



HAL
open science

Méthodologie de validation d'outils de simulation énergétique urbaine avec un cas d'application sur la Seine-et-Marne

Lucie Lefort, Romain Bonabe de Rougé, Pascal Schetelat, Thomas Berthou,
Bruno Duplessis, Peter Riederer, Eric Peirano

► To cite this version:

Lucie Lefort, Romain Bonabe de Rougé, Pascal Schetelat, Thomas Berthou, Bruno Duplessis, et al..
Méthodologie de validation d'outils de simulation énergétique urbaine avec un cas d'application sur la
Seine-et-Marne. IBPSA France 2020, Nov 2020, Reims (en ligne), France. hal-03202696

HAL Id: hal-03202696

<https://hal.science/hal-03202696v1>

Submitted on 20 Apr 2021

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.

Méthodologie de validation d'outils de simulation énergétique urbaine avec un cas d'application sur la Seine-et-Marne

Lucie Lefort^{*1,2,3}, Romain Bonabe de Rougé¹, Pascal Schetelat², Thomas Berthou³, Bruno Duplessis³, Peter Riederer², Eric Peirano^{1,3}

¹ Efficacity

14 boulevard Isaac Newton, 77420 Champs-sur-Marne

²CSTB, Direction Énergie et Environnement

³MINES ParisTech, PSL – Research University, CES – Centre efficacité énergétique des systems

*l.lefort@efficacity.com

RESUME. De plus en plus d'outils de simulation énergétique se développent à l'échelle du quartier pour accompagner la transition énergétique et environnementale des villes. Néanmoins de tels outils requièrent de nombreuses données qui sont souvent indisponibles dans leur totalité à l'échelle d'un quartier. Cela implique alors un processus d'inférence des données manquantes. L'erreur générée lors de ce processus est pour l'instant difficilement quantifiable et aucun consensus n'est encore apparu pour la validation de ces outils. Cet article propose une première approche de validation reproductible et appuyée sur des données libres d'accès.

MOTS-CLÉS : Simulation énergétique urbaine, validation.

ABSTRACT. Urban building energy modelling and simulations is a growing field of research. However, such simulations require a lot of input data that is not always entirely available at the district scale. Therefore, a data inference process has to be implemented. This process generates uncertainty in the results of the simulation which has not been well quantified so far. Validation of urban building energy models (UBEM) is also not very developed at the moment. Thus, this paper introduces a replicable approach of validation for UBEM, based on open data.

KEYWORDS : urban building energy modelling, validation.

1. INTRODUCTION

Dans un contexte prégnant d'action face au changement climatique, de plus en plus de villes se positionnent avec des objectifs environnementaux ambitieux. Ainsi Londres et New-York souhaiteraient atteindre la neutralité carbone d'ici le milieu du siècle. Pour réduire les consommations d'énergie des villes, le secteur du bâtiment est un levier d'action incontournable. En France par exemple, les secteurs

résidentiel et tertiaire comptaient pour 45 % des consommations d'énergie finale en 2015 (ADEME 2015).

Pour soutenir les initiatives et les objectifs des politiques publiques de diminution des consommations énergétiques, de plus en plus d'outils de simulation énergétique dynamique (SED) se développent à l'échelle du quartier (Reinhart et Cerezo Davila 2016).

Deux tendances ont ainsi été observées :

- La première consiste à adapter à l'échelle du quartier des outils de SED existant à l'échelle du bâtiment. Cette stratégie a notamment été adoptée par des outils tels que CityBES (Hong, et al. 2016) ou Urban Modelling Interface (UMI) (Reinhart, et al. 2013).
- La seconde tendance prend le parti de recréer un modèle de simulation énergétique à l'échelle quartier à partir de modèles dynamiques plus simples au niveau d'un bâtiment mais permettant de simuler un grand nombre de bâtiments et de prendre en compte plus facilement les interactions entre bâtiments tels que les masques solaires par exemple. C'est le cas notamment pour les outils comme Dimosim (Riederer, et al. 2015), Smart-E (Berthou, Duplessis et Rivière, et al. 2015) ou CitySim (Robinson, et al. 2009).

Dans un cas comme dans l'autre, l'ensemble des informations nécessaires à la simulation d'un grand nombre de bâtiments et de leur(s) réseau(x) énergétique(s) sont souvent difficiles à obtenir. Par exemple, il est très rare de connaître la composition des parois ou le taux de vitrage de chaque bâtiment du quartier à simuler, en particulier dans le parc existant. De ce fait, des stratégies pour pallier ce manque de données d'entrée ont été mises en place : c'est l'enrichissement des données. L'approche la plus commune pour l'enrichissement des données passe par l'utilisation d'archétypes. L'ensemble des bâtiments à modéliser sont ainsi catégorisés en fonction de divers paramètres tels que leur usage principal (résidentiel ou commercial par exemple) ou leur année de construction. Des paramètres physiques tels que le coefficient de transfert thermique des parois ou le taux de vitrage, voire la géométrie entière, sont alors associés de manière déterministe à chaque classe de bâtiments. Il est possible de raffiner cette stratégie en remplaçant les paramètres déterministes proposés par des distributions de probabilités. Ces distributions peuvent ensuite être calibrées ou non avec des données de consommations mesurées (Cerezo, et al. 2017).

Cependant, cette démarche d'enrichissement des données manquantes introduit une erreur supplémentaire dans les résultats des simulations qu'il est difficile de quantifier. Or à la différence des BESTEST pour les outils de SED bâtiments (Judkoff et Neymark 1995), il n'existe pour l'instant pas de méthode de validation à l'échelle urbaine reproductible, intégrant le processus d'enrichissement des données manquantes et faisant consensus au sein de la communauté scientifique. Des comparaisons ponctuelles de résultats de simulation avec des données mesurées ont néanmoins été réalisées (Sokol, Cerezo Davila et Reinhart 2017), (Fonseca et Schlueter 2015). Ces approches de validation empirique permettent d'obtenir un premier ordre de grandeur des erreurs attendues en sortie de ces outils mais elles présentent l'inconvénient d'être rarement reproductibles et peu génériques. Une démarche de validation comparative (inter-modèles) a également été initiée au sein du groupe de travail de l'Annex 60 de l'Agence Internationale de l'Énergie (Wetter 2017) avec la définition d'un cas de référence basé sur un quartier synthétique parfaitement décrit. Elle se poursuit actuellement au sein du projet IBPSA Project 1 (Saelens, et al. 2019). Si cette approche est intéressante pour une comparaison inter-modèles, elle ne permet pas de vérifier la fiabilité du processus d'enrichissement des données pour le paramétrage des modèles.

2. METHODE DE VALIDATION PROPOSEE

Le manque de données disponibles pour la simulation à l'échelle urbaine nécessite de développer une méthode de validation propre à cette échelle spatiale. En effet, au vu des incertitudes générées par les diverses stratégies d'enrichissement des données, il n'est pas suffisant de valider les modèles thermiques et énergétiques utilisés. L'objectif de ces travaux est donc de proposer une méthode de validation des outils de SED qui soit propre à l'échelle quartier et prenne en compte les diverses sources d'incertitudes notamment celles liées aux données d'entrée de simulation. Comme présentée Figure 1, l'approche choisie ici propose de découper le travail de validation de ces outils par cas d'usage. En effet, les outils étudiés sont d'une grande complexité, intègrent de nombreux paramètres et peuvent potentiellement être appliqués dans différentes situations avec différents objectifs. Il est donc peu réaliste d'essayer de valider l'ensemble des paramètres d'entrée ainsi que l'ensemble des grandeurs de sortie. Néanmoins, il est possible d'identifier par cas d'usage les sorties du modèle dont la fiabilité doit être assurée (Key Performance Indicator ou KPI) et par conséquent d'identifier les entrées qui influencent le plus l'erreur sur ces sorties. Par exemple, si un outil de SED se veut capable de prédire les économies d'énergie réalisées dans le cadre d'une rénovation thermique des bâtiments d'un quartier, la grandeur de sortie dont la fiabilité importe le plus est l'estimation des besoins thermiques annuels. En revanche si ce même outil doit être utilisé pour dimensionner la chaufferie d'un réseau de chaleur alors la grandeur à valider en sortie du modèle est la courbe de charge des besoins thermiques. En fonction de la grandeur de sortie étudiée, différents résultats de référence peuvent alors être utilisés pour la validation telles que des données mesurées sur le terrain par exemple. Enfin, la validation des données enrichies nécessite de proposer des cas d'études réels pour lesquels les jeux de données complets sont mis à disposition, ceci afin de permettre aux différents outils de valider empiriquement leur stratégie d'enrichissement.

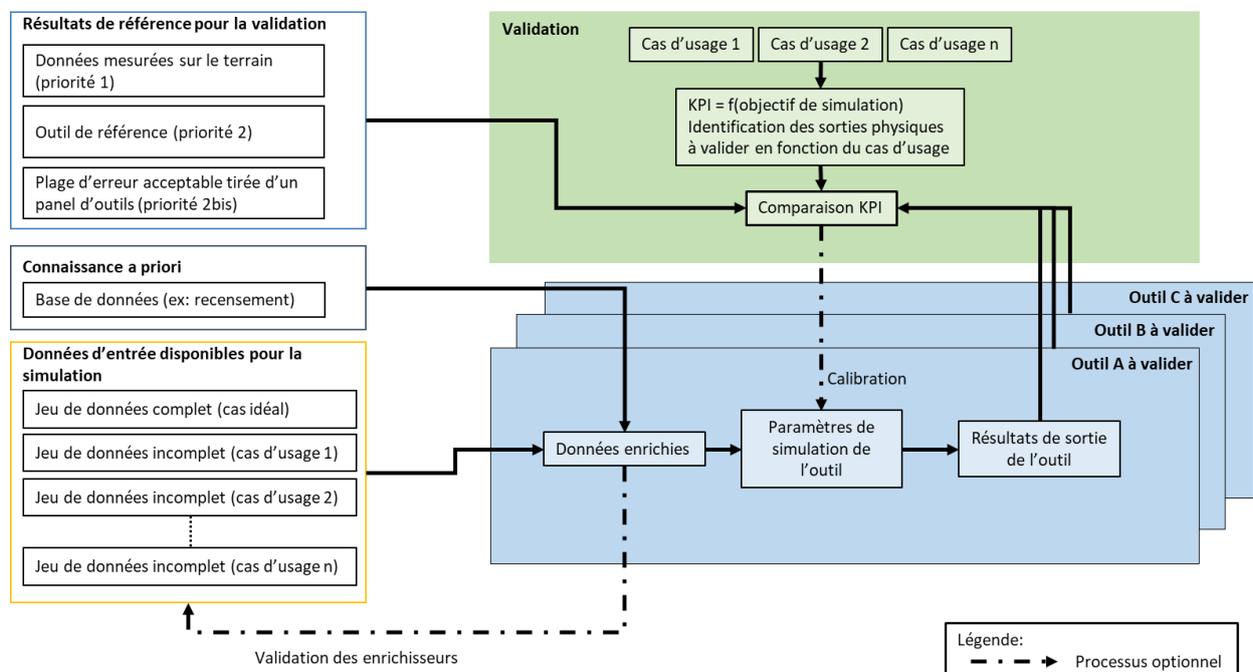


Figure 1 - Méthodologie de validation proposée

Par ailleurs, la question de l'enrichissement des données est fortement liée au contexte national du quartier à simuler. Ainsi, suivant les pays, les données permettant de modéliser un quartier peuvent fortement varier et impliquent possiblement des démarches d'enrichissement différentes. Il est donc

souhaitable de proposer également des cas d'études dans plusieurs pays afin de permettre la validation d'un maximum d'outils dans leur contexte national. Enfin, un travail bibliographique a été mené répertoriant les cas d'usage des outils de SED urbaine et les indicateurs énergétiques associés mais n'est pas présenté ici et fera l'objet d'une publication postérieure.

3. APPLICATION SUR LA SEINE-ET-MARNE

Une première application de cette méthode a été réalisée sur le département de la Seine-et-Marne. L'objectif de ce travail était de proposer un premier cas de validation empirique basé sur des données accessibles aisément. De ce fait, le cas d'usage retenu a été celui du diagnostic énergétique territorial et les grandeurs de sortie des outils (ou KPI) dont la fiabilité a été étudiée sont les consommations annuelles de gaz et d'électricité pour un parc de logements. L'utilisation d'un outil de SED urbain dans ce cas d'usage se justifie en particulier dans le cas où il est par la suite prévu d'utiliser le modèle pour évaluer des politiques de maîtrise de la demande. Plus spécifiquement, le travail a porté sur l'échelle spatiale de l'IRIS (îlots regroupés pour l'information statistique). Les IRIS constituent un découpage géographique du territoire national réalisé par l'INSEE. Chaque IRIS regroupe environ deux mille habitants et ne peut être plus grand qu'une commune.

Les données de validation utilisées sont les données locales de l'énergie (DLE) qui sont mises à disposition chaque année par les distributeurs d'énergie (ex. ENEDIS et GRDF) et qui contiennent les données de consommation annuelles par secteur (industriel, agricole, résidentiel, tertiaire) et par vecteur énergétique (principalement gaz et électricité) agrégées par IRIS.

Il a été choisi de ne travailler dans un premier temps que sur les bâtiments résidentiels et de simuler les consommations d'énergie des logements de cent IRIS de Seine-et-Marne afin d'analyser la distribution des erreurs commises en simulation par comparaison avec les données locales de l'énergie pour chaque IRIS. Il a été décidé de travailler sur la Seine-et-Marne pour deux raisons :

- D'une part, ce vaste département présente une diversité importante au sein de ses IRIS comme l'illustre la Figure 2,
- D'autre part, une des bases de données utilisées (BD TOPO®) pour la simulation était réputée être mieux renseignée sur ce département. Une nouvelle version était en effet proposée en avant-première sur la Seine-et-Marne.

Ce processus de validation a été appliqué à deux outils, Smart-E (Berthou, Duplessis et Rivière, et al. 2015) et Dimosim (Riederer, et al. 2015). Les bases de données utilisées pour la simulation sont les suivantes :

- La base de données BD TOPO® : il s'agit d'une cartographie du territoire français, réalisée par l'IGN, qui recense l'emprise au sol et la hauteur de l'ensemble des bâtiments et infrastructures existants. Dans une version sortie en avril 2019, cette cartographie a été jointe avec les fichiers fonciers de la Direction Générale des Finances Publiques et les champs suivants sont désormais proposés pour la majorité des bâtiments :
 - L'usage principal du bâtiment (résidentiel, commercial, industriel, etc.) ;
 - L'année de construction ;
 - Le nombre d'étages ;
 - Le nombre de logements du bâtiment.

Ces informations ne sont pas toujours renseignées, en particulier lorsque l'appariement entre le bâtiment considéré et les fichiers fonciers n'a pas été réalisé.

- La base de données PHEBUS (Service de la donnée et des études statistiques - Ministère de la Transition Ecologique et Solidaire 2018): cette base de données est issue d'une enquête menée en 2013 par le Conseil national de l'information statistique dans 5000 logements. Les ménages enquêtés ont ainsi été interrogés sur :
 - Leurs équipements électriques et leurs caractéristiques énergétiques,
 - Leur catégorie socio-professionnelle,
 - Leurs factures énergétiques.

Parmi les 5000 logements, 2000 ont été tirés au sort dans lesquels des DPE (Diagnostics de performance énergétique) ont été effectués, fournissant ainsi des informations sur les propriétés thermiques des logements enquêtés, tels que le coefficient de transfert thermique des parois ou le type de vitrage du logement.

- Les fichiers détails logements (Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques 2018): ces fichiers sont issus du recensement de la population. Chaque ligne agrège un à cinq logements similaires et donne un certain nombre de caractéristiques du logement (localisé à la maille IRIS) tels que :
 - La surface du logement,
 - La période de construction,
 - La typologie (logement collectif ou individuel),
 - Le statut HLM ou non,
 - Le nombre de personnes du logement et le nombre d'actifs,
 - L'IRIS dans lequel est situé le logement,
 - Le combustible principal utilisé pour le chauffage.

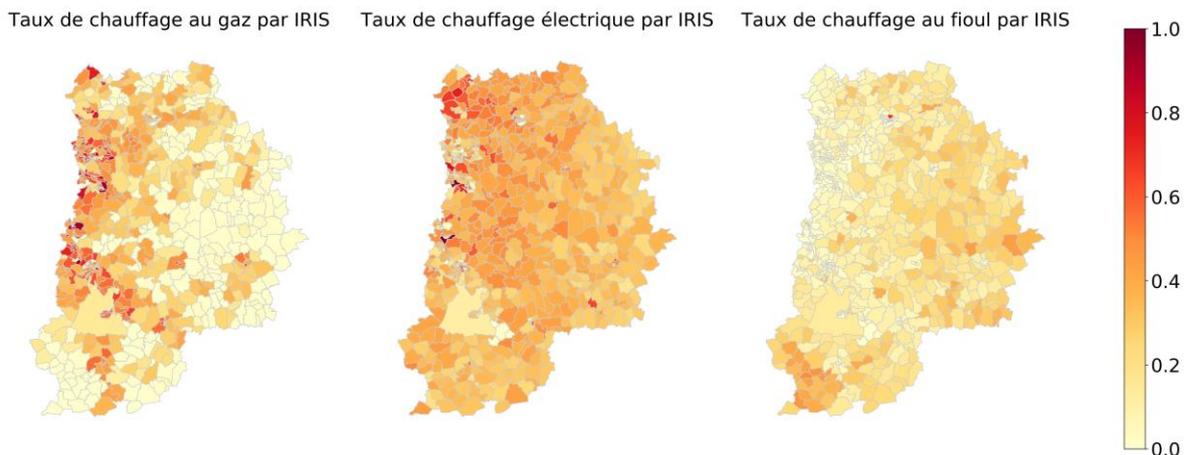


Figure 2 Diversité des IRIS de Seine-et-Marne (INSEE, 2016)

Ces bases de données fournissent les données d'entrée nécessaires à la simulation pour les deux outils utilisés ici que nous allons donc présenter.

Dimosim (Riederer, et al. 2015) est un outil de SED quartier, codé en Python, et capable de calculer pour chaque bâtiment les consommations de climatisation, de chauffage, de ventilation, d'eau chaude sanitaire et d'électricité spécifique avec un pas de temps variant d'une minute à plusieurs heures. Les données d'entrée pour Dimosim sont rassemblées dans un fichier au format GeoJSON qui décrit la

géométrie de chaque bâtiment à simuler et ses caractéristiques thermiques. Il est possible de créer plusieurs zones thermiques par bâtiment mais ce raffinement n'a pas été utilisé ici.

Smart-E (Berthou, Duplessis et Rivière, et al. 2015) est un autre outil de SED urbaine, davantage axé sur l'échelle de la ville et du territoire. Également codé en Python, Smart-E prend comme données d'entrée les fichiers détails logement du recensement pour le secteur résidentiel. A l'instar de Dimosim, Smart-E utilise un modèle thermique simplifié de type R-C. Chaque logement (ou bâtiment tertiaire) y est simulé avec deux zones thermiques, l'une chauffée et l'autre non chauffée. Le pas de temps de simulation est, par ailleurs, de dix à soixante minutes.

Concernant les stratégies d'enrichissement de ces deux outils, elles diffèrent fortement. Ainsi Smart-E calibre un certain nombre de paramètres à l'aide de données de consommation nationales (Berthou, Duplessis et Stabat, et al. 2019), tandis que Dimosim a recourt à un outil spécifique pour l'enrichissement des données d'entrée : Qiriel (Ansanay-Alex, Abdelouadoud et Schetelat 2016).

L'outil Qiriel est construit à partir de réseaux bayésiens entraînés avec des données provenant des fichiers détail logement et de la base PHEBUS. Cet outil permet alors d'attribuer à chaque logement, en fonction des informations connues (année de construction du logement, surface et typologie), les paramètres suivants :

- Les caractéristiques thermiques des parois ;
- Le nombre d'occupants et leurs caractéristiques socio-professionnelles ;
- Les équipements et leurs caractéristiques énergétiques.

Une centaine d'IRIS du département a finalement été retenue pour cet exercice de validation. Ces IRIS ont été sélectionnés pour la qualité des bases de données sur ces territoires mais également afin d'avoir une diversité de tissus urbains (ex. densité, années de construction) et ainsi mettre plus facilement en exergue des faiblesses potentielles des deux outils.

4. RESULTATS

Une fois les IRIS simulés avec Smart-E et Dimosim, l'erreur sur l'indicateur énergétique retenu, ici les consommations annuelles de gaz et d'électricité, est étudiée. On calcule à cet effet un écart relatif (ER) sur les consommations de gaz et d'électricité qui sont définis dans les équations (1) et (2) ci-dessous avec CA, les consommations annuelles des logements d'un IRIS. La valeur considérée comme référence est ici la valeur fournie par les Données Locales de l'Energie.

$$ER_{elec} = \frac{CA_{ElecSimule} - CA_{ElecDLE}}{CA_{ElecDLE}} \quad (1)$$

$$ER_{gaz} = \frac{CA_{gazSimule} - CA_{gazDLE}}{CA_{gazDLE}} \quad (2)$$

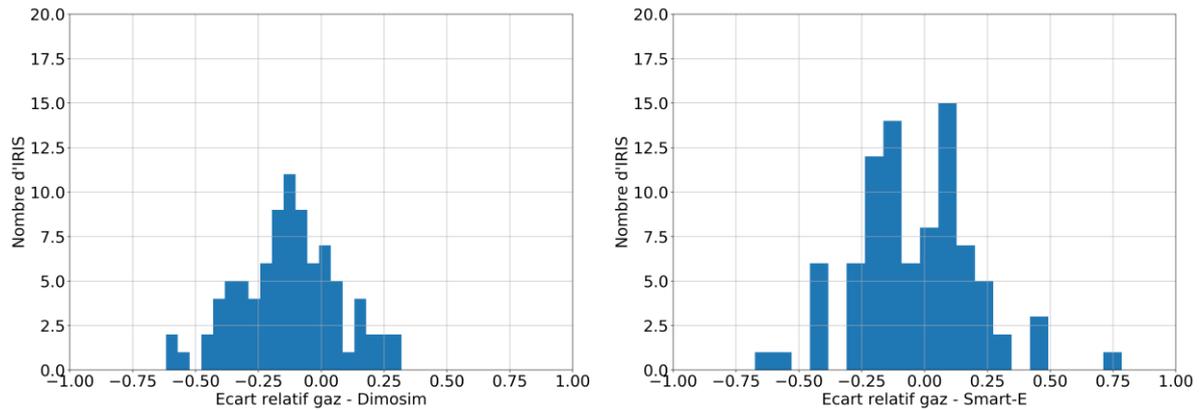


Figure 3 - Distribution de l'écart relatif pour le gaz

On obtient alors pour les deux outils les distributions de l'écart relatif présentées Figure 3 et Figure 4.

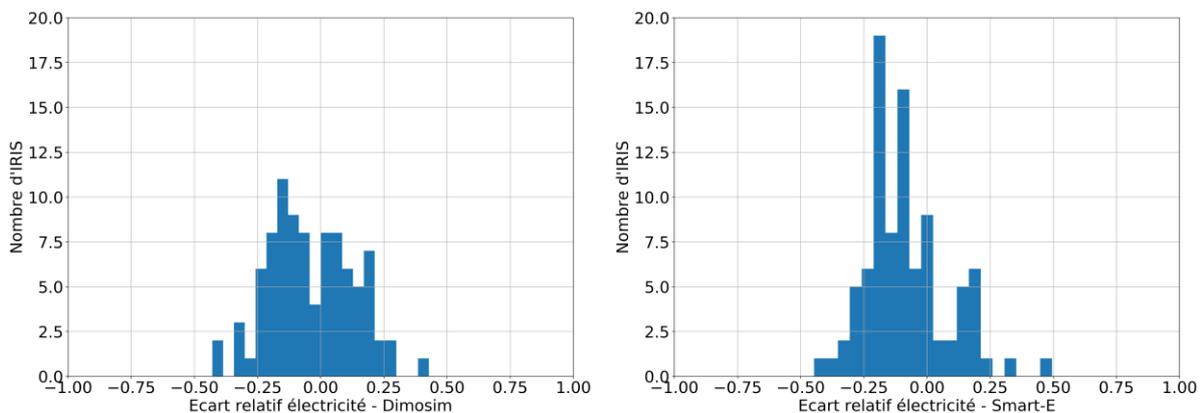


Figure 4 - Distribution de l'écart relatif pour l'électricité

Pour l'erreur sur les consommations d'électricité, on observe une distribution relativement centrée en zéro pour Dimosim et légèrement décalée vers la gauche pour Smart-E. Cela indique donc une tendance à la sous-estimation des consommations électriques par Smart-E.

Pour le gaz, au contraire, l'erreur présentée par Smart-E est d'avantage centrée autour de zéro tandis qu'une sous-estimation systématique apparaît avec Dimosim. Dans cette version de Dimosim, les consommations d'eau chaude sanitaire n'étaient pas représentées dans les logements équipés au gaz (bug en cours de résolution) ce qui explique probablement cette sous-estimation.

Une analyse des erreurs obtenues a été réalisée en calculant les coefficients de corrélation entre l'erreur et un certain nombre de paramètres d'entrée des deux outils. Cette étude n'est pas présentée en détail ici et si elle permet de faire des hypothèses sur l'origine de l'erreur, des simulations supplémentaires sont nécessaires pour confirmer ou infirmer ces hypothèses.

5. CONCLUSION ET PERSPECTIVES DE TRAVAIL

Les travaux présentés ci-dessus ont permis d'amorcer un travail de validation des outils de SED urbaine en s'intéressant à un premier cas d'usage de ces outils, le diagnostic énergétique territorial. Cette étape a ainsi permis d'obtenir une distribution d'erreur pour deux grandeurs de sortie des outils évalués et pour une échelle spatiale particulière, celle de l'IRIS. Les résultats obtenus invitent à approfondir l'analyse des écarts constatés afin d'abord, d'en proposer une nomenclature distinguant les types d'erreur et ensuite par exemple, d'identifier la part d'erreur aléatoire, la part d'erreur liée aux données d'entrée (et donc aux bases de données) et celle due aux modèles.

Par ailleurs, des collaborations avec d'autres équipes de recherche au travers de la validation d'une pluralité d'outils de SED permettraient de vérifier la robustesse de la méthode de validation développée.

6. BIBLIOGRAPHIE

- ADEME. «Chiffres-clés - Climat, Air et Énergie.» 2015.
- Ansanay-Alex, Guillaume, Yassine Abdelouadoud, et Pascal Schetelat. «Statistical and Stochastic Modelling of French Households and their Energy Consuming Activities.» *12th REHVA World Congress (CLIMA)*. 2016.
- Berthou, Thomas, Bruno Duplessis, Pascal Stabat, Philippe Rivière, et Dominique Marchio. «Urban Energy Models Validation in Data Scarcity Context: Case of the Electricity Consumption in the French Residential Sector.» *Proceedings of BS2019: 16th Conference of International Building Performance Simulation Association, Rome, Italy, Sept. 2-4, 2019*. 2019.
- Berthou, Thomas, Bruno Duplessis, Philippe Rivière, Pascal Stabat, Damien Casetta, et Dominique Marchio. «SMART-E: A TOOL FOR ENERGY DEMAND SIMULATION AND OPTIMIZATION AT THE CITY SCALE.» *Proceedings of BS2015: 14th Conference of International Building Performance Simulation Association, Hyderabad, India, Dec. 7-9, 2015*. 2015. 1782-1789.
- Cerezo, Carlos, Julia Sokol, Saud AlKhaled, Christoph Reinhart, Adil Al-Mumin, et Ali Hajiah. «Comparison of four building archetype characterization methods in urban building energy modeling (UBEM): A residential case study in Kuwait City.» *Energy and Buildings* (Elsevier Ltd) 154 (11 2017): 321-334.
- Fonseca, Jimeno A., et Arno Schlueter. «Integrated model for characterization of spatiotemporal building energy consumption patterns in neighborhoods and city districts.» *Applied Energy*, 2015.
- Hong, Tianzhen, Yixing Chen, Sang Hoon Lee, et Mary Ann Piette. «CityBES: A Web-based Platform to Support City-Scale Building Energy Efficiency.» *5th International Urban Computing Workshop, San Francisco*. 2016.
- Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques. *Logements, individus, activité, mobilités scolaires et professionnelles, migrations résidentielles en 2015*. 18 10 2018.
<https://www.insee.fr/fr/statistiques/3625116?sommaire=3558417> (accès le 02 25, 2020).
- Judkoff, R., et J. Neymark. «International Energy Agency building energy simulation test (BESTEST) and diagnostic method.» 1995.
- Reinhart, Christoph F, Timur Dogan, Alstan Jakubiec, Tarek Rakha, et Andrew Sang. «UMI-AN URBAN SIMULATION ENVIRONMENT FOR BUILDING ENERGY USE, DAYLIGHTING AND WALKABILITY 2 3.» *Proceedings of BS2013: 13th Conference of International Building Performance Simulation Association, Chambéry, France, August 26-28*. 2013.
- Reinhart, Christoph F., et Carlos Cerezo Davila. «Urban building energy modeling - A review of a nascent field.» *Building and Environment*. 2016.
- Riederer, Peter, Vincent Partenay, Nicolas Perez, Christophe Nocito, Romain Trigance, et Thierry Guiot. «Development of a simulation platform for the evaluation of district energy system performances.» *Proceedings of BS2015: 14th Conference of International Building Performance Simulation Association, Hyderabad, India, Dec. 7-9, 2015*. 2015. 2499-2506.
- Robinson, Darren, et al. «CITYSIM: COMPREHENSIVE MICRO-SIMULATION OF RESOURCE FLOWS FOR SUSTAINABLE URBAN PLANNING.» *Proceedings of BS2009: 11th Conference of International Building Performance Simulation Association, Glasgow, Scotland, July 27-30, 2009*. 2009.

- Saelens, Dirk, et al. «Towards a DESTEST: a District Energy Simulation Test Developed in IBPSA Project 1.» *Proceedings of BS2019: 16th Conference of International Building Performance Simulation Association, Rome, Italy, Sept. 2-4, 2019*. 2019.
- Service de la donnée et des études statistiques - Ministère de la Transition Ecologique et Solidaire. *Enquête Performance de l'Habitat, Équipements, Besoins et Usages de l'énergie (Phébus)*. 20 11 2018. <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/enquete-performance-de-lhabitat-equipements-besoins-et-usages-de-lenergie-phebus> (accès le 02 28, 2020).
- Sokol, Julia, Carlos Cerezo Davila, et Christoph F. Reinhart. «Validation of a Bayesian-based method for defining residential archetypes in urban building energy models.» *Energy and Buildings*, 2017.
- Wetter, Michael. *New Generation Computational Tools for Building & Community Energy Systems Annex 60 Final Report*. 2017.