. Occupants are free to choose the activity they wish to analyze.

**Mots clés** - Apprentissage interactif, apprentissage coopératif, comportement humain.  
**Keywords** – Interactive Learning, Cooperative Learning, Human behavior.

---

### 1 INTRODUCTION

En 2021, les bâtiments étaient responsables de 30% de l'énergie finale consommée dans le monde et produisaient 27% des émissions de CO<sub>2</sub> provenant de ce secteur énergétique [Agence internationale de l'énergie, 2022]. Des efforts ont été faits pour augmenter l'efficacité des bâtiments, en les rénovant, en utilisant de meilleurs matériaux et technologies. Les modèles qui utilisent les caractéristiques des bâtiments et les calculs sont souvent utilisés pour prédire la consommation d'énergie, mais les résultats sont limités car le modèle ne prend pas en compte l'impact des nombreuses possibilités d'utilisation de l'énergie par les occupants : le comportement des occupants [Bakaloglou, S. et Charlier D., 2018]. En Allemagne, il a été observé un effet rebond : les occupants ont augmenté leurs exigences de confort. Les foyers consommaient en moyenne 131kWh/m<sup>2</sup>/an en énergie primaire en 2018 après travaux de rénovation, alors qu'ils consommaient 130kWh/m<sup>2</sup>/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 en s'appuyant sur des techniques de modélisation ont été proposées [Pal et al., 2019].

[Hadj Said, 2016]. Des modèles pour représenter ce comportement ont été développés dans des composants logiciels tels que AMAPOLA pour Pléiades. 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.

## 2 ETAT DE L'ART

La solution consiste à ce que les occupants créent ce que l'on appelle dans ce projet une "expérience" : une 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. Dans ce contexte, une activité *A* est définie comme un ensemble significatif et cohérent d'actions effectuées par certains occupants à un endroit donné. Par exemple, pour réaliser l'activité de cuisson, les actions "allumer la cuisinière" et "allumer le four" ont lieu. Tandis qu'une action est une condition exécutée en un instant : de nouveaux aliments entrés dans le réfrigérateur. Les actions et les activités peuvent toutes deux avoir un impact énergétique. Les actions ou les activités seront étiquetées. Caractérisées par un nom et représentées par différentes modalités de fonctionnement *Ai* décrites par *des étiquettes de modalité*, qui peuvent impliquer un *but ou une intention*. Par exemple, l'activité "cuisiner" peut donner lieu à la modalité "cuisiner le repas de Noël". Il est certain que le contexte influence l'impact, l'intention n'est pas la même que lorsqu'on cuisine au quotidien.

Les questions des occupants 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 CO<sub>2</sub> lorsqu'une personne déclare au 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 ensuite la motivation de cette étude, suivi par l'état de l'art. Après cela, nous détaillons la solution proposée et nous présentons une première analyse. A la fin, nous faisons une conclusion et discutons des travaux futurs.

### 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.

Différentes approches ont été testées pour modéliser l'impact énergétique sur le comportement d'habitants. Des méthodes et des outils différents ont été testés. 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. Un modèle prédit et classe les informations en trouvant des modèles à l'aide de techniques d'exploration de données et d'apprentissage automatique. Ces données peuvent être basées sur la vision (caméras), ou sur des capteurs positionnés dans l'environnement ou portables comme ceux de son smartphone. Néanmoins, l'utilisation de caméras est considérée comme intrusive, c'est pourquoi les capteurs ambiants ou les capteurs portables sont de plus en plus souvent utilisés dans le cadre de cette approche [Chen et al., 2012]. Des approches probabilistes telles que les modèles de Markov cachés, les réseaux bayésiens et les arbres de décision sont également utilisées [Chen et al., 2012]. 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 méthode d'apprentissage de type supervisé pour la reconnaissance de présence. Pour estimer l'occupation d'une pièce, ils ont utilisé une approche de type apprentissage interactif dans laquelle le système artificiel déclenche des interactions directes avec un utilisateur pour lui demander des informations sur l'occupation actuelle du lieu. Cela permet d'éviter l'utilisation de capteurs intrusifs tels que les caméras, afin d'obtenir des informations plus précises. 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, et al. [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 aboutir à une seule perception commune de la situation [Awada et al., 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.

L'une des principales caractéristiques du travail de Silva et al. [2022] est l'échange d'informations entre les habitants et le système. Herrmann, et al. [2021] ont étudié la consommation d'énergie domestique en utilisant l'annotation interactive. Douze ménages ont participé à l'annotation de leurs activités liées à leurs données de consommation d'énergie, en particulier lors des pics de consommation. Après avoir interrogé les participants, ils ont découvert que le processus d'annotation aidait les habitants à interpréter leur consommation, les faisait réfléchir à la manière dont ils utilisaient l'énergie et leur donnait des idées sur la manière dont ils pouvaient réduire leur consommation. Les

habitants ont pu indiquer la durée d'une activité et ajouter des notes, par exemple sur les appareils qu'ils utilisent. Les utilisateurs ont annotées différentes étiquettes. En outre, les habitants se sont dits surpris de la quantité d'énergie consommée par certains de leurs équipements et ont décidé de changer certaines habitudes, comme éteindre les lumières ou même préférer faire la vaisselle à la main plutôt que d'utiliser leur lave-vaisselle.

Dans le cadre des approches basées données (s'appuyant sur les données issues des capteurs), une question importante est la *temporalité des activités*. Liu et al. [2016] mentionnent que les activités que les personnes réalisent 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. Ils 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 des personnes de sorte que les actions de bas niveau (s'asseoir, se tenir debout, etc.) et les actions pour chaque main (ouvrir, déverrouiller, etc.) permettent de détecter 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. Une proposition en aidant les occupants à mieux comprendre l'impact de leurs activités les impliquants l'occupant dans le fonctionnement du système d'apprentissage.

### 3 SOLUTION PROPOSEE

Pour mieux comprendre le comportement au sein d'une habitation, nous utilisons la conjonction des informations provenant de différents capteurs ainsi que les connaissances des 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'activités différentes. Les activités étant exclusives, un moyen de surmonter les états cooccurrents consiste à envisager différentes **expériences**. 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**. Une **expérience** est définie par :

- Une question, avec une réponse attendue (avec des représentations attendues)
- Un emplacement
- Une sélection de capteurs conduisant à des données traitées, c'est-à-dire des extracteurs de caractéristiques (qui mesurent par exemple la consommation d'énergie, les mouvements détectés,

les niveaux de CO2 et les capteurs de contact dans les portes et les fenêtres).

- une sélection d'intervalles de temps à partir d'une observation spécifique des conditions temporelles
- Le système d'apprentissage coopératif et interactif. Ce système analysera les données des capteurs et les classera avec des étiquettes des activités avec leurs modalités correspondantes.

L'utilisateur a toute liberté pour déterminer ce qu'il souhaite analyser. Par exemple, un habitant qui se pose la question : "*Quelle est ma consommation d'énergie quand je cuisine pendant cette semaine ?*", est intéressé à faire une expérience avec l'activité "Cuisiner". Pendant la programmation d'une expérience, l'habitant sélectionne des capteurs qui sont liés à l'action ou à l'activité qu'il souhaite analyser en ce qui concerne son impact sur l'énergie ou le confort. L'occupant sait quels capteurs sont liés à sa question et quels appareils il utilise d'habitude pendant l'activité. La période pendant laquelle l'occupant souhaite effectuer l'analyse doit également être spécifiée, dans ce cas : *une semaine*. 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*. 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.

A partir de la définition de l'expérience, le système recueille des données à partir des capteurs sélectionnés et pourra reconnaître des modèles dans les données des capteurs, une configuration donnée à partir de l'ensemble des capteurs sélectionnés. En Silva et al. [2022] Il est décrit comment c'est des générateurs de caractéristiques, qui transforment les valeurs brutes des capteurs en niveaux de discrétisation : par exemple L,M,H (L pour faible, M pour moyen, H pour élevé) par le biais de limites avec des valeurs minimales et maximales. Ainsi, par exemple, dans un ensemble de trois capteurs : consommation d'énergie, CO2 et mouvement, leurs données sont discrétisées dans les différents niveaux. Pour chaque intervalle de temps, il existe une combinaison des données discrétisées qui décrit l'état de l'intervalle de temps. Disons que pour un créneau horaire, la discrétisation est H pour la consommation d'énergie, M pour le CO2 et M également pour le mouvement. Ce sont les données discrétisées en tant qu'ensemble (HMM) qui sont liées aux étiquettes données par l'habitant (recueillies en forme de texte).

Le processus d'apprentissage interactif nécessite des informations de la part des occupants et le processus d'apprentissage coopératif demande à l'utilisateur de vérifier et de corriger (si nécessaire) les étiquettes apprises et leur relation avec le temps. L'étiquette attachée à un modèle des capteurs facilitera le processus d'apprentissage.

Enfin, l'occupant reçoit une réponse à sa demande sous la forme d'une réponse numérique ou d'un graphique.

### 4 EXPERIENCE

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 personne. 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 CO<sub>2</sub> 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 21/11/2016 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 une précision de 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%. Ces résultats sont donnés par l'algorithme de densité, expliqué dans [Silva et al., 2022] en utilisant un classificateur random forest.

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 2). Une question de niveau de complexité élevé est posée lorsque des données des capteurs, des étiquettes d'activité et des traitements des données sont requis. Les deux autres niveaux nécessitent moins d'informations ou de traitements.

**Tableau 1. Comparaison de la consommation électrique totale des appareils sélectionnés.**

Appareils mesurés	Grill électrique	Four
Consommation électrique totale en 7 jours	4,33 kWh	0,85kWh

**Tableau 2. Questions des occupants simulés et ça classification.**

Niveau de complexité	Questions	Prescriptions
Basse	1. Quel appareil consomme le plus d'électricité en cuisinant ?	Données des capteurs
	2. Quelle est la consommation électrique totale en une semaine ?	
	3. Quel est le pourcentage de présence dans la cuisine pendant la semaine ?	
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 CO <sub>2</sub> lorsqu'une présence est détectée dans la cuisine ?	Données des capteurs et traitement des données
Élevé	6. Quelle est la consommation électrique totale pendant l'activité de cuisson ?	Données des capteurs, étiquettes d'activité et traitement des données

Les réponses aux questions simulées vont maintenant être détaillées. La réponse à la question 1 du (Tableau 2). consistait à comparer la consommation totale du grill électrique et la consommation totale du four. Dans le (Tableau 1). on peut observer que l'appareil qui consomme le plus est le grill électrique. La réponse à la question numéro deux du (Tableau 2). est présentée dans la (Figure 1). et est également donnée sous forme numérique. Le graphique montre le profil de la consommation des appareils sélectionnés en fonction du temps, pendant la période totale de une semaine (Figure 1) et aussi par jour (Figure 2). La réponse numérique : 5,18 kWh montre la consommation totale des appareils sélectionnés. La troisième question du (Tableau 2) a été répondue dans la (Figure 3), montrant le profil du coefficient de présence dans la période et aussi par jour (Figure 4). La (Figure 5) répond à la quatrième question du (Tableau 2). Les points bleus 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 (2) chaque fois qu'une présence est détectée, le niveau de CO<sub>2</sub> mesuré est ajouté. La moyenne du CO<sub>2</sub> 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 CO<sub>2</sub> 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 diode d'émission de la lumière vieillit, cela affectera la précision. D'autres sources expliquent que les matériaux utilisés dans les capteurs perdent leur qualité avec le temps et que les capteurs peuvent sous-estimer les niveaux de CO<sub>2</sub> [Mvuilleu, in Measures and Misc,

2015]. Néanmoins, l'objectif de cet article est principalement d'illustrer le processus des expériences.

La dernière question du (Tableau 2) trouve sa réponse dans la (Figure 6). Les points bleus représentent la consommation de l'occupant lorsqu'il cuisine et les points rouges représentent la consommation lorsqu'il a effectué une autre activité.

## 5 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 2), 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 4), avec la (Figure 2), 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 5), 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 6), montre la consommation 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 "cuisiner", mais où il y avait une utilisation du grill 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.

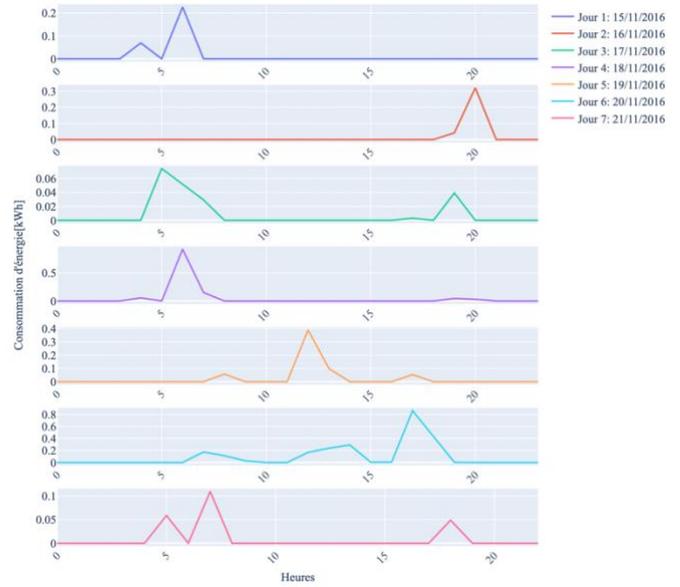


Figure 2. Consommation d'énergie par jour pendant une semaine dans la cuisine.

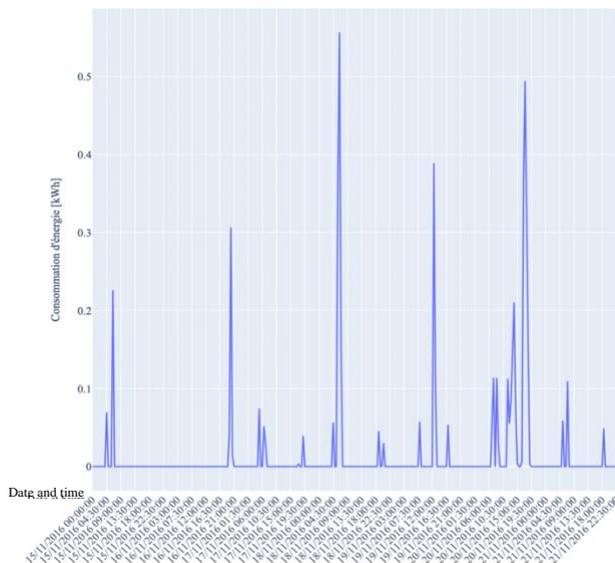


Figure 1. Consommation d'énergie pendant une semaine dans la cuisine.

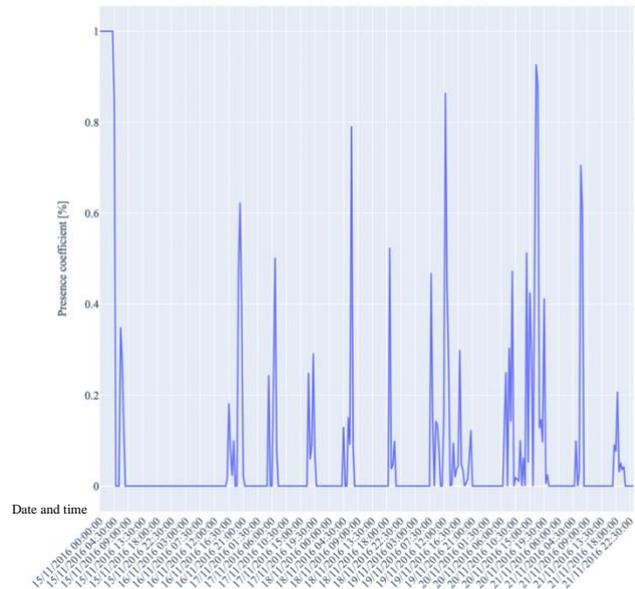


Figure 3. Coefficient de présence par créneau horaire pendant une semaine dans la cuisine.

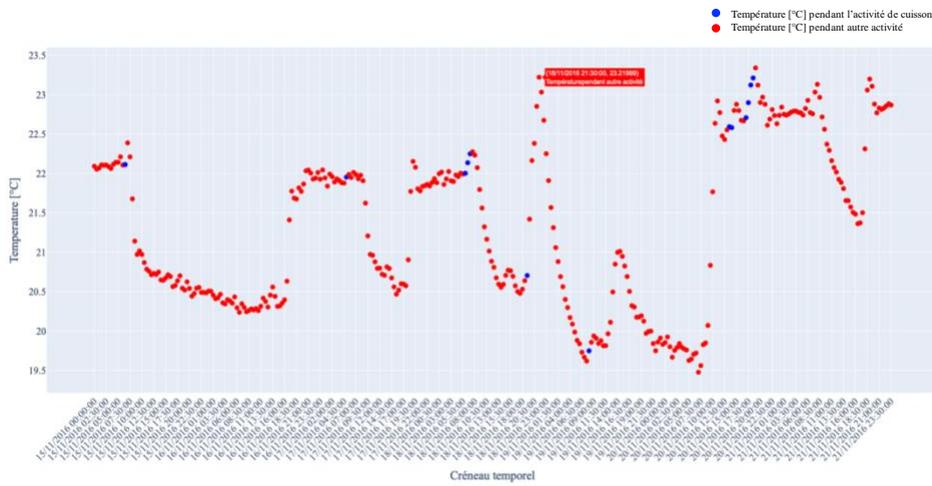


Figure 5. Température dans la cuisine pendant l'activité de cuisson et pendant "autre activité".

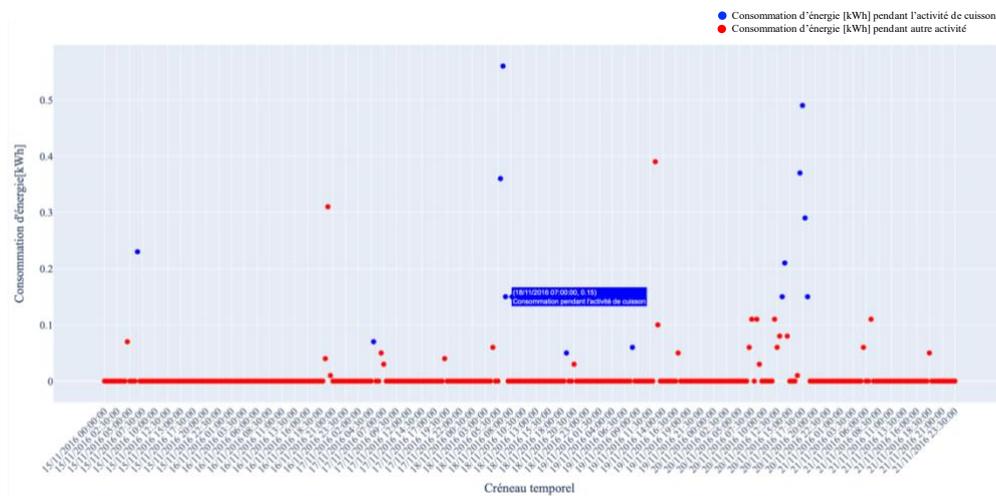


Figure 6. Consommation d'énergie pendant l'activité de cuisson et pendant "autre activité".

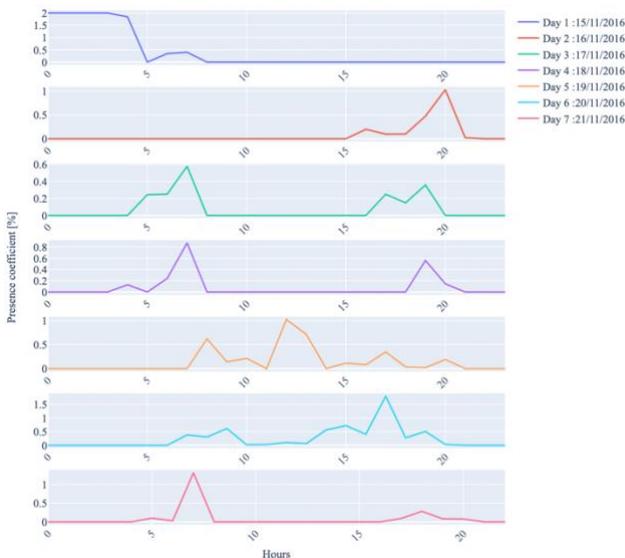


Figure 4. Coefficient de présence par créneau horaire par jour pendant une semaine dans la cuisine.

## 6 DES EXPERIENCES FUTURES - EN TEMPS REEL

L'application des "expériences" permet de résoudre le problème de l'analyse d'activités cooccurentes puisque les expériences sont analysées séparément. Il est également possible de résoudre le problème de la grande diversité des habitudes, du fait que les habitants déclarent eux-mêmes les appareils qu'ils utilisent dans l'exercice de leurs activités. Par exemple, si un habitant préfère travailler avec la lampe allumée, même lorsque la lumière du jour est suffisante, cet impact peut être pris en compte, puisqu'il sait qu'il a cette habitude.

Avec ce système, il est possible d'avoir des informations plus précises grâce à la participation des habitants, quand ils ajoutent leurs étiquettes. La liberté qu'ont les utilisateurs d'étiqueter les activités avec les noms qu'ils préfèrent, permet d'ajouter des informations en utilisant même différentes modalités, qui peuvent impliquer un but ou une intention. Ces informations peuvent aider l'utilisateur à comprendre si un impact important a été causé, par exemple en raison d'une

situation extraordinaire, ce qui ne pourrait pas être connu en utilisant des étiquettes prédéfinies dans le système. Les habitants sont donc capables de repérer ses activités et de les mettre en relation avec leurs impacts, ce qui pourrait avoir un effet positif sur le changement des habitudes, comme observé par Herrmann, et.al. [2021].

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.

## 1 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 P0890002 projet EXPESIGNO.*

## 2 REFERENCES

AirTestTechnologies Inc. (N.d.) *The AirTest Self Calibration CO2 Sensor Algorithm Explained*. AirTest Sensors that make buildings

smart. <https://www.airtest.com/support/reference/autocalpaper.pdf>

Amayri, M., Ploix, S., Bouguila, N., & Wurtz, F. (2019). Estimating Occupancy Using Interactive Learning With a Sensor Environment: Real-Time Experiments. *IEEE Access*, 7, 53932–53944. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2911921>

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

Bakaloglou, S., & Charlier, D. (2018). Energy Consumption in the French Residential Sector: How Much do Individual Preferences Matter? *Energy Journal*, 40(3), 77.

Cécile Boutelet (2020, October 4). En Allemagne, les rénovations énergétiques des bâtiments n'ont pas fait baisser la consommation. *Le Monde.fr*. [https://www.lemonde.fr/economie/article/2020/10/04/en-allemande-les-renovations-energetiques-des-batiments-n-ont-pas-fait-baisser-laconsommation\\_6054715\\_3234.html](https://www.lemonde.fr/economie/article/2020/10/04/en-allemande-les-renovations-energetiques-des-batiments-n-ont-pas-fait-baisser-laconsommation_6054715_3234.html).

Chen, L., Hoey, J., Nugent, C. D., Cook, D. J., & Yu, Z. (2012). Sensor-Based Activity Recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 42(6), 790–808. <https://doi.org/10.1109/TSMCC.2012.2198883>

Gu, T., Wu, Z., Tao, X., Pung, H. K., & Lu, J. (2009). epSICAR: An Emerging Patterns based approach to sequential, interleaved and Concurrent Activity Recognition. *2009 IEEE International*

*Conference on Pervasive Computing and Communications*, 1–9. <https://doi.org/10.1109/PERCOM.2009.4912776>

Yanis Hadj Said. (2016). *Prise en compte de la complexité de modélisation dans la gestion énergétique des bâtiments*. [PhDthesis, Université Grenoble Alpes]. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01689965/document>

Herrmann, M. R., Costanza, E., Brumby, D. P., Harries, T., das Graças Brightwell, M., Ramchurn, S., & Jennings, N. R. (2021). Exploring domestic energy consumption feedback through interactive annotation. *Energy Efficiency*, 14(8), 90. <https://doi.org/10.1007/s12053-021-09999-0>

International Energy Agency. (2022, September) . *Buildings A source of enormous untapped efficiency potential*. <https://www.iea.org/topics/buildings>

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

Chen, L., Hoey, J., Nugent, C. D., Cook, D. J., & Yu, Z. (2012). Sensor-Based Activity Recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 42(6), 790–808. <https://doi.org/10.1109/TSMCC.2012.2198883>

Pal, M., Alyafi, A. A., Ploix, S., Reignier, P., & Bandyopadhyay, S. (2019). Unmasking the causal relationships latent in the interplay between occupant's actions and indoor ambience: A building energy management outlook. *Applied Energy*, 238, 1452–1470. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.01.118>

Silva, J. B., Amayri, M., Ploix, S., Reignier, P., & Silva, C. S. (2022). Cooperative and Interactive Learning to estimate human behaviours for energy applications. *Energy and Buildings*, 258, 111727. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111727>

Wang, X., Rosenblum, D., & Wang, Y. (2012). Context-aware mobile music recommendation for daily activities. *Proceedings of the 20th ACM International Conference on Multimedia*, 99–108. <https://doi.org/10.1145/2393347.2393368>

Mvuilleu, in Measures and Misc (2015, may 1st). *How to calibrate a CO2 sensor*. Yoctopuce. <http://www.yoctopuce.com/EN/article/how-to-calibrate-a-co2-sensor>

