



HAL
open science

Approche sans modèle basée sur le raisonnement à partir de cas pour la gestion d'énergie dans l'espace habité

Fateh Boulmaiz, Patrick Reignier, Stephane Ploix

► To cite this version:

Fateh Boulmaiz, Patrick Reignier, Stephane Ploix. Approche sans modèle basée sur le raisonnement à partir de cas pour la gestion d'énergie dans l'espace habité. IBPSA, May 2024, La Rochelle - Ile d'Oléron, France. hal-04745716

HAL Id: hal-04745716

<https://hal.science/hal-04745716v1>

Submitted on 21 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.

Copyright

Approche sans modèle basée sur le raisonnement à partir de cas pour la gestion d'énergie dans l'espace habité

Fateh Boulmaiz^{1,2,*}, Patrick Reignier^{1,2}, Stéphane Ploix^{1,3}

¹Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, 38000 Grenoble, France

²Laboratoire LIG

³Laboratoire G-SCOP

*fateh.boulmaiz@univ-grenoble-alpes.fr

RÉSUMÉ. Cet article propose une nouvelle application de raisonnement à partir de cas (CBR) pour aider à la gestion intelligente des ressources énergétiques dans les espaces habités. Cette approche évite la construction d'un modèle, qu'il soit physique ou basé sur des données, en analysant l'historique des cas précédents de gestion de l'énergie dans l'espace habité. Elle utilise ensuite ces données pour fournir des recommandations d'actions visant à réduire la consommation d'énergie tout en prenant en compte les exigences de confort énergétique des occupants. Les résultats d'évaluation montrent des tendances encourageantes, démontrant ainsi le potentiel de cette approche pour une gestion plus efficace de l'énergie dans les espaces habités.

MOTS-CLÉS. Approche sans modèle, raisonnement à partir de cas, gestion d'énergie.

ABSTRACT. This article proposes a new Case-Based Reasoning (CBR) application to assist in the intelligent management of energy resources in inhabited spaces. This approach avoids constructing a model, whether physical or data-based, by analyzing the historical cases of energy management in the inhabited space. It then utilizes this data to provide actionable recommendations aimed at reducing energy consumption while considering the energy comfort requirements of occupants. Evaluation results show promising trends, thus demonstrating the potential of this approach for more effective energy management in inhabited spaces.

KEYWORDS. Model-free approach, case-based reasoning, energy management.

1. INTRODUCTION

Actuellement, les espaces habités en Europe représentent jusqu'à 40% de la consommation énergétique totale, faisant de ce secteur en France la source de plus de 36% des émissions de CO₂ (écologique, 2019). Avec plus de 36 millions d'unités de logement en France et considérant que les individus passent plus de 90% de leur vie à l'intérieur (You, 2018), il est évident que les actions visant à réaliser des économies d'énergie devraient principalement se concentrer sur les bâtiments et leurs occupants.

Des efforts politiques ont été déployés par les États et les gouvernements pour réduire la consommation d'énergie et les émissions de gaz à effet de serre. Ces efforts comprennent l'octroi d'incitations financières aux familles pour entreprendre des travaux visant à améliorer l'efficacité énergétique des bâtiments, ainsi que l'introduction de nouvelles normes de construction et de contrats de vente d'énergie basés sur des tarifs variables. Bien que ces mesures aient contribué à améliorer l'efficacité énergétique des bâtiments, elles ne prennent pas en compte le rôle crucial du comportement des occupants. Des études, telles que (Peschiera et al., 2010), ont montré que le comportement des occupants a un impact significatif sur la consommation d'énergie des bâtiments. Par conséquent, il est nécessaire de développer des approches

qui intègrent le facteur humain dans la recherche d'une efficacité énergétique accrue, tout en préservant son confort.

Pour générer assister les occupants à gérer l'énergie dans leur espaces habités, on utilise généralement des modèles basés sur des données régressives ou des équations mathématiques. Cependant, ces approches présentent des limitations. Les modèles régressifs, par exemple, ne prennent pas en compte la co-occurrence des phénomènes, ce qui peut entraîner des erreurs d'estimation et nécessitent de grandes quantités de données historiques pour l'apprentissage et le réglage des paramètres, les rendant ainsi dépendants du contexte. D'autre part, les modèles basés sur la connaissance requièrent une compréhension approfondie de l'environnement et du bâtiment, et ne sont pas facilement adaptables aux changements environnementaux, nécessitant une reconstruction du modèle à chaque fois. Face à ces défis, une approche basée sur le raisonnement à partir de cas est proposée, offrant une solution plus adaptable et évolutive, sans nécessiter la construction d'un modèle complexe ou de grandes quantités de données.

Après avoir exposé le contexte de cette étude dans la prochaine section, la section 3 détaille notre approche basée sur le paradigme CBR pour la gestion de l'énergie dans les espaces habités. Cette approche sera ensuite évaluée dans la section 4 afin de déterminer son efficacité et sa pertinence dans des situations réelles. Enfin, nous tirerons les conclusions dans la section 5.

2. CONTEXTE : RAISONNEMENT À PARTIR DE CAS

Le CBR est un paradigme de résolution de problèmes qui exploite des expériences passées, représentées sous forme de "cas sources", stockées dans une base de cas \mathbb{CB} , pour résoudre de nouveaux problèmes, appelés "cas cible". Chaque cas source comprend une description du problème à résoudre ainsi que la solution retenue. Ce paradigme repose sur le raisonnement par analogie dans la résolution des problèmes cibles, en se basant sur le principe selon lequel des problèmes similaires ont des solutions similaires. Ce principe est mis en œuvre à travers cinq processus interdépendants.

- *Élaboration* : Lorsqu'un nouveau problème est présenté, il est analysé pour identifier les caractéristiques importantes et les objectifs à atteindre.
- *Remémoration* : La base de cas est interrogée pour trouver des cas similaires au problème cible. Cette étape implique la recherche de cas sources pertinents qui peuvent servir de base pour résoudre le problème cible.
- *Réutilisation* : Une fois les cas pertinents identifiés, les solutions ou stratégies utilisées pour résoudre ces cas sont extraites et adaptées au nouveau problème. En pratique, il est rare que les problèmes correspondent exactement aux cas précédemment résolus, Ainsi, une adaptation est souvent nécessaire pour ajuster les solutions existantes au contexte spécifique du problème cible.
- *Révision* : La solution adaptée est évaluée pour s'assurer qu'elle est appropriée pour le problème actuel. Si nécessaire, le processus de réutilisation est sollicité pour ajuster la solution en tenant compte des retours d'expérience et des ajustements potentiels identifiés lors de l'évaluation.
- *Rétention* : Enfin, le système intègre le problème cible ainsi que sa solution issue du processus de résolution actuel dans sa base de cas sous forme d'un cas source, enrichissant ainsi son expérience pour les futures résolutions de problèmes similaires.

3. LE CBR POUR GÉNÉRER LES RECOMMANDATIONS

Cette section propose une approche basée sur le paradigme CBR pour aider les occupants à optimiser la gestion de l'énergie dans leur environnement résidentiel sans compromettre leur confort. L'avantage de cette approche est qu'elle ne nécessite ni la construction d'un modèle basé sur des connaissances physiques ni de grandes quantités de données pour l'apprentissage, contrairement à d'autres approches de l'apprentissage automatique. Cependant, il est important de noter que l'approche proposée dans la suite de cet article ne se limite pas à une simple application du paradigme CBR classique. Au contraire, elle intègre des améliorations visant à renforcer les différents processus inhérents à ce paradigme, afin de mieux répondre aux besoins spécifiques de l'optimisation énergétique dans les environnements résidentiels

3.1. STRUCTURE DE CAS

Pour répondre aux besoins des autres processus de l'approche CBR proposée, les données d'un cas sont structurées différemment de la structuration traditionnelle, qui présente un cas sous forme d'un problème et de sa solution. Dans cette approche, les données sont organisées en trois catégories :

- *Données de contexte* : Ces données, représentées par \mathcal{C} , modélisent les phénomènes sur lesquels le système n'a aucune influence directe, comme les conditions météorologiques ou le nombre de personnes présentes dans l'espace habité.
- *Données d'actions* : Ces données, représentées par \mathcal{A} , englobent les phénomènes qui peuvent d'être contrôlés et d'influencer l'état de l'environnement. Elles englobent les actions ou les décisions envisageables pour résoudre le problème rencontré, telles que l'ouverture des fenêtres/portes et la définition des points de consigne pour le chauffage/climatisation.
- *Données d'effets* : Ces données, représentées par \mathcal{E} , décrivent les conséquences observées en réponse aux actions prises dans le contexte donné, telles que la température intérieure, la qualité de l'air intérieur, etc.

Un cas C_i est ainsi défini par le triplet $(\mathcal{C}_i, \mathcal{A}_i, \mathcal{E}_i)$. En se conformant à cette nouvelle structure, le principe du paradigme CBR est reformulé par le Principe 1. Le processus de résolution de problème consiste donc à identifier les actions permettant d'améliorer le confort énergétique tout en maintenant, voire en réduisant, le coût de la consommation d'énergie.

Principe 1 *Des actions similaires entreprises dans des contextes similaires produisent des effets similaires*

3.2. REMÉMORATION DE CAS SIMILAIRES

Le CBR conventionnel présente la limitation de ne pas avoir de critère pour identifier les cas les plus proches en fonction de la similarité entre les problèmes des cas. Les approches de CBR conventionnelles remémorent un nombre fixe de cas sources similaires. Ainsi, elles sélectionnent toujours le même nombre de cas similaires, indépendamment d'un nombre optimal de cas similaires selon les cas cibles. Ce nombre fixe de cas similaires pose problème lorsque certains cas cibles devraient prendre en compte davantage de cas sources similaires tandis que d'autres en nécessiteraient moins. De plus, un problème survient avec le CBR conventionnel lorsque de nombreux cas sources sont également distants des cas cibles. Ainsi, il ne

garantit pas des cas sources similaires optimaux pour divers cas cibles, ce qui conduit à des performances médiocres en raison de l'écart par rapport aux cas sources similaires.

Dans cet article, nous présentons une technique de remémoration de cas similaires qui adapte dynamiquement le nombre optimal de cas similaires en tenant compte de la distribution des distances entre les cas sources pour chaque cas cible. L'idée principale est de sélectionner les cas sources similaires en fonction de la similarité plutôt que du nombre, en déterminant un seuil de distance de similarité pour chaque cas cible. Les cas sources similaires seront ainsi les cas qui satisfont au critère de ce seuil de distance. Plus précisément, le processus de remémoration des cas similaires se déroule en trois étapes.

1. Détermination du seuil de distance contexte-action : Le Principe 1 du paradigme CBR met l'accent sur la similarité entre les variables, une formalisation du terme similitude, pouvant être traitée par des systèmes informatiques, est donc requise. Dans cette étude, cette similarité est exprimée par la mesure de distance entre les variables. Aucune hypothèse n'est faite sur la distance utilisée, tant qu'elle prend en compte la représentation vectorielle des variables utilisées pour modéliser les phénomènes. Ainsi, des distances telles que la distance euclidienne ou la distance de Manhattan peuvent être utilisées selon le choix du concepteur. Pour tenir compte de la catégorie des variables et de leurs interactions, nous introduisons trois distances : $d_E(C_i, C_j)$ pour mesurer la distance entre les variables d'effets des cas C_i et C_j , $d_{CA}(C_i, C_j)$ pour évaluer la distance entre les variables de contexte et d'action, et $d_C(C_i, C_j)$ pour quantifier la distance entre les variables de contexte.

Bien que la distance entre les variables fournisse une mesure objective de leur proximité dans un espace donné, elle ne permet pas en elle-même de juger de leur similarité. Il est donc nécessaire de compléter cette évaluation en considérant d'autres aspects, tels que l'établissement d'un seuil en deçà duquel deux variables peuvent être considérées comme similaires. Précisément, dans ce travail, pour déterminer si 2 vecteurs représentant les valeurs d'une variable d'effets de deux cas sont similaires, un seuil est nécessaire. La valeur sensible Δ_e définie par un expert, associée à chaque variable d'effet e_i , va être utilisée : elle représente la sensibilité perceptible par l'humain à une variation de Δ_e dans la valeur de la variable e . Ce seuil permet ainsi de déterminer si les variables d'effets sont similaires selon la définition 1.1.

Définition 1.1 (Vecteurs d'effet similaires.) Deux cas C_i et C_j sont similaires basé sur leurs variables d'effets \mathcal{E} si : $\forall e \in \mathcal{E}, d_E(C_i(V_e), C_j(V'_e)) \leq \Delta_e$, où les vecteurs V_e et V'_e représentant les valeurs de la variable d'effet e dans C_i et C_j respectivement.

La définition 1.1 permet d'évaluer la similarité des effets dans le principe 1, mais ne couvre pas la similarité basée sur le contexte et les actions. Pour combler cette lacune, ce travail introduit un seuil de similarité basé sur ces variables, comme énoncé dans la définition 1.2. Dans cette définition, les cas (cas) pour lesquels la distance contexte-action satisfait le seuil $\delta_{CA}^{C_i}$ par rapport au cas C_i ne présenteront pas de différence perceptible par l'utilisateur en termes de variables d'effet.

Cette approche permet de générer, au maximum, un nombre équivalent de seuils de distance contexte-action que le nombre de cas sources dans la base de cas. L'objectif est d'estimer le seuil $\delta_{CA}^{C^*}$ lié au cas cible C^* à partir des seuils contexte-action des cas disponibles dans la base de cas. Ce seuil représente la distance contexte-action optimale qui, pour chaque cas source C_i , maximise à la fois la précision et la sensibilité lors du calcul du seuil $\delta_{CA}^{C_i}$. Cette optimisation est réalisée en utilisant la méthode statistique F1-score, comme indiqué dans l'équation 1.

Définition 1.2 (Seuil de similarité contexte-action.) *Le seuil de distance contexte-action $\delta_{CA}^{C_i}$ associé au cas C_i doit satisfaire la condition suivante : $\forall C_j, \forall e, d_{CA}(C_i, C_j) \leq \delta_{CA}^{C_i} \Rightarrow d_E(C_i, C_j) \leq \Delta_{e_i}$, avec Δ_e – la distance de sensibilité associée à la variable d’effet e .*

$$\delta_{CA}^{C^*} = \operatorname{argmax}_{\delta_{CA}^{C_i}} (\text{F1-score}(\delta_{CA}^{C_i})) \quad (1)$$

2. Détermination du seuil de distance contexte et remémoration de cas sources similaires :

Il n’est pas possible d’appliquer directement le seuil contexte-action au cas cible C^* . En effet, les actions du cas C^* sont inconnues (c’est précisément ce que nous cherchons à déterminer), et les seules informations disponibles pour ce nouveau cas sont les données de contexte. Ainsi, seules les variables de contexte peuvent être utilisées pour évaluer la similarité entre le cas C^* et les cas sources, en utilisant la distance du contexte d_C . Le défi à ce stade est de déterminer le seuil $\delta_C^{C^*}$ qui représente la distance de contexte maximale déterminant les cas sources similaires au cas C^* .

Une approche pour relever ce défi consiste à déduire le seuil $\delta_C^{C^*}$ à partir du seuil $\delta_{CA}^{C^*}$ de la distance contexte-action. Cela peut être accompli en utilisant une fonction de projection ϕ qui permet de projeter la distance contexte-action dans l’espace du contexte, comme le présente l’équation 2.

$$\delta_C^{C^*} = \max \phi(\delta_{CA}^{C^*}), \forall C_i \in \mathbb{CB} \quad (2)$$

L’ensemble \mathcal{N}_{C^*} de cas sources similaires au cas cible C^* est composé des cas sources C_i dont la distance contexte $d_C(C^*, C_i)$ est inférieure au seuil $\delta_C^{C^*}$. Ceci est représenté formellement dans l’équation 3.

$$\mathcal{N}_{C^*} = \{C_i \in \mathbb{CB}, d_C(C^*, C_i) \leq \delta_C^{C^*}\} \quad (3)$$

3.3. ADAPATATION

Le schéma classique de raisonnement dans l’élaboration des approches d’adaptation repose souvent sur une hypothèse implicite selon laquelle la base de cas ne contient que des cas positifs, c’est-à-dire des cas où la solution a réussi à satisfaire le problème correspondant. Toutefois, il existe aussi des cas négatifs où la solution proposée échoue à résoudre le problème. Ces cas d’échec ne sont jamais utilisés par les systèmes CBR existants, portant ils pourraient constituer des sources de connaissance potentiellement utiles pour le processus de résolution de problème.

Dans cet article, une approche d’adaptation est proposée qui est inspirée par cette reconnaissance des cas d’échec comme une source de connaissance précieuse, supposant que les cas sources ont déjà été étiquetés comme des cas réussis (positifs) ou des cas échoués (négatifs), selon une fonction d’étiquetage \mathcal{E} (voir équation 4). De plus, cette approche présume que le système CBR est équipé d’une fonction de qualité QF, qui évalue l’efficacité des actions entreprises dans un contexte donné. Des scores plus élevés indiquent de meilleures performances, établissant ainsi implicitement une valeur seuil \mathcal{TS}^e pour chaque variable d’effet e , comme défini par l’équation (4).

$$\forall C \stackrel{\text{def}}{=} (\mathcal{C}, \mathcal{A}, \mathcal{E}) \in \mathbb{CB}, \forall e \in \mathcal{E}, \text{QF} : e \mapsto \mathbb{R} \\ \text{LF}(C) = \begin{cases} C^+ & \text{if } \text{QF}(e) \geq \mathcal{TS}^e, \forall e \in \mathcal{E} \\ C^- & \text{sinon.} \end{cases} \quad (4)$$

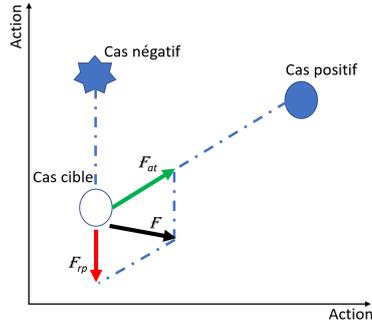


Figure 1 : Forces attractives et répulsives.

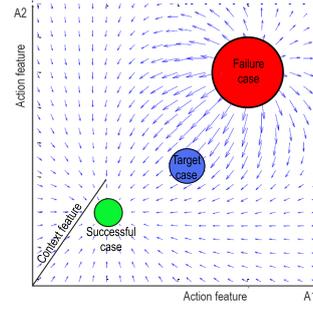


Figure 2 : Champ potentiel total.

Dans cet article, une approche d'adaptation est proposée qui est inspirée par cette reconnaissance des cas négatifs comme une source de connaissance précieuse, où le concept fondamental est de traiter le cas cible comme un point se déplaçant dans l'espace des actions, influencé par des forces virtuels créés autour des actions des cas sources similaires positifs à atteindre et des cas sources négatifs à éviter. Par conséquent, les actions du cas cible subit deux types de forces : des forces attractives \mathbb{F}^A générées par les cas sources similaires positifs, et des forces répulsives \mathbb{F}^R générées par les cas sources similaires négatifs (voir figure 1). Les champs potentiels, associés à ces forces, sont appliqués à une solution initiale représentée par le barycentre des actions des cas sources similaires, pour déterminer collectivement la position des actions à retenir pour le cas cible dans l'espace des actions, comme illustré dans la figure 2.

L'amplitude des deux forces devrait être directement proportionnelle à la performance des solutions sources. En d'autres termes, cela signifie que l'on cherche à s'approcher des actions ayant des effets positifs et à s'éloigner des actions ayant des effets négatifs. Cependant, cette amplitude devrait également être inversement proportionnelle à la distance entre les contextes des cas sources similaires et le contexte cible. En effet, plus les contextes des deux cas sont différents, moins les actions sources sont pertinentes pour le cas cible. Pour intégrer ces contraintes, l'équation 5 introduit une fonction qui détermine à la fois l'amplitude et la direction de la force potentielle \mathbb{F}_C associée à un cas source similaire C .

$$\forall C \in \mathcal{N}_{C^*}, \mathbb{F}_C = \begin{cases} \left(1 - \frac{d_C(C^*, C)}{\delta_C^{C^*}}\right) \times (QF(C) - \mathcal{T}S), & \text{si } QF(C) \neq \mathcal{T}S \\ 1 - \frac{d_C(C^*, C)}{\delta_C^{C^*}}, & \text{sinon} \end{cases} \quad (5)$$

4. ÉVALUATION

Pour évaluer notre approche, désignée par CBR-APF par la suite, nous avons mené une expérience avec des données semi-synthétiques générées à partir de données réelles. La base de cas comprend 15 948 cas, chacun composé de variables d'effet (température et qualité de l'air), d'actions (ouverture de porte et fenêtre) et de variables contextuelles (conditions météorologiques), chacune décrite par un vecteur de 24 valeurs par jour. Nous avons utilisé une validation croisée à 5 volets, avec un ensemble de test \mathcal{CB}_T choisi parmi cinq ensembles, tandis que les quatre restants servent d'ensembles d'apprentissage. Les résultats des métriques sont moyennés sur les cinq itérations pour obtenir une estimation finale de la performance. Pour évaluer l'efficacité des actions proposées, nous avons utilisé des fonctions pour mesurer le niveau de l'insatisfaction des utilisateurs concernant la température (QF^{eT}) et la qualité de l'air (QF^{eCO_2}), comme défini par l'équation 6. En outre, afin de simuler les conséquences des actions suggérées, nous avons élaboré un modèle physique du bâtiment qui a été utilisé dans

l'expérience.

1. L'approche CBR^S, présentée dans (Boulmaiz et al., 2022), utilise des cas réussis et échoués mais manque d'un processus d'adaptation.
2. L'approche CBR^B fusionne les solutions des cas similaires sans forces artificielles pour évaluer leur efficacité.
3. CBR^P teste une variante qui ne considère que les cas positifs, soulignant les avantages d'incorporer les cas négatifs.
4. CBR^R, introduite dans (Patterson et al., 2002), utilise un algorithme des K-plus proches voisins et une régression linéaire pour prédire la solution du cas cible.

$$QF^{e_T}(h) = \begin{cases} 0 & \text{si } e_T(h) \in [21, 23] \\ \frac{e_T(h)-23}{26-23} & \text{si } e_T(h) > 23 \\ \frac{21-e_T(h)}{21-18} & \text{si } e_T(h) < 21 \end{cases}, \quad QF_C^{e_{CO_2}}(h) = \begin{cases} 0 & \text{si } e_{CO_2}(h) \leq 500 \\ \frac{e_{CO_2}(h)-500}{1500-1000} & \text{si } e_{CO_2}(h) > 500 \end{cases} \quad (6)$$

Pour évaluer les approches d'adaptation, nous définissons et utilisons les indicateurs suivantes :

- *Taux d'Amélioration des Performances (TAP)* : Cette métrique, formalisée par l'équation 7, évalue l'amélioration des performances des actions générées par l'approche d'adaptation par rapport à celles des actions réalisées par l'utilisateur sans assistance.

$$TAP(C_i) = \frac{PRF_{C_i}^* - PRF_{C_i}^r}{\text{abs}(PRF_{C_i}^r)} \quad (7)$$

Où $PRF_{C_i}^* = QF(C_i)$ – Les performances du cas C_i suite à l'application des actions générées par l'approche d'adaptation, $PRF_{C_i}^r$ – Les performances du cas C_i suite à l'application des actions réalisées par l'utilisateur. $\text{abs}(\cdot)$ – La valeur absolue.

- *Taux d'Efficacité de l'Approche (TEA)* : C'est le ratio entre le nombre de cas de test dont les performances sont améliorées par l'application des actions recommandées par l'approche d'adaptation et le nombre total de cas de test, tel qu'illustré dans l'équation 8.

$$TEA = \frac{|\beta^+|}{|\beta|} \quad (8)$$

Où $\beta = \mathbb{C}\mathbb{B}_T$ – L'ensemble de cas de test, $\beta^+ = \{C_i \in \mathbb{C}\mathbb{B}_T / TAP(C_i) > 0\}$, $|\cdot|$ – La cardinalité.

La Table 1 résume les résultats comparatifs de notre approche avec les quatre approches choisies. Les observations notables de cette expérience sont :

- Peu importe l'ensemble de test utilisé, notre approche CBR-APF est nettement meilleure en termes de performances que toutes les autres bases de référence, avec également de meilleurs TEA.
- La qualité du processus de raisonnement est significativement influencée par le nombre de cas sources similaires. Lors de l'utilisation d'une approche d'adaptation compositionnelle, le TAP tend à être supérieur par rapport à l'utilisation d'un seul cas similaire, comme le montre la comparaison entre CBR-APF (approche compositionnelle) et CBR^S (cas similaire unique).
- L'ajout des forces d'attraction et de répulsion impacte significativement les résultats du processus d'adaptation. Notre approche APF-CBR surpasse la base de référence CBR^B, même avec un nombre égal de cas similaires. CBR-APF est 1,52 fois plus efficace que CBR^B pour améliorer la performance des cas (TAP global = 29.87% contre 19.58%). De

ENSEMBLE APPROCHE	S ₁		S ₂		S ₃		S ₄		S ₅		GLOBAL	
	MÉTRIQUE		MÉTRIQUE		MÉTRIQUE		MÉTRIQUE		MÉTRIQUE		MÉTRIQUE	
	TAP (%)	TEA(%)	TAP (%)	TEA(%)								
CBR ^S	16.73	59.13	17.85	48.57	19.53	60.12	20.48	56.07	18.79	64.48	18.68	57.67
CBR ^B	17.03	57.51	15.36	63.90	20.52	59.69	23.63	65.52	21.36	662.71	19.58	61.87
CBR ^P	22.62	42.26	18.54	48.85	20.14	50.21	22.48	52.92	23.47	39.86	21.45	46.82
CBR ^R	13.91	32.18	11.83	29.89	14.71	43.07	17.45	39.52	15.09	41.26	14.60	37.18
CBR-APF	29.84	94.01	28.85	87.93	31.05	96.77	32.62	93.60	27.03	88.99	29.87	92.05

Tableau 1 : Résultats de l'évaluation 5-fold des approches d'adaptation avec des données semi-synthétiques.

plus, APF-CBR trouve avec succès une solution pour 1,49 fois plus de cas que CBR^B, en améliorant la performance des solutions proposées par l'utilisateur sans assistance dans 92,05% des cas, contre 61,87% pour CBR^B.

- L'utilisation des cas d'échec influence considérablement la performance d'un système CBR. En incorporant à la fois des cas positifs et des cas négatifs, le système améliore les résultats du raisonnement. Comparant les trois approches différentes CBR-APF, CBR^P, et CBR^R, les résultats TAP montrent que l'approche CBR-APF surpasse les autres. Elle est plus de trois fois plus efficace que CBR^R et plus de 1.5 fois plus efficace que CBR^P pour améliorer la performance.

5. CONCLUSION

Cet article a présenté une nouvelle approche basée sur le paradigme CBR pour la conception des systèmes de gestion d'énergie. En utilisant le CBR, notre méthode évite les difficultés liées à la construction de modèles de l'environnement, offrant ainsi une approche plus flexible et plus facilement déployable. Cette approche évite de modéliser explicitement l'environnement en se basant sur les expériences passées, qu'elles soient réussies ou échouées, dans le raisonnement pour générer des actions qui optimisent la gestion de l'énergie dans un espace habité. Les résultats d'une première expérimentation ont démontré une amélioration significative des performances par rapport aux actions effectuées par un occupant sans assistance. Nous travaillons actuellement sur l'amélioration du processus de raisonnement, en abordant spécifiquement le défi posé par le fait que les approches d'adaptation actuelles supposent que les solutions présentes dans la base de cas sont optimales. Notre travail se concentre sur le développement d'une nouvelle approche qui reconnaît explicitement que ces solutions ne sont pas nécessairement optimales.

BIBLIOGRAPHIE

- (2018). Modern indoor living can be bad for your health. Technical report, YouGov.
- Boulmaiz, F., Reignier, P., and Ploix, S. (2022). An occupant-centered approach to improve both his comfort and the energy efficiency of the building. *Knowledge-Based Systems*, 249 :108970.
- Patterson, D. W., Rooney, N., and Galushka, M. (2002). A regression based adaptation strategy for case-based reasoning. In *AAAI/IAAI*.
- Peschiera, G., Taylor, J. E., and Siegel, J. A. (2010). Response–relapse patterns of building occupant electricity consumption following exposure to personal, contextualized and occupant peer network utilization data. *Energy and Buildings*, 42(8) :1329–1336.
- écologique, M. T. (2019). Chiffres clés de l'Énergie-edition 2019. Technical report, Ministère de la transition écologique, France.