



HAL
open science

Un système d'annotations sémantiques pour impliquer les occupants d'habitation dans une plus grande sobriété énergétique

Estefania Alvarez del Castillo Cardoso, Stéphane Ploix, Patrick Reignier

► To cite this version:

Estefania Alvarez del Castillo Cardoso, Stéphane Ploix, Patrick Reignier. Un système d'annotations sémantiques pour impliquer les occupants d'habitation dans une plus grande sobriété énergétique. Conférence Francophone de l'International Building Performance Simulation Association (IBPSA 2024), Laboratoire des Sciences de l'Ingénieur pour l'Environnement (LaSIE), May 2024, La Rochelle - Ile d'Oléron, France. hal-04757582

HAL Id: hal-04757582

<https://hal.science/hal-04757582v1>

Submitted on 29 Oct 2024

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.

Un système d'annotations sémantiques pour impliquer les occupants d'habitation dans une plus grande sobriété énergétique

Estefania Alvarez del Castillo Cardoso^{1,2,*}, Stephane Ploix¹, Patrick Reignier²

¹Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, G-SCOP, 38000 Grenoble, France Institute of Engineering Univ. Grenoble Alpes. ²Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, LIG 38000 Grenoble, France

*estefania.alvarez-del-castillo-cardoso@grenoble-inp.fr

RÉSUMÉ. Cet article présente un système coopératif d'aide aux occupants à mieux gérer l'énergie consommée dans leur habitat. Le système proposé collecte des informations grâce à des capteurs environnementaux et interagit avec les habitants pour compléter les mesures collectées par des informations relatives à l'intention des habitants. L'interaction avec les habitants se fait par une approche de type expérimentation couplée à un mécanisme d'apprentissage interactif et coopératif. L'information collectée permettra la mise en relation des intentions avec les impacts énergétiques de leurs actions comme montré dans (Alvarez del Castillo C. et al., 2022). Cet article propose une nouvelle approche pour gérer plusieurs activités en parallèle ainsi qu'une annotation sémantique des intentions des activités telle que vécu par les occupants. Différentes aides et outils d'aide à l'annotation sémantique sont proposés.

MOTS-CLÉS. gestion de l'énergie, apprentissage interactif, coopératif comportement humain

ABSTRACT. This paper presents a cooperative occupant assistance system, aimed at helping to better manage the energy consumed in the homes. The system collects information using environmental sensors and interacts with the inhabitants to supplement the collected measurements with information relating to the inhabitants' intentions. Interaction with residents is achieved through an experimental approach coupled with an interactive and cooperative learning mechanism. The information gathered will allow intentions to be related to the energy impacts of their actions as showed in ((Alvarez del Castillo C. et al., 2022). This article proposes a new approach for managing several activities in parallel, as well as a semantic annotation of the intentions of the activities as experienced by the occupants. Various semantic annotation aids and tools are proposed.

KEYWORDS. energy management, interactive and cooperative learning, human behavior

1. INTRODUCTION

Dans les habitations à haute performance énergétique, l'efficacité est fortement influencée par des facteurs environnementaux tels que les gains solaires, l'exposition au vent, la température, etc. Ces impacts dépendent de plusieurs éléments, tels que l'emplacement du bâtiment, son orientation, ses matériaux de construction, son système CVC, etc. Néanmoins, il a été montré que le comportement des acteurs humain est l'un des facteurs qui a le plus d'impact sur la consommation d'énergie dans ces bâtiments (Vorger, 2014).

Comprendre ce qui se passe dans un bâtiment nécessite de relier les impacts environnementaux aux intentions des habitants, car c'est ce qui correspond à leur vécu psychologique. Il est important de déterminer les intentions sous-jacentes derrière leurs actions (Adam et al., 2016). Une action telle que l'ouverture d'une fenêtre ne prend de sens que lorsque l'on connaît l'intention, ventiler pour évacuer de la fumée de cuisson par exemple, "action qui pourrait s'inscrire dans une séquence cohérente, c'est-à-dire une activité spécifique." Par définition, un système socio-technique (STS) dépend à la fois d'une partie technique et du comportement des personnes impliquées. Les résidences sont des STS où les habitants

doivent être considérés comme centraux, ils décident des configurations du lieu (CVC), de l'usage des équipements électriques, etc. Les systèmes socio-techniques collaboratifs (CSTS), constituent un sous-ensemble des STS, celui des STS dotés de systèmes d'aide à la décision offrant un service aux habitants afin de les accompagner vers un objectif partagé. On propose que dans un CSTS, l'aide à la décision pour mieux gérer l'énergie doit disposer d'informations associées à la partie technique : les données collectées par des capteurs in situ, mais aussi d'informations associées aux acteurs humains, par exemple sous la forme d'étiquettes décrivant des intentions. Un CSTS implémentant un apprentissage interactif et coopératif (AIC) a été testé dans (Silva et al., 2022). Les résultats sont satisfaisants dans le cadre d'une zone de type bureau, sans aucun parallélisme au niveau des activités, or, cette solution ne convient pas au contexte résidentiel, où de multiples activités peuvent être réalisées en parallèle, dans différentes zones.

On introduit, les concepts fondamentaux d'un CSTS, d'aide à la décision pour mieux gérer l'énergie, ainsi que différents types d'étiquetage. Un principe d'aide à l'étiquetage a posteriori est présentée et constitue la contribution principale de cette communication.

2. ÉTAT DE L'ART

On s'intéresse à l'association des causes perçues par les habitants, que nous nommons activités dans des contextes spécifiques, à des effets sur la consommation d'énergie et le confort interne des ménages. Notre objectif est de proposer aussi une solution pour les ménages multi-occupants dans un contexte multi-activité et dans des environnements d'habitation multi-zones comme montré dans (Alvarez del Castillo C. et al., 2022).

Il est nécessaire d'avoir des informations sur les impacts ainsi que sur les causes. Pour avoir des informations sur les impacts, on peut utiliser des groupes des capteurs comme (Schoofs et al., 2010) (sauf qu'au niveau des activités et pas des appareils). Ils ont présenté des travaux sur la génération de signatures construites à partir de plusieurs capteurs au lieu d'un seul, pour réduire les faux positifs. Par exemple, la durée d'utilisation d'une bouilloire peut être détectée par une mesure de vibrations, du niveau de température ainsi que du niveau sonore. Si seul le niveau de température avait été utilisé, l'estimation de durée de fonctionnement aurait été incorrecte, la température restant élevée même après que la bouilloire soit éteinte.

Pour compléter les informations fournies par les capteurs, on propose que les habitants fournissent des étiquettes basées sur leurs connaissances. . Pour faciliter la tâche, des méthodes d'apprentissage automatique sont utilisées : les apprentissages interactif et coopératif. (Amayri et al., 2019) ont testé une méthode d'apprentissage de type supervisé pour la reconnaissance de présence. Avec une approche d'apprentissage interactif, le système interagit avec un utilisateur pour lui demander des informations sur l'occupation actuelle du lieu. Afin de minimiser le nombre d'interactions, tout en ayant au final le moins d'erreurs d'estimation de l'occupation, deux critères d'interaction ont été analysés : la densité et le taux de propagation. (Amine et al., 2020) ont introduit la méthode de codéfinition ou cooperative-learning, une méthode d'apprentissage supervisé qui coopère avec l'occupant en l'informant d'éventuelles erreurs d'étiquetage, si les étiquettes fournies par l'habitant ne coïncident pas avec les informations précédentes apprises par le système. Dans notre travail, on utilise ce deux méthodes d'apprentissage.

Une habitation abritant plusieurs personnes apporte une dimension de complexité supplémentaire : les multiactivités. (Liu et al., 2016) mentionnent que les personnes d'un ménage effectuent fréquemment des activités simultanées. Pour modéliser les relations temporelles, des modèles graphiques probabilistes ont été utilisés. Mais la complexité de la tâche augmente à mesure que le nombre d'activités augmente, et une grande quantité d'informations est nécessaire pour effectuer l'apprentissage. (Li et al., 2020) proposent une revue des approches pour la reconnaissance d'activité multi-utilisateurs. Ils décrivent des catégories des activités complexes comme : l'activité concurrente individuelle, où un seul utilisateur effectue différentes activités en même temps ; l'activité simultanée multi-individuelle, où plusieurs utilisateurs effectuent *la même activité* indépendamment ; et l'activité collaborative (multi-utilisateurs), lorsque les utilisateurs participent ensemble à la réalisation d'un objectif commun. Contrairement à (Li et al.,

2020), on considère qu'une activité simultanée multi-individuelle est quand plusieurs utilisateurs effectuent *différentes activités* individuellement et en même temps.

(Li et al., 2020) concluent que les approches basées sur les données pour la reconnaissance d'activité présentent des limites : le modèle de Markov caché convient mal aux situations impliquant plusieurs personnes ayant des activités simultanées, car le nombre de variables à prendre en compte devient très important. C'est pourquoi (Li et al., 2020) recommandent l'utilisation de technologies d'apprentissage profond pour les contextes complexes. La diversité des contextes et le bruit dans les données collectées rendent la tâche particulièrement difficile dans ces situations.

On présente dans cet article un système qui pourrait recueillir des informations auprès des habitants via une procédure d'étiquetage, dépassant la simple reconnaissance des activités par des capteurs ambiants. On détaillera les algorithmes nécessaires pour un processus d'AIC. En outre, le concept d'expériences permet d'étudier diverses activités, même simultanées. Enfin, on introduit une fonctionnalité permettant d'aider les résidents à se repérer dans leurs données historiques afin qu'ils puissent fournir des annotations à leur propre initiative.

3. APPROCHE PROPOSÉE

Les ménages disposent d'un ensemble de services pour assurer leur confort tels que les ouvertures/fermetures de fenêtres, l'éclairage et les appareils électriques, la gestion des systèmes CVC, etc. Les habitants ont une influence sur la consommation d'énergie par leur présence et l'utilisation de services. Dans les bâtiments performants, le principal impact est dû aux activités des habitants (Vorger, 2014). Pour satisfaire les demandes de confort des occupants, les services sont modifiés, par exemple les fenêtres sont ouvertes.

Considérons une action comme la modification de l'état des services. Considérons maintenant une activité (α), comme une séquence d'actions, réalisées avec une *intention particulière*, sachant qu'un cas particulier est une séquence d'une seule action. Une même *activité* peut être exécutée de différentes manières, ce qui conduit à des modalités d'activités (α_i). Une modalité d'activité fait référence à : un ensemble d'appareils utilisés et/ou la configuration d'un appareil, par exemple, un cycle de lavage à 60°C, pour un service d'une machine à laver. Et/ou une activité spécifique, comme ouvrir la porte ou ouvrir la fenêtre.

Le but du CSTS est d'évaluer l'impact (effets) sur la consommation d'énergie et le confort interne, des causes qui ne peuvent pas être observées à l'aide des mesures des capteurs. Pour nous, la cause implique non seulement l'activité, mais aussi son contexte. Les *effets* sont ici définis comme des changements mesurables dans l'état des dispositifs mesurés ou estimés lors de la réalisation des activités. Il est ensuite demandé aux habitants de fournir, s'ils le souhaitent, des étiquettes sous la forme d'un texte. Un étiquetage sur une période donnée correspond à *la réalisation* d'une activité. On propose d'étiqueter ce qu'on appelle des *faits*. Un fait est décrit par : une étiquette significative, librement choisie, exprimant *une activité* ayant du sens pour les habitants de telle manière qu'elle précise par rapport à l'intention de l'activité, des annotations sémantiques paramétrées par des attributs, provenant d'un ensemble fermé prédéfini. Une annotation sémantique paramétrée spécifie le contexte d'une action ou d'une activité.

On utilise l'approche 5W1H (pour son acronyme en anglais), un ensemble de questions (What?, Why?, Who?, When?, Where? et How?), utilisé par (Kashif et al., 2011) en faisant une analogie entre la méthode BRAHMS (Business redesign agent-based holistic modelling system) et les questions. BRAHMS est un simulateur multi-agent et un langage descriptif permettant d'enregistrer le comportement humain. Le langage décrit un contexte (Kashif et al., 2013) et (Habtamu et al., 2020).

Il est proposé que les habitants déclarent les réalisations des activités expérimentées et fournissent éventuellement des annotations sémantiques paramétrées complémentaires :

- pourquoi : spécialise l'intention pour la réalisation particulière d'une activité.
- comment : précise la façon dont une activité est réalisée : @comment(un ou plusieurs mots qui aident

les habitants à identifier la modalité "comment").

- qui : précise les acteurs humains @qui(les personnes impliquées).
- quoi : permet de décrire les objets impliqués dans l'activité exécutée @quoi().
- où : spécifie la localisation.

La question "quand ?" est déduite de l'étiquetage début/fin de la réalisation d'une activité.

Voici quelques exemples d'annotations :

- "améliorer la qualité de l'air de la pièce"/(date début, fin), @comment(ouvrir la fenêtre).**
- "rafraîchir la pièce"/(date début, fin), @comment(ouvrir la fenêtre).**
- "héberger des personnes"/(date début, fin), @qui(2 personnes) @où(chambre bleue)
- "partir en vacances"/(date début, fin), @qui(enfants)
- "laver des vêtements"/(date début, fin), @comment(programme 60°C), @quoi(vêtements très sales).

**Notez que lorsqu'il s'agit de deux faits différentes avec des intentions différentes, la même modalité peut être utilisée. Les modalités serviront au filtrage des faits lors de l'étape d'analyse des impacts. Par exemple, étudier l'impact de toutes les réalisations "rafraîchir la pièce" ayant la modalité @comment(ouvrir la porte).

Parce que les faits dans un CSTS peuvent être nombreux, l'idéal est que les acteurs humains n'agissent que s'ils veulent en savoir plus. Pour cela, on introduit le concept d'*expérience* qui rassemble une étiquette décrivant l'intention étudiée ainsi que les capteurs susceptibles de mesurer des impacts. Les différentes étapes d'une *expérience* sont : dans un premier temps, les habitants choisissent l'activité à analyser. Puis, ils définissent la période pendant laquelle ils souhaitent que l'analyse soit effectuée en termes de date de début et de date de fin. Enfin, ils sélectionnent les capteurs et leurs équipements associés et potentiellement impactés (capteurs de température, de concentration de CO_2 , de contact, consommation d'énergie d'appareils, etc). La sélection des capteurs dépend de l'activité étudiée dont l'intention donne une idée des effets qui doivent être observés. De cette façon, l'habitant pourra évaluer l'efficacité de son action. De plus, les habitants connaissent les appareils qu'ils utilisent. Si le système était automatisé, certains des appareils utilisés pourraient manquer.

Durant la phase de collecte de données capteurs, les algorithmes AIC interviennent pour la récupération des annotations.

(Silva et al., 2022).

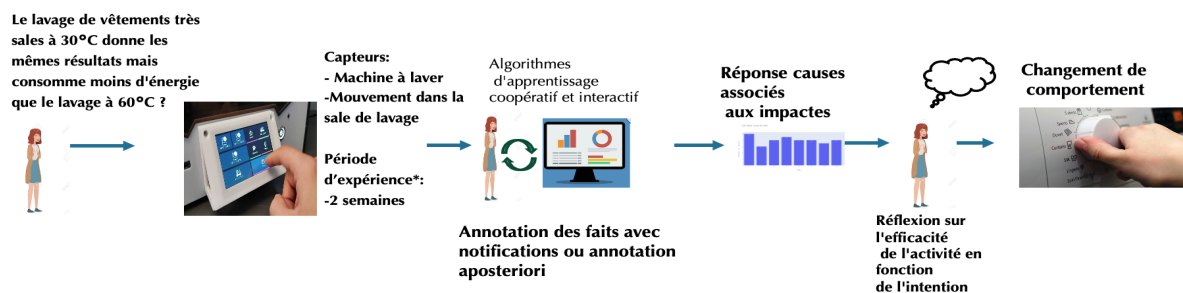


Figure 1 : Diagramme de la méthode générale

L'AIC a besoin d'information déduit des mesures en s'appuyant sur des extracteurs de caractéristiques. Il s'agit de transformer des données issues des capteurs en informations catégorielles, plus faciles à interpréter. Les extracteurs de caractéristiques sont des algorithmes généralement paramétrés, intégrant un modèle de connaissances qui effectuent des opérations de filtrage. Ils sont donc des fonctions à entrées multiples, allant de \mathbb{R}^m à \mathbb{R} . Ils prennent des séries temporelles de données de mesure en entrée et produisent une série temporelle de données catégorielles en sortie. Voici quelques exemples d'extracteurs de caractéristiques : *On-off* qui détecte quand un appareil est allumé/éteint ou dans un état indéterminé,

magnitude qui discrétise un signal en différents niveaux où les amplitudes sont paramétrées, *tendance* qui est utile pour déterminer l’augmentation ou la diminution des niveaux de concentration de CO_2 . On appelle *signature* de la série temporelle résultante, les données brutes d’un capteur transformées en informations discrétisées.

4. ANNOTATION A POSTERIORI

Les habitants n’auront pas besoin d’annoter chaque fois qu’ils réalisent une activité grâce aux AIC. Des notifications sont envoyées pour ajouter une nouvelle annotation ou pour corriger les étiquettes (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). Étant donné que les habitants ne sont pas toujours disponibles pour répondre aux notifications, ils peuvent reporter et effectuer une annotation de leur propre initiative avec une fonctionnalité permettant l’intervention des habitants à un autre moment : *la révision a posteriori*.

Après avoir obtenu les signatures résultant des extracteurs de caractéristiques, une *méthode de détection des points de changement* est appliquée à l’ensemble des signatures. L’objectif est de trouver des instants où ce qui se passe avant dans les mesures des capteurs est différent de ce qui se passe après, car cela pourrait indiquer le début ou la fin d’une activité.

La détection des points de changement est basée sur la méthode de divergence de Jensen-Shanon pour calculer la divergence entre deux distributions de probabilité. En tant que somme pondérée pour les valeurs discrètes est exprimée comme suit :

$$D_{JS}(p|q) = 1/2 \sum_i p_i \ln \frac{p_i}{\frac{p_i+q_i}{2}} + 1/2 \sum_i q_i \ln \frac{q_i}{\frac{p_i+q_i}{2}} \quad (1)$$

Un composant d’état est une valeur extraite à un intervalle de temps t_k . Il contient des *mots*, c’est-à-dire des valeurs entières, résultat des extracteurs de caractéristiques. Les mots sont comparés par un processus de fenêtre glissante. La méthode de Jensen Shanon nécessite des informations sur la distribution des probabilités (p_i, q_i) . Dans notre cas, on ne dispose pas d’informations sur les distributions de probabilités, c’est la fréquence d’apparition des mots qui est utilisée pour l’évaluation de la divergence.

Le principe de cette approche est le suivant : on considère que la fréquence d’apparition des mots sur une fenêtre temporelle (avant et après l’instant t considéré) est représentatif de l’activité en cours. La divergence de Jensen Shanon calcule la différence entre ces fréquences avant et après le temps t . On cherche donc l’ensemble des instants t_i où cette différence est maximum, indiquant que ce qui se passe après est très différent de ce qui se passe avant. Ces instants t_i sont donc vraisemblablement des points de changement d’activité. La taille de la fenêtre temporelle considérée doit permettre de construire (via la fréquence d’apparition) une distribution de probabilité représentative de l’activité en cours. La taille de cette fenêtre est donc un paramètre important. Une fenêtre plus petite rendra la méthode plus sensible aux fluctuations mineures, ce qui peut entraîner un grand nombre de faux positifs. En revanche, une fenêtre plus grande rendra la méthode moins sensible, mais elle pourrait manquer certains changements importants. Ce paramètre peut être réglé par l’utilisateur lui-même directement à travers un curseur. Il pourra comparer les points de changement obtenus au regard des données capteurs visualisées sous forme de heat map (voir figure suivante).

La méthode a été testée en utilisant la base de données de (Lago et al., 2017). Cette base de données contient des informations provenant de plusieurs capteurs dans un appartement de deux étages avec un habitant. Les capteurs installés comprennent des prises de consommation électrique, des capteurs de mouvement, de pression acoustique moyennée, d’humidité et de température de l’air. Un test a été effectué pour l’activité : ”cuisiner”. Les capteurs sélectionnés étaient les capteurs de consommation électrique de la plaque de cuisson et du four et les mouvements détectés dans la cuisine. La consommation électrique a été enregistrée en watts (W) et le mouvement est exprimé en pourcentage de temps (sur une période de 5 minutes) pendant lequel un mouvement a été enregistré.

Pour obtenir les signatures de chaque capteur sélectionné, on a utilisé l'extracteur de caractéristiques appelé magnitude, qui discrétise un signal en différents niveaux en fonction de l'amplitude des mesures. Des seuils sont établis pour transformer les données brutes en niveaux que l'on peut définir comme bas, moyen et élevé. Pour les capteurs, trois niveaux ont été calculés (0, 1 et 2 où 0 est le plus bas, par exemple, consommation d'énergie négligeable ou mouvement détecté négligeable).

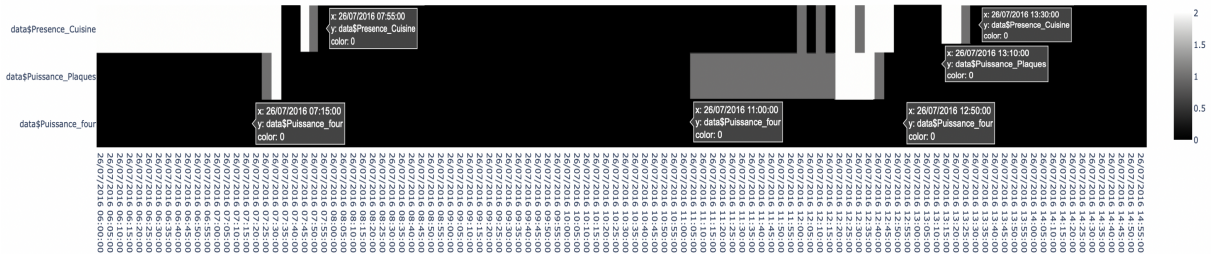


Figure 2 : Carte thermique des signatures pour l'activité "cuisiner"

La figure 2, une carte thermique des signatures, montre plus de 10 instants où au moins un capteur, de l'ensemble des capteurs, a changé d'état (chaque changement de couleur est un changement d'état du noir au gris, par exemple). On peut constater que le four n'a pas été utilisé, car à aucun moment une consommation d'énergie n'a été détectée (il n'y a pas eu de changement dans les mesures du capteur de consommation). Pour que les points de changement puissent servir de référence aux activités, on s'intéresse alors à l'observation des pics à des moments précis, plutôt qu'à la recherche de chacun des changements. L'activité "cuisiner" est reconnue aux 6 moments marqués (voir la figure 2), lorsqu'il y a détection d'une présence et que la plaque de cuisson est utilisée.

Lorsque la taille de la fenêtre de comparaison est trop petite, beaucoup de changements sont détectés. Cela peut être observé lorsque les valeurs sont constantes autour de 1,3 sur l'axe des ordonnées dans le graphique (voir la figure 5). L'algorithme a comparé les *mots* des capteurs chaque 300s (5min). La définition des mots est donnée dans le paragraphe suivant (équation 1).

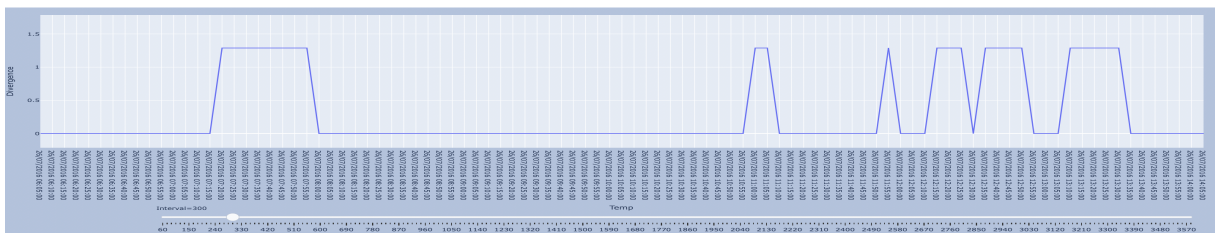


Figure 3 : Taille de la fenêtre du modèle de point de changement égale à 300s pour l'activité "cuisiner"

Quand la fenêtre est augmentée à 1200s (20min), le nombre de changements détectés est réduit. Au lieu de comparer chaque instant, il compare des instants groupés, ce qui permet d'observer les changements sur une période plus longue (voir la Figure 4). On a ajusté la taille de la fenêtre coulissante jusqu'à ce qu'elle corresponde mieux aux moments de changement observés dans la carte thermique (voir la Figure 2). Les lignes (voir la figure 4) permettent une meilleure visualisation des moments qui correspondent à l'activité. Cela signifie qu'une activité a probablement eu lieu de 7 :20 à 7 :35, puis une autre de 7 :35 à 8 :05. Plus tard, on détecte une probabilité de nouvelle activité de 11 :05 à 12 :15, puis de 12 :15 à 12 :45 et enfin une de 13 :10 à 13 :35.

En comparant avec les activités annotées dans la base de données, on a pu observer les labels montrés dans la figure 5.

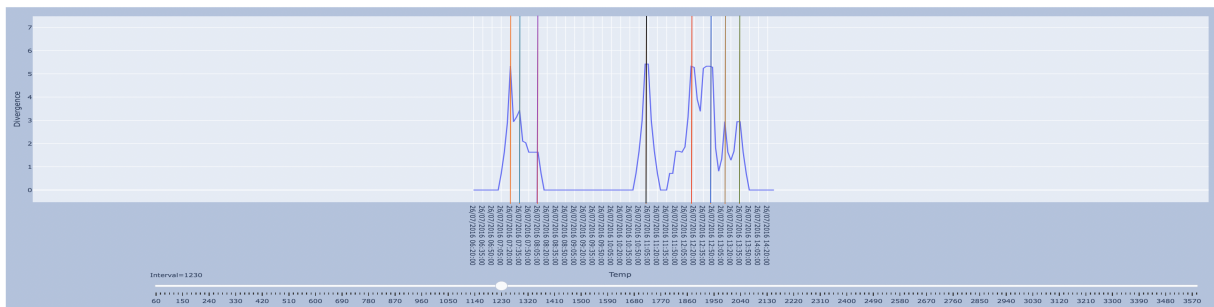


Figure 4 : Taille de la fenêtre du modèle de point de changement égale à 1230s pour l'activité "cuisiner"

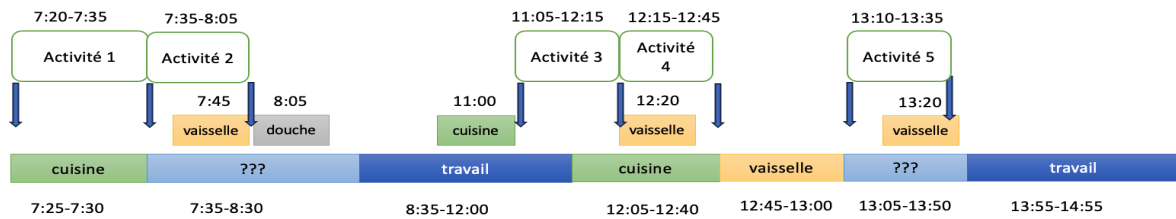


Figure 5 : Étiquettes données dans la base de données, points de changement détectés (flèches bleues), activités estimées numérotées de 1 à 5

En raison des changements des différents capteurs, on a trouvé deux activités probables au lieu d'une, comme le montrent les activités 1 et 2, 3 et 4. Cependant, la période de temps couverte par les deux correspond bien au début et à la fin de l'activité complète "cuisine". L'activité 5 a été principalement reconnue par le capteur de mouvement (voir figure 2). Il est possible que l'activité "vaisselle" ait été terminée à ce moment-là et que la personne se soit trouvée dans la cuisine. À 08 :05 le label "douche" a été annoté. Sur la figure 2 on observe à 07 :55 que de présence négligeable est enregistré ce que peut indiquer que les habitants ont abandonné la cuisine, et donc il y a eu un changement d'activité. De 8 :35 à 12 :00 l'activité travail a été annoté, mais c'est le cas des activités simultanées où l'habitant a travaillé et réchauffé et réchauffé de la nourriture au même temps. Sur la figure 2, on observe de la consommation d'énergie de la plaque de cuisson et aussi il y a l'annotation "cuisine" à 11 :00. L'habitant a dû choisir entre annoter soit l'activité cuisiner soit l'activité travail. Pareil pour le créneau de 12 :05 à 12 :40 et 13 :05 à 13 :50.

5. CONCLUSION

Le travail présenté propose un système dans lequel des expériences peuvent être programmées par les habitants d'un logement. Cela permet d'appréhender les contextes multi-activités. Dans la figure 5, on montre l'utilité des expériences pour pouvoir séparer l'information quand il y a des activités simultanées. C'est possible aussi de mettre en évidence les causalités entre consommation d'énergie avec une coopération entre les habitants et le système. Les habitantes font des annotations sur la notion des faits car ça permet de mieux évaluer l'efficacité des activités, en fonction de l'intention. Cette méthode peut contribuer aux deux étapes de persuasion des systèmes interactifs pour la gestion de l'énergie, comme (Cano et al., 2015) le "mirroring" et "explication". Ce qui permet aux habitants d'observer leur comportement et d'évaluer leurs effets. Des méthodes similaires d'auto-expérimentation ont été testées, par exemple, dans le domaine de la santé. (Daskalova et al., 2021) ont découvert que l'utilisation courante de données d'auto-surveillance incite à changer de comportement.

L'annotation peut être effectuée au moment de la réception d'une notification ou a posteriori, de façon à ce que les résidents soient libres de choisir le moment où ils souhaitent coopérer avec le système.

L'annotation a posteriori permet aux utilisateurs de se repérer dans le temps, selon ce qu'on a observé dans la figure 5. C'est utile pour aider à se souvenir des moments ou des activités ont été réalisées dans le passé. Des techniques interactives homme-machine (IHM) peuvent être mises en place pour faciliter la manipulation et la compréhension de l'outil. Le système IHM pourrait comporter une phase d'apprentissage afin que les habitants puissent comprendre et être guidés tout au long du processus du système. Cela inclut la compréhension du type de questions pouvant être testées, des capteurs pouvant être sélectionnés en fonction de la question posée, des exemples des annotations, etc.

REMERCIEMENTS

Travail soutenu par l'appel générique ANR-2021(Agence Nationale de la Recherche). Projet LearningHome.

BIBLIOGRAPHIE

- Adam, C., Danet, G., Thangarajah, J., and Dugdale, J. (2016). Bdi modelling and simulation of human behaviours in bushfires. *Information Systems for Crisis Response and Management in Mediterranean Countries : Third International Conference, ISCRAM-med 2016, Madrid, Spain*, pages 47–61.
- Alvarez del Castillo C., E., Amayri, M., Ploix, S., and Reignier, P. (2022). Apprentissage interactif et coopératif pour l'expérimentation de son chezsoi. *IBPSA France 2022- International Building Performance Simulation Association. Châlons en Champagne, France.*, pages <https://hal.science/hal-03714506>.
- Amayri, M., Ploix, S., Bouguila, N., and Wurtz, F. (2019). Estimating occupancy using interactive learning with a sensor environment : Real-time experiments. *IEEE Access*, pages 53932 – 53944.
- Amine, A., Reignier, P., Ploix, S., Jacomino, M., and El-safadi, E. (2020). Identification collaborative d'activités dans une zone habitée. *Conférence IBPSA*.
- Cano, G., Laurillau, Y., and Calvary, G. (2015). Persuasion technologique et energie : revue critique de l'état de l'art. *Journal d'Interaction Personne-Système*, 4 :48–68.
- Daskalova, N., Kyi, E., Ouyang, K., Borem, A., Chen, S., Hyun, P., Nugent, N., , and Huang, J. (2021). Self-e : Smartphone-supported guidance for customizable self-experimentation. *In Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. Yokohama Japan : ACM*, page 1–13.
- Habtamu, T., Bril El-Haouzi, H., Pannequin, R., and Benelmir, R. (2020). Multi-agent simulation of occupant behavior impact on building energy consumption. *10th Workshop on Service Oriented, Holonic and Multi-Agent Manufacturing Systems for Industry of the Future, Paris, France*.
- Kashif, A., Binh, L., Dugdale, J., and Ploix, S. (2011). Agent based framework to simulate inhabitants' behaviour in domestic settings for energy management. *In Proceedings of the 3rd International Conference on Agents and Artificial Intelligence*, pages 190–199.
- Kashif, A., Ploix, S., Dugdale, J., and Le, X. (2013). Simulating the dynamics of occupant behaviour for power management in residential buildings. *Energy and buildings*, 56 :85–93.
- Lago, P., Lang, F., Roncancio, C., and Jiménez-Guarín, C. (2017). The contextact@a4h real-life dataset of daily-living activities. *Lecture Notes in Computer Science*, 10257.
- Li, Q., Gravina, R., Saeed, Y., Alsamhi, H., Sun, F., and Fortino, G. (2020). Multi-user activity recognition : Challenges and opportunities. *Information Fusion*, 63 :121–35.
- Liu, Y., Nie, L., Liu, L., and Rosenblum, D. (2016). From action to activity : Sensor-based activity recognition. *Neurocomputing*, 181 :108–15.
- Schoofs, A., Guerrieri, D., Delaney, G., P., O. M., and Ruzzelli, A. (2010). Annot : Automated electricity data annotation using wireless sensor networks. *7th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks (SECON). Boston, MA, USA : IEEE*.
- Silva, J., Amayri, M., Ploix, S., Reignier, P., and Santos Silva, C. (2022). Cooperative and interactive learning to estimate human behaviours for energy applications. *Energy and Buildings*, 258.

Vorger, E. (2014). *Étude de l'influence du comportement des habitants sur la performance énergétique du bâtiment. PhDthesis*. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2014.