

Etude de l'influence des occupants sur la performance énergétique des logements par le biais d'une modélisation stochastique globale

Eric Vorger*¹, Patrick Schalbart¹, Bruno Peuportier¹

¹ CES - Centre Efficacité énergétique des Systèmes, MINES ParisTech
60 boulevard Saint-Michel, 75272 Paris Cedex 06 (France),
[*eric.vorger@mines-paristech.fr](mailto:eric.vorger@mines-paristech.fr)

RESUME. Un modèle d'occupation des logements a été développé en intégrant des avancées récentes de la littérature en termes de modèles stochastiques de présence et de comportements adaptatifs, en les articulant et en les complétant grâce à des données statistiques issues du champs des sciences sociales ou de campagnes de mesures. Tandis que la consommation énergétique d'un logement est approchée par une valeur unique lorsque le comportement des occupants est modélisé par des profils et des règles déterministes conventionnels, l'approche présentée permet d'obtenir une distribution statistique de cette grandeur par la réalisation de séries de simulations. A chaque simulation, un ménage différent est généré de manière probabiliste en fonction de propriétés du logement (maison ou appartement, nombre de pièces, localisation) et chacun des membres du ménage est défini par un ensemble de caractéristiques sociodémographiques (âge, sexe, statut d'emploi, etc.). Celles-ci conditionnent l'équipement du logement en appareils électroménagers et permettent de générer des scénarios d'activités des habitants grâce à un modèle calibré sur les résultats d'une Enquête Emploi du Temps de l'INSEE. Ces scénarios sont ensuite utilisés pour localiser les occupants à l'intérieur du logement et simuler l'utilisation des appareils électroménagers et de l'éclairage grâce à un modèle bottom-up précis. Les ouvertures des fenêtres sont également modélisées en fonction de la présence, des conditions extérieures et ambiantes. La méthode est appliquée à un bâtiment d'habitation collectif situé dans l'agglomération lyonnaise ayant subi une rénovation. En supposant que la température de consigne de chauffage n'est pas modifiée, l'espérance des besoins de chauffage annuels est de 44 kWh/m² avec un écart-type de 4 kWh/m². Dans le cadre d'un processus de garantie de performance énergétique, une valeur de 52 kWh/m² peut être assurée avec un risque de 5 %.

MOTS-CLÉS : comportement des occupants, modèle stochastique, garantie de performance énergétique.

ABSTRACT. A dwelling occupancy model is developed by integrating recent advances of the literature in the domain of stochastic modeling of occupancy, completed by statistical data from the field of social sciences, and measurement campaigns. Instead of one simulation with the conventional scenarios leading to a unique energy consumption value, a series of simulations is conducted and yields a statistical distribution. For each simulation, households are generated through a probabilistic procedure according to the dwellings' properties (house or apartment, number of rooms, location) and each occupant was defined by a set of characteristics (age, sex, employment status, etc.). These characteristics condition households' electrical appliances ownership and occupants' activities scenarios, generated through a stochastic model calibrated on data from a French Time Use Survey. The activities scenarios are used to locate the occupants inside the house, and simulate the use of electrical appliances and lighting through a precise bottom-up model. Windows openings are modeled depending on presence, indoor and outdoor conditions. The method was applied to a collective housing building located in Lyon (France). Assuming unchanged temperature setpoint, the mathematical expectation of the annual heating needs is 44 kWh/m² with a 4 kWh/m² standard deviation. In the process of energy performance guarantee, a value of 52 kWh/m² can be selected with a 5 % risk.

KEYWORDS : occupant's behaviour, stochastic model, energy performance guarantee.

1. INTRODUCTION

La simulation des bâtiments est couramment utilisée pour concevoir des bâtiments confortables et énergétiquement performants, par exemple en comparant des alternatives architecturales. Cependant, les campagnes de suivi révèlent généralement des consommations réelles supérieures aux consommations prédites. Parmi les causes de ces écarts, le rôle du comportement des occupants est identifié comme particulièrement important, surtout dans les bâtiments performants, plus sensibles aux apports internes et solaires ainsi qu'aux pertes de chaleur liées à la ventilation. Dans les outils de simulation, l'occupation est modélisée par des ratios (ex. nombre de personnes par m²) et des scénarios conventionnels. Une nouvelle approche est devenue indispensable pour représenter la diversité comportementale et étudier un processus de garantie de performance énergétique, enjeu actuel majeur du secteur du bâtiment. Le modèle d'occupation proposé ici vise à répondre à cette problématique dans le cas des logements. Il prend en compte la variété des comportements en termes de présence, d'utilisation des appareils électriques, de gestion de l'éclairage et de l'ouverture/fermeture des fenêtres. Le contrôle des températures de consigne n'est pas intégré (les températures intérieures ont été mesurées dans le bâtiment considéré pour l'étude de cas), de même que la gestion des stores (sa modélisation est délicate dans les bâtiments de logement pour lesquels la relation avec le confort visuel n'est pas aussi forte que dans les bureaux). Le modèle d'ensemble est couplé au logiciel de Simulation Thermique Dynamique Pleiades+Comfie. Il se décline en un ensemble de sous-modèles dont l'articulation est illustrée sur la figure 1 et qui font l'objet de la partie 2. Les résultats du modèle complet sur un cas d'étude sont présentés dans une troisième partie qui est suivie d'une discussion.

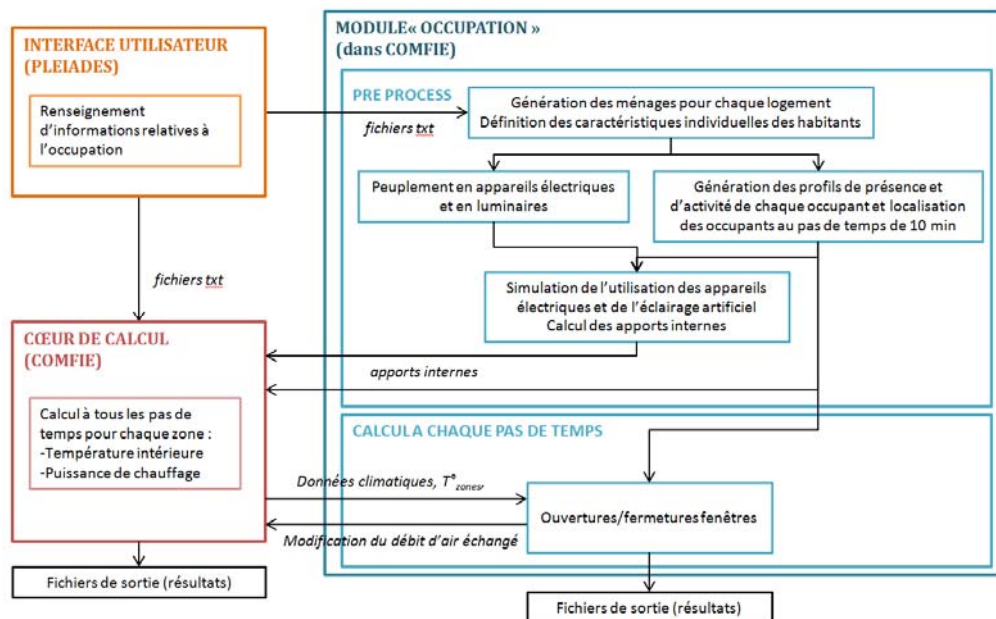


Figure 1 : Schéma d'ensemble du modèle d'occupation intégré à l'outil de simulation

2. PRESENTATION DES SOUS-MODELES

2.1. GENERATION DE MENAGES VIRTUELS

Le type de logement (maison, appartement, foyer-résidence) et la localisation (urbaine ou rurale) sont renseignés lors de la saisie. Chaque logement est associé à une ou plusieurs zones thermiques qui

lui sont propres et pour lesquelles il faut renseigner le ou les types de pièces qu'elles contiennent (p.ex. « séjour » ou « cuisine » ou « séjour + cuisine »). Ces informations permettent de générer les habitants des logements puis de les localiser dans les différentes zones thermiques à partir de leurs activités (§ 2.2), ainsi que les appareils électriques (§ 2.3).

A partir de données du Recensement de la Population et d'enquêtes associées (INSEE 2010), nous avons développé une procédure à même de générer des ménages¹ virtuels de manière stochastique en fonction de caractéristiques de leur logement. En plus des caractéristiques héritées de son logement, chaque occupant est défini par huit caractéristiques communes à tous les membres d'un même ménage (type de ménage, revenu, locataire/propriétaire, etc.) plus neuf qui lui sont propres (âge, sexe, statut d'emploi, état de santé, etc.). Etant fortement inter-corrélées les caractéristiques sont attribuées séquentiellement, pour chacune des personnes qui composent le ménage. A partir de la fonction de distribution de probabilité (PDF) d'une variable, sa valeur est attribuée par la Méthode de la Transformée Inverse (MTI), qui consiste à tirer un nombre aléatoire suivant une loi uniforme sur [0, 1] puis à attribuer à la variable la valeur de l'antécédent de ce nombre par la fonction de distribution cumulée (CDF). A titre d'exemple la figure 2 illustre l'attribution du nombre de membres d'un ménage dans un appartement de trois pièces. En l'occurrence le nombre aléatoire vaut 0,75 donc le nombre de membres du ménage est fixé à 2 si le logement est situé en zone rurale/semi-rurale et à 3 s'il est situé en zone urbaine/périurbaine.

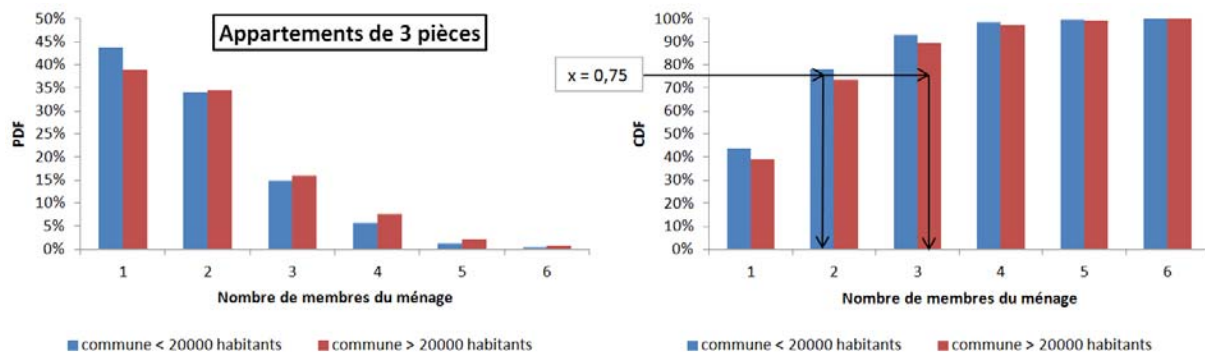


Figure 2 : Application de la MTI à l'attribution du nombre de membres d'un ménage

2.2. GENERATION DES PROFILS DE PRESENCE ET D'ACTIVITES DES OCCUPANTS

La modélisation de la présence des occupants permet d'allouer au modèle thermique les apports de chaleur liés à leur métabolisme. Mais surtout, elle constitue une entrée indispensable aux modèles d'utilisation des appareils électroménagers, de l'éclairage et des fenêtres. Nous avons choisi de reprendre le modèle développé par Wilke et al. (2013) puisqu'il répond aux exigences fixées : nature stochastique et dépendance aux caractéristiques sociodémographiques des individus. Ce modèle génère pour chaque occupant, avec une résolution de dix minutes, des profils hebdomadaires composés de vingt-et-un états possibles : « absence » et vingt activités à l'intérieur du logement. Il se décompose en deux étapes : un processus de Markov établit le profil de présence, puis, à l'intérieur des périodes de présence, un modèle logit multinomial choisit une activité dont la durée est déterminée en fonction de sa distribution. Les caractéristiques individuelles, qui interviennent à tous les niveaux du

¹ Ensemble des occupants d'un même logement, qu'ils soient unis ou non par un lien familial.

modèle, correspondent à celles qui sont fixées dans la procédure de génération des ménages. Ainsi, ce modèle très détaillé est totalement intégré au modèle stochastique d'ensemble, lui-même intégré à l'outil de simulation. Un jeu de correspondance entre activités et types de pièces a été ajouté afin de localiser les occupants à l'intérieur du logement.

La figure 3 présente simultanément le scénario d'occupation des logements de la RT2012 et le profil de présence hebdomadaire généré par le modèle pour un individu aléatoire et pour l'ensemble de la population de l'Enquête Emploi du Temps ayant servi à son calibrage (EET de l'INSEE 1999, 15441 individus). Cette figure souligne notamment le fait que les scénarios réglementaires sous-estiment largement le taux de présence durant la journée en semaine et le surestiment tout aussi largement le weekend.

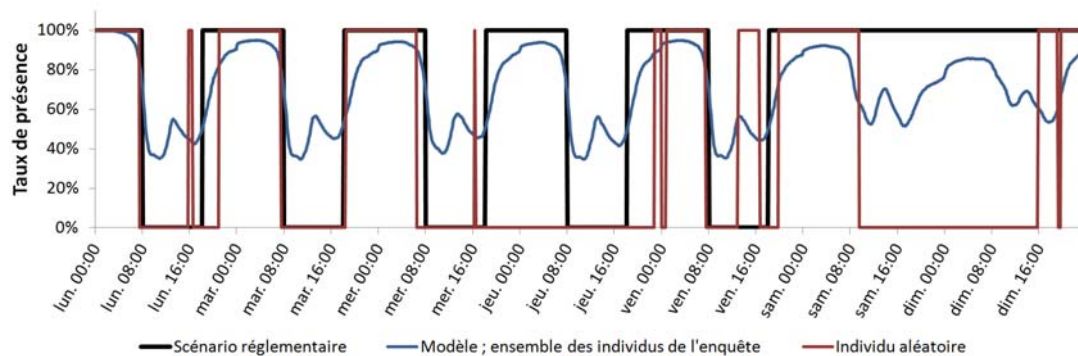


Figure 3 : Profils de présence hebdomadaire, scénario réglementaire et modèle pour 15441 individus

La figure 4 présente quant à elle les profils d'activités journaliers moyens issus du modèle, pour deux sous-ensembles de la population de l'enquête : les employés et les retraités. L'intérêt de la distinction suivant ce critère apparaît clairement au vu des taux d'occupation en journée.

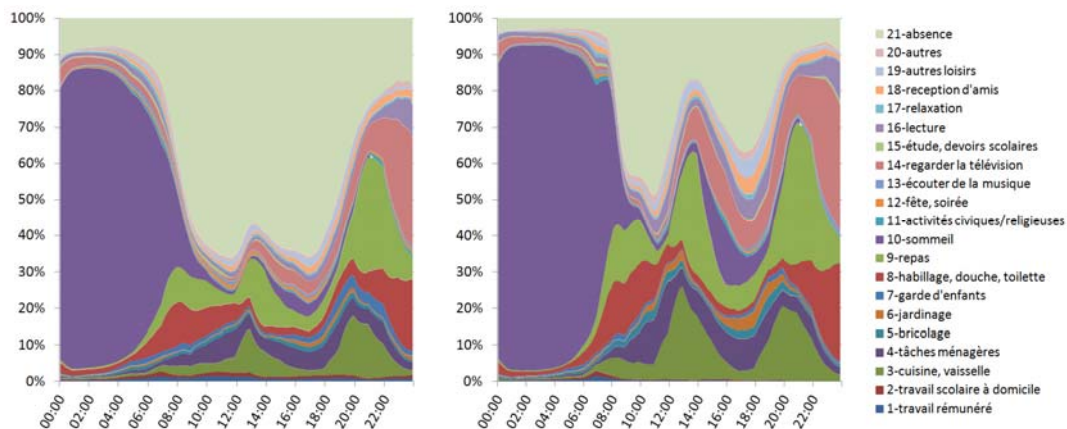


Figure 4 : Profils d'activités journaliers moyens générés par le modèle pour les individus employés (à gauche) et retraités (à droite) de l'EET 1999 de INSEE

2.3. MODELISATION DES USAGES ELECTRIQUES SPECIFIQUES

Selon le nombre et les caractéristiques des membres qui le composent, un ménage possède et utilise plus ou moins d'équipements électriques. Du point de vue thermique, le modèle proposé vise à reproduire la variabilité inter-ménages et les fluctuations temporelles des apports internes associés aux usages électriques, qui impactent les besoins de chauffage et le confort en période estivale. Trente appareils principaux sont modélisés auxquels s'ajoutent quelques appareils, dits résiduels, sous la

forme d'une consommation de veille constante. Dans une première étape, les équipements sont attribués au logement en fonction de probabilités qui dépendent des caractéristiques du ménage : âge de la personne de référence, type de ménage (personne seule, couple, etc.) et revenu. Si les données (issues de l'enquête Equipement des Ménages de l'INSEE ou de sondages commandés par des industriels) n'autorisent pas d'affinage, un taux d'équipement moyen est considéré.

Les données utilisées par la suite proviennent de campagnes de mesures (plusieurs dizaines d'appareils de chaque type avec une résolution de 10 min sur une année) effectuées par ENERTECH en partenariat avec l'ADEME et EDF, par exemple (ENERTECH 2008). Dans la deuxième étape, les appareils sont associés aux zones et se voient attribuer des puissances de veille et de fonctionnement (ou un cycle de fonctionnement constitué d'une succession de créneaux pour les lave-linge, sèche-linge et lave-vaisselle). Ces puissances dépendent potentiellement de la gamme de performance de l'appareil (trois niveaux), de sa technologie et de sa dimension. Ensuite, l'utilisation de chaque appareil est simulée grâce à sa probabilité de déclenchement (fonction de l'activité des habitants et de l'heure de la journée) et sa durée de fonctionnement (fixe ou distribuée suivant une loi normale). Les résultats sont présentés à titre d'exemple pour les grands fours électriques. La puissance en fonctionnement moyenne mesurée est de 1100 W, les gammes de performance sont associées aux valeurs 800, 1100 et 1400 W ; les cycles mesurés durent en moyenne 57 minutes avec un écart type de 30 min. Nous supposons que toute période durant laquelle un habitant, âgé d'au moins 14 ans, s'adonne à l'activité « cuisine », peut donner lieu à une utilisation du four. Un déclenchement a lieu au premier pas de temps de la période si la probabilité de déclenchement à ce pas de temps (tableau 1) est supérieure à un nombre aléatoire tiré sur [0, 1]. Les probabilités ont été déterminées de manière à minimiser l'écart entre la courbe de charge journalière moyenne issue des mesures et celle issue d'un grand nombre de simulations. La convergence est obtenue lorsque l'écart, pour chaque heure, est inférieur à 5 Wh/h.

Tableau 1 : Probabilité de déclenchement des fours selon l'heure de début d'une période de cuisine

0h-8h30	8h30-10h	10h-12h	12h-14h	14h-15h	15h-16h30	16h30-19h	19h-24h
0,06	0,25	0,86	0,08	0,20	0,25	0,56	0,11

La figure 5 illustre la dispersion des résultats du modèle. Soixante fours sont simulés sur une année (autant que d'appareils instrumentés dans la campagne de mesure). L'opération est répétée cinquante fois afin d'obtenir une distribution des puissances moyennes simulées.

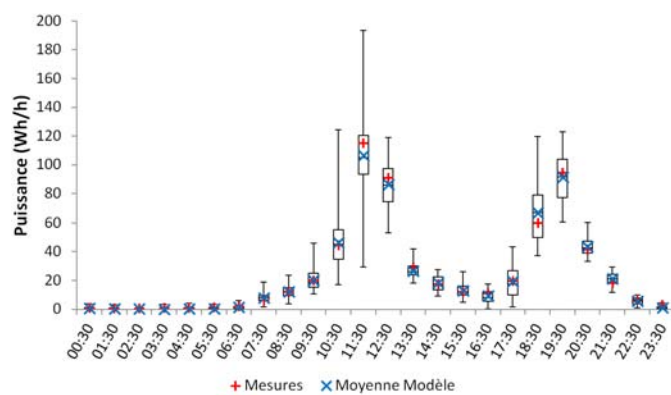


Figure 5 : Dispersion de la courbe de charge générée par le modèle

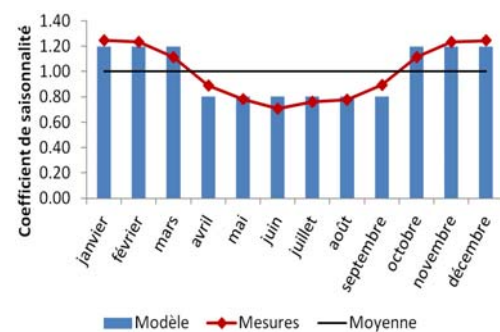


Figure 6 : saisonnalité de l'usage cuisson

La figure 6 présente la variation saisonnière (commune à l'ensemble des appareils de cuisson) affectée à la probabilité d'utilisation de l'appareil. Pour la période allant de début octobre à fin mars, le

coefficient est égal au quotient de la consommation journalière moyenne sur cette période par la consommation moyenne journalière sur l'année (le calcul est identique pour la période allant de début avril à fin septembre). La figure 7 compare les mesures avec les résultats du modèle sur un grand nombre de simulations (10 000), en termes de consommation annuelle et de durée de fonctionnement journalière. Cette figure souligne la capacité du modèle à reproduire la diversité inter-ménages (alors que la figure 5 illustre la reproduction du comportement moyen).

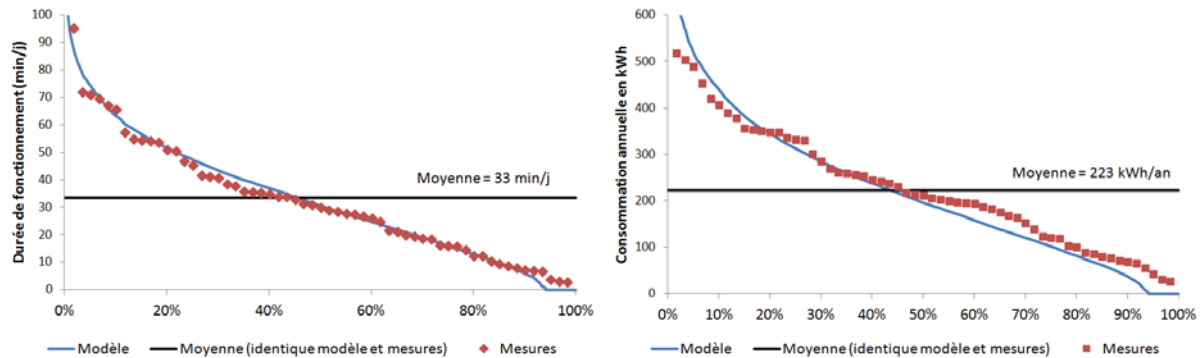


Figure 7 : Comparaison du modèle et des mesures en termes de durée moyenne de fonctionnement journalier (à gauche) et de consommation annuelle (à droite) pour les grands fours

L'utilisation de l'éclairage artificiel est modélisée de manière similaire à celle des autres appareils électriques, à ceci près que les probabilités d'allumage dépendent des heures de lever et coucher du soleil, définies pour chaque mois de l'année. Les données utilisées pour le calibrage (probabilités et durées d'allumage) proviennent d'une campagne de mesures de l'éclairage dans 100 logements en France (ENERTECH 2004).

La figure 8 présente les profils moyens de la consommation d'électricité spécifique de cent logements aléatoires (types, nombre de pièces et localisation suivant les statistiques nationales) pour une journée d'hiver (novembre à février) et pour une journée d'été (juillet - août). Il apparaît que le pic de midi dépasse légèrement celui de 19h (en l'absence de chauffage et d'ECS électrique), notamment à cause des postes « cuisine » (nettement plus élevé à midi qu'en soirée) et « lavage ». On note également l'importance des veilles des postes « audiovisuel » et « informatique », la consommation importante des appareils de froid (supérieure en été) et la saisonnalité marquée du poste « éclairage ».

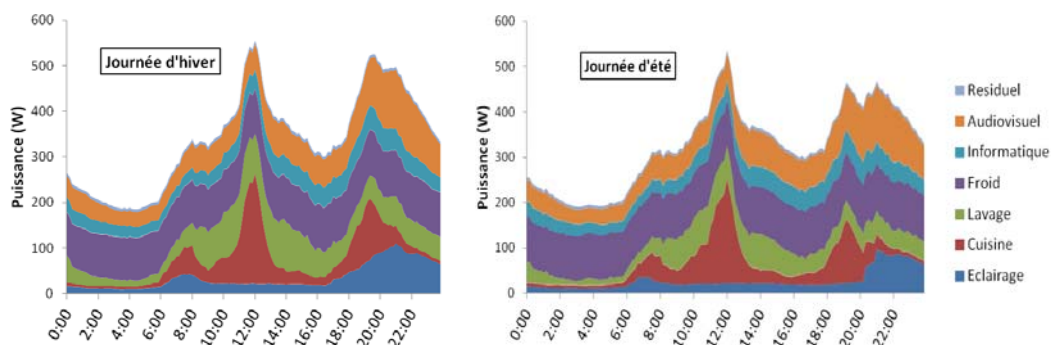


Figure 8 : Courbes de charge moyennes de l'électricité spécifique de 100 logements aléatoires

2.4. DE L'OUVERTURE/FERMETURE DES FENETRES

Le modèle utilisé, développé par Haldi et Robinson (2009) est un modèle de Markov hybride. Les probabilités d'ouverture et de fermeture dépendent de la période d'occupation (arrivée, intermédiaire

ou départ) car les occupants agissent principalement lorsqu'ils entrent dans une pièce ou lorsqu'ils la quittent. Les probabilités d'action sont approchées par des régressions logistiques sur les variables explicatives suivantes : températures intérieure / extérieure et durée de la période de présence en cours, auxquelles s'ajoutent les variables binaires « rez-de-chaussée », « absence au prochain pas de temps supérieure à 8 h », « absence au pas de temps précédent supérieure à 8 h ». Le modèle est dit hybride car lorsqu'une ouverture se produit, une durée (fonction de la température extérieure) lui est allouée pendant laquelle le processus de Markov est interrompu. Ce modèle a été construit à partir de mesures effectuées dans un bâtiment de bureau. Son applicabilité aux logements a été étudiée dans (Schweiker et al. 2011) et est jugée raisonnable au moins pour les pièces à vivre (séjours et chambres). La prédiction porte sur l'état « ouvert » ou « fermé » de la fenêtre mais aucune indication n'est apportée quant au taux d'ouverture de la baie. Par conséquent nous considérons qu'en cas d'ouverture, le débit d'air entrant est tiré au sort suivant une loi uniforme entre 5 et 15 vol/h.

3. ETUDE DE CAS

Le bâtiment étudié est un immeuble R+3 d'une surface habitable de 1048 m² situé à Feyzin, en banlieue sud de Lyon. Il comprend 16 logements (1 T1, 3 T2, 9 T3 et 3 T4) modélisés par une zone thermique chacun et une circulation centrale correspondant à une dix-septième zone (figure 9). L'exercice réalisé dans cette étude de cas est le suivant : ce bâtiment a subi une rénovation comprenant notamment une isolation ou sur-isolation des parois extérieures ; nous disposons de mesures avant travaux sur les consommations de chauffage, le renouvellement d'air et les températures intérieures ; l'objectif est de prévoir les consommations de chauffage après-travaux avec une plage d'incertitude permettant au maître d'œuvre de s'engager sur une performance garantie. Pour ce faire, l'incertitude liée au comportement des occupants est calculée par la méthode de Monte Carlo (la distribution des besoins de chauffage est obtenue après un nombre suffisant de répétitions de la simulation incluant le modèle stochastique complet). Les caractéristiques thermiques du bâtiment fournies dans le tableau 2 correspondent à la situation après rénovation. La consigne de chauffage est tout d'abord supposée inchangée par rapport à la situation avant travaux.

Tableau 2 : caractéristiques thermiques du bâtiment

Façades	U = 0,22 W/(m ² .K)	Total ponts thermiques	Psi = 356 W/K
Loggias	U = 0,23 W/(m ² .K)	Débit de la VMC	0,3 vol/h
Plancher bas sur vide sanitaire	U = 0,49 W/(m ² .K)	Débit d'infiltrations	0,15 vol/h
Toiture terrasse	U = 0,29 W/(m ² .K)	Consigne de T° (constante)	Avant rénovation : 20,2°C
Menuiseries PVC 4/12/4	U = 1,9 W/(m ² .K)		Après rénovation : 22,8°C

Les résultats sont regroupés sur la figure 10. Les distributions correspondent à 1000 simulations. Lorsque la consigne de chauffage est conservée, les besoins annuels sont en moyenne de 44 kWh/m² avec un écart-type de 4 kWh/m. En considérant un risque de 5 %, la performance garantie serait de 52 kWh/m². Les besoins réels sont supérieurs à cette valeur (62 kWh/m²), essentiellement à cause d'un effet rebond sur la température de consigne : les températures moyennes mesurées en hiver après-travaux avoisinent les 23°C. La performance garantie ne tient évidemment plus si les exigences des occupants augmentent suite à la rénovation. Pour une telle consigne, la performance garantie aurait été de 75 kWh/m². Un suivi des températures intérieures est donc absolument nécessaire, mais le problème est loin d'être insoluble puisqu'une telle mesure est facile à réaliser, peu coûteuse et fiable.

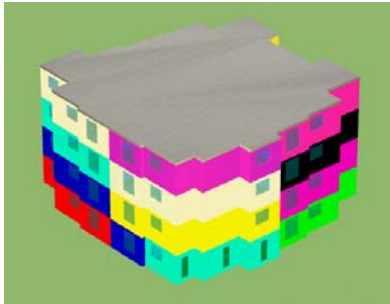


Figure 9 : Zones thermiques du bâtiment (logiciel Alcyone couplé à Pleiades+Comfie)

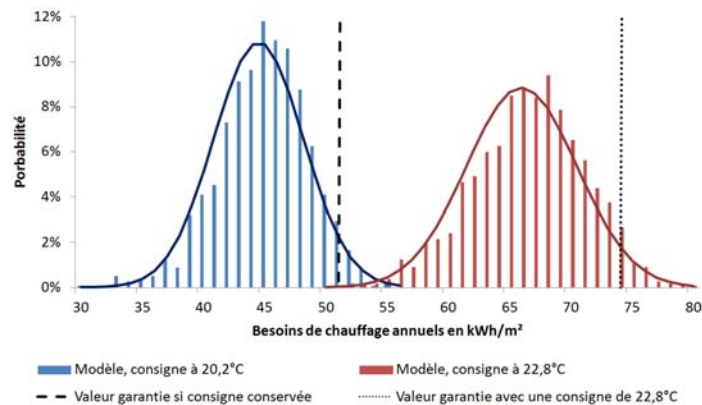


Figure 10 : Distribution des besoins de chauffage obtenues avec les consignes de température mesurées avant et après travaux

4. CONCLUSION - PERSPECTIVES

Dans cette étude, les caractéristiques sociodémographiques des habitants ont été intégrées de manière automatisée à un outil de simulation des bâtiments. Elles influencent l'équipement en appareils électriques et les profils d'activités des habitants. De plus, un modèle d'utilisation des appareils électriques et de l'éclairage a été développé et calibré sur un grand nombre de mesures. Il permet de générer automatiquement des profils de consommation d'électricité spécifique usage par usage avec une résolution de 10 min et intègre une variation saisonnière ainsi qu'une diversité entre appareils d'un même type. Finalement, un modèle de référence pour la gestion des ouvrants a également été adapté. Ces modèles ont été couplés et intégrés au modèle de bâtiment. Il a été observé que 1000 simulations étaient suffisantes pour esquisser une distribution des besoins de chauffage dépendants du comportement des occupants. Dans un processus de garantie de performance énergétique, ces modèles pourront être utilisés à condition de contrôler les températures de consigne. Dans la suite de l'étude, les modèles seront utilisés pour évaluer les scénarios moyens de taux de présence et de consommation d'électricité par m² ainsi que leurs écarts types. Ces scénarios pourront se substituer à ceux de la réglementation thermique (moins réalistes) et, alliés à une correction sur la ventilation naturelle, ils devraient permettre d'approcher à moindre coût la distribution des besoins de chauffage.

Remerciements :

Ce travail a été effectué grâce à Izuba-Energie et la Fondation Bâtiment Energie.

5. BIBLIOGRAPHIE

- ENERTECH. 2004. "Campagne de Mesures de L'éclairage Dans 100 Logements En France."
- . 2008. "Mesure de La Consommation Des Usages Domestiques de L'audiovisuel et de L'informatique, Projet REMODECE, Rapport Final." www.enertech.fr
- Haldi, Frédéric, and Darren Robinson. 2009. "Interactions with Window Openings by Office Occupants." *Building and Environment* 44 (12): 2378–95. doi:10.1016/j.buildenv.2009.03.025.
- INSEE. 2010. "Bases de Données et Fichiers Détail Du Recensement de La Population 2010." <http://www.insee.fr/fr/bases-de-donnees/default.asp?page=recensement/resultats/donnees-detaillees-recensement-2010.htm>.
- Schweiker, Marcel, Frederic Haldi, Masonori Shukuya, and Darren Robinson. 2011. "Verification of Stochastic Models of Window Opening Behaviour for Residential Buildings." *Journal of Building Performance Simulation* 5 (1): 55–74.
- Wilke, Urs, Frédéric Haldi, Jean-Louis Scartezzini, and Darren Robinson. 2013. "A Bottom-up Stochastic Model to Predict Building Occupants' Time-Dependent Activities." *Building and Environment* 60: 254–64.