

Prédiction des consommations totales et réelles des bâtiments incluant le comportement des usagers

Quentin Darakdjian

19 août 2016

Table des matières

Introduction générale	6
I Etat de l’art	10
1 Conception et construction des bâtiments	11
1.1 Modélisation numérique des bâtiments	11
1.2 Calculs conventionnels	12
1.3 Certifications et labels	12
1.4 Simulations Thermiques Dynamiques	14
1.5 Gestion de projet	19
1.6 Synthèse	20
2 Performance énergétique théorique et réelle	21
2.1 Écart de performance	22
2.1.1 Conception	23
2.1.2 Construction	24
2.1.3 Exploitation	24
2.2 Engagement performantiel	29
2.2.1 Juridique	30
2.2.2 Financier	31
2.2.3 Technique	32
2.2.4 Méthodes	33
2.3 Synthèse	34
3 Approches de modélisation	35
3.1 Familles de modèles	35
3.1.1 Modèles déterministes	36

3.1.2	Modèles stochastiques	36
3.1.3	Systèmes Multi-Agents (SMA)	37
3.2	Intégration des modèles aux outils de simulations thermiques	39
3.2.1	Le simulateur définit les comportements	39
3.2.2	Le simulateur personnalise le code	40
3.2.3	Le simulateur personnalise l'outil	40
3.2.4	Le simulateur utilise un outil externe	40
3.3	Choix de la plateforme SMA	40
3.3.1	BRAHMS	41
3.3.2	Repast	42
3.3.3	NetLogo	43
3.3.4	OASys	45
3.3.5	MASS	45
3.3.6	Composant W de TRNSYS	46
3.4	Synthèse	47
II	Plateforme du comportement des occupants	49
4	Simulation Stochastique à base d'agents (MASS)	50
4.1	Concepts génériques	50
4.2	Utilisation pratique	51
4.3	Synthèse	53
5	Modélisation du comportement des occupants	55
5.1	Collecte de données	55
5.1.1	Suivi sur site	55
5.1.2	Études de laboratoire	56
5.1.3	Enquêtes	56
5.2	Développement de modèles	57
5.2.1	Formulations mathématiques	58
5.2.2	Évaluation et validation	59
5.2.3	<i>Fit-for-purpose</i> et facteurs contextuels	60
5.3	Présentation des cas d'études	61
5.3.1	Bureau	61

5.3.2	Résidentiel	62
5.4	Présence dans les bâtiments de bureaux	65
5.4.1	État de l'art	66
5.4.2	Modèle de Page	70
5.4.3	Ajustement du modèle de Page et al.	72
5.4.4	Facteurs contextuels	74
5.5	Activités dans les logements	79
5.5.1	État de l'art	79
5.5.2	Processus de Bernoulli	81
5.5.3	Modèle hybride	82
5.5.4	Présentation des résultats	83
5.6	Gains et confort thermique	87
5.7	Gestion des ouvrants	89
5.7.1	État de l'art	89
5.7.2	Modèle d'Haldi et Robinson	94
5.7.3	Ajustement du modèle	95
5.8	Gestion des stores	95
5.9	Gestion de l'éclairage	96
5.10	Utilisation des appareils électriques	96
5.10.1	Types d'appareils électriques	96
5.10.2	Modélisation de la possession et de l'utilisation des appareils électriques . . .	96
5.11	Gestion des consignes de température	96
5.12	Consommations d'eau chaude sanitaire	100
5.12.1	Systèmes	100
5.12.2	Volumes de consommation	100
III	Application et perspectives	103
6	Recommandation aux architectes et designers	105
6.1	Conception de l'espace	105
6.2	Conception des ouvrants	105
6.3	Conception de l'éclairage	105
6.4	Conception des stores et volets	105

7	Discussion	106
7.1	La problématisation avant la modélisation	106
7.2	Appropriation de la technologie	106
7.3	L'accompagnement des usagers	106
7.4	Conclusion	107
	Bibliographie	108

Introduction générale

Contexte

La crise économique des années 2010 touche l'ensemble de l'économie occidentale et s'accompagne de la dégradation de plusieurs fondamentaux sociaux et environnementaux de notre société. Cette situation nous oblige à repenser nos modèles de développement et en particulier à nous interroger sur l'avenir de l'énergie qui fonde le développement du monde que l'on connaît. Comme le confirme à chaque rapport le GIEC [1], abondante et bon marché depuis la seconde révolution industrielle, l'énergie fossile apparaît aujourd'hui et depuis les chocs pétroliers comme rare et de plus en plus chère dans un contexte où la menace du changement climatique se renforce. Accentué par l'évolution démographique, c'est dans ce contexte que le controversé essayiste et scientifique Rifkin [2] promeut la troisième révolution industrielle et considère la transition vers des systèmes énergétiques décarbonés comme prioritaires. Néanmoins la démarche de transition énergétique (Energiewende) est à mettre au crédit de l'Allemagne de 1980 qui a été le précurseur mondial de l'application d'énergie renouvelable à l'échelle industrielle. En France et à la suite du Grenelle de l'Environnement, cette transition énergétique est partagée par la grande majorité des politiques, afin d'atteindre l'engagement national du facteur 4¹ en 2050, tout en restant compétitif sur les marchés internationaux. L'association Negawatt² a une forte notoriété pour la mise en œuvre de la transition énergétique de manière concrète et plus technique que le travail de Rifkin. L'accord de Paris de 2015 signé suite aux négociations de la COP21, est le dernier signe d'une volonté internationale de réduire le recours aux énergies fossiles et de réduire l'émission de gaz à effet de serre.

Cette contrainte de réduction des consommations d'énergie confronte nos sociétés à un défi d'une ampleur considérable. La consommation d'énergies fossiles à grande échelle est le socle qui a rendu possible le développement de nos sociétés modernes où aucune activité humaine n'échappe à la consommation d'énergie. En occident, le premier secteur consommateur d'énergie est le bâtiment (de 30 à 40 % selon les pays), suivi des transports et de la production industrielle. Pour parvenir à l'objectif d'une société plus sobre en énergie, le secteur du bâtiment est donc une priorité tant son potentiel est jugé important et accessible à moyen terme. Compte tenu de l'état des technologies et par rapport aux transports, le bâtiment apparaît comme le domaine le plus mature pour la transition énergétique.

Cette amélioration continue des performances énergétiques des bâtiments neufs et anciens a été

1. Le facteur 4 en France correspond à une réduction des émissions par quatre des GES entre 1990 et 2050

2. La sémantique du terme Negawatt quantifie une puissance en moins, c'est-à-dire une puissance économisée par un changement de technologie ou de comportement

accompagnée par le développement d'outils de plus en plus performants et précis en termes de modélisation numérique. A l'inverse des premiers outils de calcul des déperditions statiques ne tenant même pas compte des apports solaires, les outils de simulations thermiques dynamiques actuels permettent d'intégrer l'ensemble des paramètres influençant le fonctionnement d'un bâtiment : climat, physique du bâtiment, équipements et usages. Alors que le niveau d'incertitude concernant les paramètres statiques liés à l'enveloppe, tels que les propriétés des matériaux ou le contrôle qualité de chantier, sont de plus en plus faibles, les incertitudes sur l'utilisation effective du bâtiment et le comportement des utilisateurs sont quant à elles très importantes. En résulte dans la pratique des écarts parfois considérables entre consommations théoriques et mesurées, d'autant plus élevés que la performance du bâtiment est grande. Au travers de l'amélioration des modèles des bâtiments, cette thèse doit permettre de mieux prendre en considération le comportement des usagers notamment par un état de l'art d'études sociologiques appliquées à l'énergétique du bâtiment et de développer un module de simulation pour le bureau d'études, AI Environnement, la structure d'accueil.

Force collective

Comme nous venons de le voir, les pouvoirs publics ainsi que les associations non gouvernementales prennent des mesures pour panser les maux de notre monde. Certes, les moyens ne semblent pas toujours à la hauteur des enjeux, néanmoins les comportements individuels peuvent mener à des améliorations significatives. Cette philosophie a été imaginée par l'histoire du mouvement Colibris de Pierre Rabhi : "Un jour, il y eut un immense incendie dans la forêt, seul un colibri déposa, goutte après goutte, de l'eau sur les arbres. "Tu crois que ce sont tes gouttes d'eau qui vont arrêter l'incendie ?", se moquèrent les autres oiseaux. Et le colibri de répondre : "Seul, non, mais j'aurais fait ma part." Le projet de la tour Elithis de Dijon, se voulant être le premier bâtiment tertiaire à énergie positive, est un exemple d'application du mouvement Colibris. Lors de sa mise en service la tour ne consommait que $20 \text{ kWh/m}^2/\text{an}$, soit six fois moins qu'un bâtiment tertiaire standard, mais toujours $20 \text{ kWh/m}^2/\text{an}$ de trop pour véritablement atteindre l'objectif. Or, ce n'est pas un acharnement technologique qui a permis cela, mais l'accompagnement des employés vers des comportements en adéquation avec ce bâtiment et son environnement.

Colibris et les mouvements semblables sont des accélérateurs de transition, en s'appuyant sur la capacité de chacun à changer et à incarner ce changement dans des expériences concrètes et collectives. Cela encourage l'émergence et l'incarnation de nouveaux modèles de société fondés sur l'autonomie, l'écologie et l'humanisme.

"Les Colibris, ce sont tous ces individus qui inventent, expérimentent et coopèrent concrètement, pour bâtir des modèles de vie en commun, respectueux de la nature et de l'être humain." P. Rabhi

Thèse en entreprise

Le travail présenté dans ce manuscrit est le produit d'une thèse en contrat CIFRE (Convention Industrielle de Formation par la Recherche) c'est à dire co-financée par une entreprise, supervisée par un laboratoire et subventionnée par l'ANRT (Association Nationale de la Recherche et de la Technologie). Dans une démarche d'innovation et pour structurer ses activités de recherche et déve-

loppement, AI Environnement, le bureau d'études techniques et Antoine Boulla, ingénieur d'étude et encadrant principal de la thèse, ont ressenti le besoin de mieux appréhender le comportement des usagers pour leurs études énergétiques. C'est dans ce contexte que la synergie avec l'Université de La Rochelle, par l'entremise de Christian Inard et Jean-Marc Ogier respectivement du LaSIE (Laboratoire des Sciences de l'Ingénieur pour l'Environnement) et L3I (Laboratoire Informatique, Image et Interaction) s'est établie. Afin de pouvoir confronter les résultats du modèle à des données réelles, Bassam Moujalled, membre du CEREMA³, a été greffé dès le début du projet de thèse pour sa connaissance de la modélisation dynamique des bâtiments et sa proximité à des projets expérimentaux tests. Suite au départ d'Antoine Boulla d'AI Environnement en milieu de thèse, Sylvain Bille co-fondateur de l'entreprise en 2008 a repris l'encadrement. Enfin, à la suite d'un Master en Sciences et Techniques des Environnements Urbains à l'Ecole des Mines de Nantes, j'ai complété le groupe de travail afin de réaliser et articuler le projet.

La thèse en contrat CIFRE s'inscrit dans une logique de don contre-don où, par l'intermédiaire du doctorant, AI Environnement s'est lié à l'expérience de laboratoires de l'Université de La Rochelle tandis que les laboratoires ont recadré leurs activités de recherches aux besoins de la structure industrielle. Au milieu de cette synergie, le doctorant se retrouve parfois en situation inconfortable où il doit trouver l'équilibre entre les attentes des différentes parties tout étant l'acteur et le décideur principal du projet.

Au travers d'une telle thèse, le doctorant a un rôle d'interface entre le monde universitaire et le monde industriel. Bien que certains recruteurs voient encore la formation doctorale comme non professionnalisante, la CIFRE est vue d'une autre manière et tend à faire évoluer les mentalités. Les recruteurs industriels trouvent chez ces docteurs des compétences de pointe, d'une part de chercheur et d'autre part d'ingénieur familiarisé au milieu professionnel associé : double compétence valorisable.

Enjeux de la thèse et contribution

C'est donc dans un contexte partagé entre le bureau d'études et les laboratoires, que cette thèse contribue à améliorer les résultats des projets thermiques et environnementaux. La recherche de hautes performances énergétiques et environnementales amène les bureaux d'études techniques à réaliser des STD (Simulations Thermiques Dynamiques) afin d'optimiser les constructions et rénovations en diminuant leurs consommations et en améliorant le confort des occupants. Le constat est que la prise en compte du comportement de ces derniers est actuellement le maillon faible de ce genre d'études. Face au manque d'informations concernant le comportement réel des usagers et leurs interactions avec le bâtiment, les thermiciens et énérgéticiens sont contraints à en simplifier les hypothèses d'entrée. En effet, aujourd'hui ce comportement humain est grossièrement réduit à un taux d'occupation, une présence journalière répétitive via une approche très déterministe.

De nombreuses raisons ont été avancées pour expliquer la non-précision et la non-fiabilité des résultats des études de STD. Cependant, les résultats de l'Annexe 53 [3]⁴, *Total Energy Use in Buildings : Analysis and Evaluation Methods*, projet de l'Agence Internationale de l'Energie (AIE),

3. CEREMA : Centre d'Etudes et d'expertise sur les Risques, l'Environnement, la Mobilité et l'Aménagement
<http://www.cerema.fr/>

4. Présentation et publications : <http://www.iea-ebc.org/index.php?id=141>

montrent que la principale cause d'incertitude provient de la mauvaise prise en compte du comportement des occupants. Dans la continuité à ce projet, l'Annexe 66, *Definition and Simulation of Occupant Behavior in Buildings*⁵ a été lancée avec des objectifs et des problématiques de recherche qui coïncident à ceux de la thèse, à savoir :

- Identification et modélisation des comportements impactant les besoins énergétiques des bâtiments
- Implémentation des modèles dans les outils de simulation énergétique des bâtiments
- Évaluation des modèles de comportement développés sur des cas d'études

Plan du manuscrit

Nous proposons une lecture du manuscrit qui peut être découpée en plusieurs parties. Le premier chapitre évoque la situation de la conception et de la construction des bâtiments en France. Le second chapitre traite de la différence de performance théorique et réelle...

5. Site internet : <http://www.annex66.org/>

Première partie

Etat de l'art

Chapitre 1

Conception et construction des bâtiments

L'architecte est le chef d'orchestre d'un projet de construction. Il a une vision d'ensemble du projet et est le plus qualifié pour réaliser l'ensemble des missions, de l'étude de faisabilité du projet à la livraison en passant par la conception, la sélection des entreprises et la phase de chantier. Selon les exigences de la maîtrise d'ouvrage, l'architecte propose ses services de maître d'œuvre afin d'assurer une construction efficiente du bâtiment d'un point de vu technique mais aussi et surtout humain.

La maîtrise d'œuvre, organisée autour de l'architecte, est composée selon les particularités des projets de bureaux d'études technique, d'économistes et d'autres partenaires. Les bureaux d'études thermique ont pour objectifs d'assister l'architecte dans les différentes phases du projet, afin d'une part d'attester la conformité du projet selon les normes en vigueur et d'autre part d'optimiser les performances thermiques et énergétiques des bâtiments.

Le travail de conception et de construction pour les spécialistes thermique et énergétique consiste pour beaucoup à représenter la réalité sous forme de modèles numériques. Ce travail de modélisation est ainsi présenté dans ce chapitre, ainsi que les calculs conventionnels, les certifications et les labels qui en découlent. Les Simulations Thermiques Dynamiques sont également au programme de ce chapitre, afin d'évoquer d'une part leurs intérêts, dont l'évaluation des performances futures et du confort des occupants et d'autre part de référencer certains outils.

1.1 Modélisation numérique des bâtiments

La modélisation énergétique est dans la phase de conception d'un bâtiment une étape d'optimisation indispensable. Basée sur des hypothèses simplificatrices elle vise à donner une image aussi proche que possible de la réalité afin de simuler l'exploitation du bâtiment. Cet outil d'aide à la conception fonctionne comme une plateforme d'essais virtuelle visant à étudier les options et à trouver une solution optimale. Ce travail porte généralement sur deux facteurs d'intérêts : le confort et la consommation énergétique.

Le bâtiment dans son ensemble est un objet complexe qui nécessite des simplifications pour sa simulation numérique. Une modélisation trop fine ne serait pas compatible avec les exigences des architectes et designers. Le niveau de modélisation doit alors être cohérence avec les objectifs du

projet.

Le principe de modélisation est commun à l'ensemble des outils, et consiste à décomposer les volumes d'air en zones, séparés entre eux et de l'extérieur par des parois opaques et vitrées. Tout comme une paroi, une zone ne possède qu'un seul ensemble de variables d'état aux grandeurs homogènes (température, humidité, pression). Le couplage entre les zones se fait soit par conduction par l'intermédiaire des parois, soit par convection par l'intermédiaire des portes, fenêtres et infiltrations.

La simulation thermique dynamique permet d'obtenir les évolutions temporelles des variables de chaque zone. Le modèle du bâtiment est alors composé d'un ensemble d'équations de bilans enthalpiques et massiques qu'il est possible de résoudre en temps à condition de connaître les sollicitations thermiques environnantes.

1.2 Calculs conventionnels

Afin de créer un seuil minimum de performance énergétique des bâtiments, la législation a mis en place des réglementations thermiques évolutives. Ces réglementations imposent un calcul réglementaire indispensable pour obtenir un dépôt du permis de construire. La première réglementation fait suite au premier choc pétrolier de 1973 qui a déclenché une prise de conscience de la nécessité d'économiser l'énergie. Sa mise en place concerne les bâtiments neufs et date de 1974. Aujourd'hui et depuis le 1er janvier 2013, la Réglementation Thermique (RT) en vigueur est la RT 2012, elle précède la future Réglementation Bâtiment Responsable (RBR) 2020 et s'inscrit dans la continuité des RT 2005, 2000, 1988 et 1974 aux exigences croissantes. Depuis 2000, ces réglementations thermiques expriment des exigences sur les résultats en énergie primaire, alors que les RT antérieures imposaient des exigences de moyens, d'où leur absence sur la Figure 1.1. Impulsé par le Grenelle de l'Environnement les acteurs du bâtiment se préparent à une nouvelle évolution significative des performances à partir de 2020. Outre des améliorations techniques des matériaux, la RBR prendra également en considération les usages de l'électricité spécifique, l'énergie grise ainsi que de la mobilité qui est liée à la densité urbaine environnante. En effet, ces paramètres ne sont actuellement pas pris en considération dans la RT 2012 qui ne s'intéresse qu'à 5 postes de consommations (chauffage, climatisation, eau chaude sanitaire, éclairage et auxiliaires).

La méthode de calcul actuelle (Th-BCE 2012), développée par le Centre Scientifique et Technique du Bâtiment (CSTB), n'a pas pour vocation de faire des calculs de consommations réelles mais de vérifier la normalité technique. Les paramètres du projet intervenant dans la méthode sont définis de façon conventionnelle, il s'agit notamment des données climatiques et relatives à l'usage des bâtiments. Plusieurs logiciels ont été développés en suivant le moteur de calcul Th-BCE 2012, les plus répandus en France sont Pleiades+COMFIE, Perrenoud, Clima-Win, DesignBuilder et CYPE.

1.3 Certifications et labels

Certains maîtres d'ouvrage éprouvent la volonté de construire des bâtiments plus performants que ce que les réglementations fixent. Les certifications et labels permettant de les catégoriser selon leurs modes de construction et leurs performances. Les certifications garantissent une construction

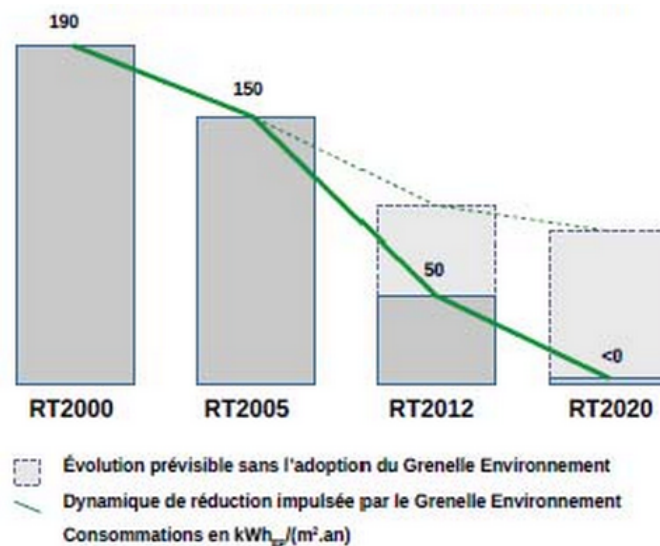


FIGURE 1.1 – Évolution des exigences réglementaires de consommation énergétique des bâtiments neufs : une rupture opérée par le Grenelle Environnement. Source : Ministère de l’écologie, du développement durable et de l’énergie

ou une rénovation des bâtiments respectant de strictes exigences en termes de confort, santé, maîtrise des charges et environnementale. Les labels valorisent uniquement la performance énergétique des bâtiments, sans tenir compte des autres éléments. La diversité des certifications et des labels donnent la possibilité aux constructeurs puis aux futurs acquéreurs de choisir un logement répondant à leurs priorités et souhaits. Ainsi une certification couvre plus de champ qu’un label qui ne s’intéresse qu’à la dimension énergétique et qui ne peut être demandé qu’au sein d’une certification.

Plusieurs démarches ont été initiées dans les pays européens pour améliorer et codifier les démarches constructives. Les principes de l’éco-construction peuvent se décliner en France avec la certification de construction Haute Qualité Environnementale (HQE), définissant 14 cibles dans 4 domaines (éco-construction, éco-gestion, confort et santé) ou la certification *BRE Environmental Assessment Method* BREAM, organisée autour de 10 catégories (gestion, bien-être et santé, énergie, transport, matériaux, eau, déchets, paysage et écologie, pollution et innovation). Les labels, tels qu’Effinergie ne peuvent être obtenus qu’après certification et intègrent donc également les principes de l’éco-construction. Les labels et certifications ne sont pas une spécificité française, en effet on peut retrouver Minergie en Suisse, Passivhaus en Allemagne, LEED en Amérique du Nord. En 2016, le label Bâtiment Bas Carbone (BBCA) a vu le jour afin d’évaluer l’empreinte carbone des opérations. Pour obtenir ce label un effort particulier doit être fait sur la construction elle-même. En effet, avec l’amélioration des performance énergétique des bâtiments en phase d’exploitation, une part très importante des émissions de gaz à effet de serre a lieu en phase de chantier. Ce label BBCA récompense alors les opérations qui utilisent des matériaux bio-sourcés et locaux ainsi que les chantiers qui recyclent leurs déchets.

Les intérêts de vouloir construire des bâtiments au delà des réglementations sont multiples. D’une part, cela apporte une visibilité au bâtiment car il mobilise des technologies nouvelles qui attisent la curiosité d’autres maîtres d’ouvrage et rendent donc le bâtiment désirable. Dans le domaine public les certifications peuvent être accompagnées de subventions ce qui permet de limiter d’éventuels

sur-coûts. Aussi, par définition un bâtiment certifié ou labellisé est plus performant que la moyenne et réduira donc ses coûts d'exploitation pour un confort d'habitat à priori également amélioré. Un bâtiment certifié renvoie aussi à l'assurance que les meilleures pratiques de construction ont été intégrées au chantier. Alors que cette assurance de qualité, qui est une marque de reconnaissance, est sensée être recherchée par les maîtres d'ouvrage pour une future valorisation lors de la vente ou lors de la cession du bâtiment, il apparaît néanmoins que l'aspect économique inhibe bien souvent les bonnes volontés environnementales. La certification aborde les problèmes environnementaux dans leur globalité et permet aux promoteurs et concepteurs immobiliers d'amener de l'objectivité à la performance environnementale vis à vis de leurs clients.

La présentation des labels et certifications dans ce manuscrit se justifie par le fait que pour les attribuer il est nécessaire d'utiliser des logiciels qui quantifient les variables d'intérêts. La certification HQE impose par exemple des calculs d'éclairage, d'ensoleillement, d'Analyse de Cycle de Vie (ACV) et bien évidemment de Simulations Thermiques Dynamiques (STD).

1.4 Simulations Thermiques Dynamiques

Contrairement aux calculs conventionnels basés sur les réglementations thermiques, les STD offrent aux utilisateurs une liberté quasi totale sur le travail de modélisation avec pour objectif de s'approcher au maximum de la réalité. Avec l'accroissement des exigences de performances énergétiques et environnementales elle de plus en plus intégrée au processus de conception des bâtiments. Évaluer les besoins énergétiques et les puissances des systèmes d'un projet de construction requiert de disposer d'un certain nombre de données sur l'architecture, les conditions météorologiques et l'usage du bâtiment. La différence de résultats entre un calcul réglementaire et un calcul STD prévisionnel s'explique donc principalement par le fait que les scénarios réglementaires sont moyennés et éloignés de la réalité. Les variations s'expliquent principalement par le fait que le calcul réglementaire néglige ou sous estime certains postes de consommation d'énergie majeurs. Bien que la STD ait pour ambition de reproduire le comportement réel du bâtiment, elle ne peut être considérée comme une référence absolue. En effet, les hypothèses d'entrée du modèle et les modèles du calcul sont deux sources importantes d'erreurs de la simulation qu'il faut garder à l'esprit.

Un large panel de logiciels de STD est disponible pour simuler la performance énergétique et environnementale des bâtiments. Le *Building Energy Software Tools* (BEST2016)¹ synthétise 45 d'entre eux et permet de les comparer entre eux. Les prochains paragraphes présentent des logiciels du domaine privé et de la recherche. Pleiades+COMFIE, DYMOLA, EnergyPlus, ESP-r, IDA-ICE et TRNSYS sont les logiciels qui ont à un moment donné retenu notre attention pour la réalisation de cette thèse et sont alors présentés en détails dans ce qui suit. Le potentiel d'amélioration est également évoqué pour chaque logiciel à travers des travaux de recherche significatifs.

Outils simplifiés

Dans le cadre de projets nécessitant une simulation thermique dynamique pour une application particulière, il peut être nécessaire de développer son propre outil. Kampf et Robinson [4] ont dé-

1. <http://www.buildingenergysoftwaretools.com/>

veloppé un modèle simple basé sur des équivalences électriques, cinq résistances et deux capacités afin d'étudier les flux de chaleur dans le bâtiment. Le principe de cette approche est basé sur une analogie entre la thermique et l'électricité. Le bâtiment est assimilé à un circuit électrique où les résistances électriques représentent les résistances thermiques (murs, fenêtres, toit, sol) et les capacités représentent l'inertie du bâtiment. Ce modèle électrique, 5R2C, a été repris par Darakdjian [5] de l'Ecole des Mines de Nantes pour réaliser une étude de STD des bâtiments à l'échelle du quartier urbain. Pour cela, le modèle simplifié de Kampf et Robinson est couplé à un outil de Système d'Information Géographique (SIG) développé par l'Institut de Recherche en Science et Techniques de la Ville (IRSTV) : OrbisGIS. Cela permet d'obtenir en sortie des informations géo-localisées sur les performances des bâtiments à l'échelle du quartier. Les résultats absolus sont certes moins fiables que des logiciels spécialisés mais adaptables et viables en temps de calcul.

Dans le cadre de la garantie de performance énergétique, ces logiciels simplifiés ne permettent pas d'obtenir des résultats pouvant être contractualisés, car ils sont incomplets pour une étude globale et non validés par les autorités compétentes, tel que le CSTB. On comprend alors aisément que l'utilisation de logiciels commercialisés, comme ceux des prochaines sous-sections sont plus appropriés à une démarche de fiabilité de résultats. Cette section peut paraître surprenante ici, mais montre surtout que pour répondre à un objectif donné, il faut savoir trouver ou créer un outil adapté.

Pleiades+COMFIE

L'outil de simulation thermique dynamique, COMFIE, est développé par l'école des Mines de Paris et l'interface Pleiades par IZUBA Énergies. L'ensemble Pleiades+COMFIE se démarque de beaucoup de logiciel de STD par l'ergonomie de l'interface utilisateur. Aussi, la qualité de l'assistance technique participe à ce que le logiciel soit en France le plus utilisé par les bureaux d'études thermique. Le logiciel Alcyone, également développé par IZUBA, a été incorporé à Pleiades+COMFIE afin de réaliser la saisie graphique et de visualiser un rendu en trois dimensions. En sortie de simulation, l'exploitation de résultats est à un niveau avancé avec en outre la possibilité de générer des diagrammes de Sankey ou des zones de Brager. Bien que Pleiades+COMFIE soit fortement apprécié par les utilisateurs en bureau d'études, l'accessibilité au cœur du logiciel est nulle. Ainsi, dans un cadre de recherche, l'utilisation de Pleiades+COMFIE permet des études de sensibilité, mais empêche toute extension ou développement de modules, qui est réservé aux développeurs d'IZUBA.

A ce propos, Vorger et al. [6] des Mines ParisTech ont travaillé sur l'amélioration de la prise en compte du comportement humain dans le logiciel en intégrant les activités des occupants par une modélisation stochastique. Ce travail consiste à générer aléatoirement des ménages et leurs équipements en ce basant sur des données statistiques de l'Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques (INSEE). A partir de la génération de ces ménages les activités et comportements de chaque occupant sont également générés, ce qui permet d'y associer des consommations énergétiques. En réalisant plusieurs simulations, l'aspect stochastique de l'étude permet alors d'obtenir une fourchette de consommations, qui aide à s'engager dans le cadre d'un processus de Garantie de Performance Énergétique (GPE) avec un risque d'erreur réduit.

DYMOLA

*DY*namic *MO*delling *LAB*oratory (DYMOLA) est un outil de modélisation et simulation, orienté R&D et développé par Dassault Systèmes. Il permet de modéliser de manière pratique des systèmes dynamiques complexes sans se limiter au domaine du bâtiment. Bien que d'un intérêt limité dans notre cas, DYMOLA peut également permettre de modéliser des systèmes hydrologiques, électriques, ou encore relatifs au transport routier. Encore relativement peu utilisé dans le secteur du bâtiment, il est tout de même apprécié pour la description des systèmes énergétiques. En plus de la bibliothèque standard qui couvre plusieurs domaines d'ingénierie, les utilisateurs peuvent créer leurs propres bibliothèques de modèles pour leurs besoins spécifiques.

Michaelsen et Eiden [7] ont développé la leur pour la prédiction du confort de l'occupant en se basant sur les travaux danois de Fanger, reportés par Charles [8] sur les votes moyens prévisibles (*Predicted Mean Vote* en anglais). Gaaloul [9] pour sa thèse a étudié l'interopérabilité de la simulation dynamique du bâtiment en couplant plusieurs outils. Pleiades+COMFIE est dédié à la modélisation de l'enveloppe, TRNSYS à la simulation des systèmes énergétiques du bâtiment, MATLAB/Simulink pour le contrôle de la simulation, BRAHMS pour la simulation du comportement des occupants (cf Section 3.3.1) et enfin DYMOLA pour la modélisation avancée de la VMC double flux. Ainsi, les trois outils de STD, dont DYMOLA, sont couplés entre eux mais également à un modèle du comportement des occupants, BRAHMS.

EnergyPlus

EnergyPlus, développé en Fortran par le département de l'énergie des Etats-Unis d'Amérique, est un des logiciels de simulation énergétique les plus connus dans le monde [10] et le plus utilisé par les chercheurs de l'Annexe 66, *Definition and Simulation of Occupant Behavior*. EnergyPlus découle de la fusion de DOE et BLAST, deux logiciels qui ne sont plus développés. EnergyPlus est un logiciel de simulation autonome dépourvu d'interface graphique. Des interfaces comme celle de DesignBuilder ont été intégrées pour exploiter le potentiel du cœur de calcul dans un environnement convivial. Le couple DesignBuilder/EnergyPlus permet de réaliser des calculs réglementaires, des certifications LEED, des simulations énergétiques, des calculs aérodynamiques, des calculs d'éclairement et même de coûts globaux. Aussi, il existe un module d'optimisation permettant de déterminer les paramètres du bâtiment offrant le meilleur compromis coût, confort et impact environnemental. Ainsi, EnergyPlus est considéré comme l'outil le plus complet du marché, tout en étant gratuit et totalement flexible.

Chapman et al. [11] de l'Université de Nottingham ont développé une plateforme multi-agents à base de modèles stochastiques qui se couple avec le logiciel de STD, EnergyPlus. Cette plateforme n'est pas détaillée dans cette section puisqu'elle a été reprise comme base de travail pour cette thèse. La présentation de cette plateforme, nommée *Multi-Agent Stochastic Simulation* (MASS) se trouve en Chapitre 4.

ESP-r

ESP-r est un logiciel de STD *open-source* créé et développé par l'Université de Strathclyde en Ecosse, fonctionnant sous Linux, gratuit, libre mais sans interface utilisateur. En plus de modéliser

les performances thermiques, il peut modéliser les performances visuels et acoustiques ainsi que les émissions de gaz associés. Les évolutions récentes du logiciel permettent également de modéliser l'aérodynamique et l'humidité. ESP-r peut informer l'utilisateur sur les possibilités d'optimisation des performances du bâtiment. L'aspect totalement ouvert du logiciel permet d'une part aux utilisateurs d'accéder au cœur des algorithmes et d'en modifier les propriétés et d'autre part d'échanger avec des programmes extérieurs. Un inconvénient relevé d'ESP-r est le manque de documentations pour les utilisateurs lors de modélisations complexes, ainsi que des messages d'aides bourbeux.

Pour sa thèse de doctorat Bourgeois [12] l'a utilisé afin de simuler l'ensemble des interactions bâtiment-systèmes-environnement, afin d'en quantifier l'influence sur les besoins énergétiques. Bourgeois utilise le module SHOCC (*Sub-Hourly Occupancy Control*) qui permet d'étudier les phénomènes relatifs aux comportements des occupants dans les bâtiments. SHOCC couplé à ESP-r gère alors la position des stores et les besoins des occupants concernant le chauffage. Ce modèle a par la suite été repris par Hoes et al. [13] dans le but d'améliorer la finesse de modélisation de la présence des occupants dans l'espace. Ce modèle baptisé USSU (*User Simulation of Space Utilization*) a alors été associé à la paire SHOCC/ESP-r pour démontrer que les activités des occupants doivent être évaluées en détails pour que les estimations des performances des bâtiments gagnent en fiabilité.

IDA-ICE

Développé à partir des années 1990, IDA-ICE est actuellement leader dans l'ensemble des pays scandinaves. Contrairement à Comfie+Pleiade qui apparaît comme une boîte noire pour l'utilisateur, mais comme DYMOLA, EnergyPlus et ESP-r, le logiciel IDA-ICE est totalement ouvert aux modifications avec la possibilité d'accéder au cœur des composants du logiciel. Il permet en outre l'utilisation des modèles BIM (Maquette numérique du bâtiment) notamment générés, par ArchiCAD ou Revit. Bien qu'une réduction pour les étudiants soit disponible, le prix d'une licence commerciale devient rapidement élevé pour l'ensemble des fonctionnalités.

Le projet européen Tribute², utilise IDA-ICE, et a également pour objectif de diminuer le *performance gap* (cf Section 2.1) en affinant la modélisation du comportement des occupants, en revisitant les modèles des systèmes et en considérant le vieillissement des matériaux et équipements. Pour ce projet, des bâtiments sont instrumentés ce qui permet de détecter en temps réel les défauts de performance énergétique des bâtiments en vue d'actions correctives.

TRNSYS

TRaN SYstem Simulation (TRNSYS) program est un environnement complet de simulation des systèmes énergétiques développé par l'Université de Wisconsin-Madison au Etats-Unis depuis 1979. Ce logiciel permet d'intégrer toutes les caractéristiques du bâti mais aussi des systèmes de chauffage ou de climatisation afin de réaliser des simulations thermiques dynamiques. L'outil est basé sur une approche systémique des problèmes que l'on cherche à modéliser. Les modèles sont couplés entre eux par les interconnexions entre des entrées et des sorties de modules (appelés types). A l'image d'EnergyPlus, ESP-r, DYMOLA ou IDA-ICE l'accessibilité au cœur de calcul est bonne et le développement de modules annexes libres. La limite principale de TRNSYS est de ne pas pouvoir

2. Site officiel : <http://www.platforme-tipee.com/projet/le-projet-tribute/>

Logiciels	Points forts	Points faibles
Logiciels simplifiés	Personnalisé Rapide en temps de calcul	Non certifiés et donc peu fiables Investissement en développement lourd
Pleiades+Comfie	Convivialité de l'interface Large utilisation des BET français	Flexibilité Coût
DYMOLA	Simulation Multi-Ingénierie Flexible	Peu utilisé en BET Coût
EnergyPlus	Gratuit Flexible	Pas d'interface libre Peu utilisé en France
ESP-r	Gratuit Flexible Optimisation de projet automatisé	Manque de documentation Peu utilisé en France Bugs sous Windows
IDA-ICE	Flexibilité Interface conviviale	Peu utilisé en France Coût
TRNSYS	Flexibilité Modélisation systèmes	Interface peu conviviale Gestion des géométries Coût

Tableau 1.1 – Tableau comparatif des logiciels de STD

se connecter avec AutoCAD, ArchiCAD ou Revit pour l'importation et l'exportation de fichiers contrairement aux trois autres logiciels. Le bâtiment doit alors être dessiné sous Google Sketchup puis importé. Comme IDA-ICE, il est à noter que le prix du logiciel est assez onéreux.

Bonte [14] a développé un modèle basé sur le confort thermique et visuel des occupants, à l'Université de Toulouse, qu'il a intégré au logiciel TRNSYS-17. Ce modèle nommé OASys (*Occupants' Actions System*) permet alors de prendre en compte les préférences interindividuelles et permet la simulation des actions des occupants, en fonction de leurs sensations thermiques ou visuelles sur différents moyens d'actions tels que : la température de consigne, les stores, les fenêtres, l'éclairage ou la tenue vestimentaire. Ce modèle du comportement de l'occupant par intelligence artificielle fonctionne en deux phases : une phase d'apprentissage et une phase d'exploitation où les agents réalisent les actions qui leur permettent d'améliorer leur confort.

Comparaison

Le Tableau 1.1 synthétise les points forts et faiblesses de chacun de ces outils de simulations thermiques dynamiques.

Ayant à l'esprit qu'un des objectifs de la thèse est d'améliorer la prédiction des simulations par l'amélioration de la prise en compte des occupants nous supprimons tous logiciels non certifié. Le couple Pleiades+Comfie n'étant pas modifiable pour une entité extérieure à IZUBA ne peut être retenu. DYMOLA n'étant pas spécialisé pour des applications relatives aux bâtiments ne retient pas particulièrement notre attention. ESP-r ne semble pas optimal non plus pour ce projet dans le sens où il reporte sur son site officiel une prise en main délicate et des bugs sous le système d'exploration Windows. IDA-ICE et TRNSYS ont des caractéristiques assez proches, mais le second possède l'avantage d'être plus utilisé dans les bureaux d'études français, notamment AI Environnement. A notre sens EnergyPlus et TRNSYS sont donc les logiciels les plus appropriés à la réalisation de la thèse. Comme nous le verrons plus tard, l'aide d'un mentor nous a orienté vers l'utilisation du logiciel

EnergyPlus.

1.5 Gestion de projet

Comme nous l'avons vu, concevoir des bâtiments implique de posséder des outils qui soient à la hauteur des ambitions fixées. Le choix du logiciel de simulation énergétique pour la recherche est fondamental car tous n'offrent pas les mêmes libertés et possibilités, mais ce choix l'est également dans le cadre des projets d'ingénierie. En effet, selon les spécificités des bâtiments étudiés, certains logiciels peuvent se révéler plus pertinent que d'autres. A titre d'exemple et sans rentrer dans les détails, certains logiciels gèrent mieux que d'autres le zonage, les usages ou l'hygroscopie des matériaux.

Ainsi, choisir des outils appropriés en fonction des projets est essentiel dans l'acte de construire, néanmoins cela n'est réellement efficace que si la gestion de projet en elle-même est coordonnée entre les différents acteurs. Cette section présente trois notions montantes afin d'optimiser le management de projet de construction : la maquette numérique, la démarche de conception intégrée et le commissionnement (présenté en détails en Section 2.2.3).

La maquette numérique, ou plus communément appelé BIM, pour *Building Information Modeling* est un modèle unique du bâtiment tenant dans un fichier également unique. Ce fichier numérique contient toutes les informations nécessaires aux acteurs du projet. Ce fichier est en quelque sorte la carte d'identité du projet, et est surtout accessible pour réaliser toutes les études à partir de celui-ci. Contrairement aux pratiques actuelles, où chaque acteur du projet possède son propre modèle, le BIM permet de travailler sur un document unique, facilitant les études et la coordination entre tous les acteurs. A l'heure actuelle, peu de professionnels l'utilisent d'une part parce que la maquette numérique modifie la manière de collaborer et de travailler, mais surtout parce qu'elle impose d'être utilisé par tous les acteurs. Pour les ingénieurs thermique et fluide, l'intérêt du BIM serait notamment de ne plus avoir à saisir bon nombre d'informations pour réaliser les STD, le travail ayant été préalablement réalisé par un BIM manager³ ou un architecte.

La Démarche de Conception Intégrée (DCI) repose sur une approche holistique de la conception des bâtiments. Elle rassemble les principaux partenaires et professionnels de la conception, de la construction et de l'occupation en une équipe qui collabore et interagit à toutes les étapes du projet, de la planification initiale jusqu'à l'occupation du bâtiment. De nombreux acteurs reconnaissent la valeur de la DCI et y recourent déjà. L'adoption du BIM au sein d'un processus de conception intégrée aide l'équipe à déterminer les objectifs et leur fournit un mécanisme pour les atteindre. Une équipe de conception dont les participants travaillent tous avec le BIM, est plus apte à visualiser les problèmes, à analyser les éléments potentiellement conflictuels, à offrir des solutions créatrices et, finalement, à éviter les erreurs de conception. La productivité est alors accrue pour tous les acteurs qui travaillent d'une part sur des fichiers uniques mais aussi avec gestion intelligente des phases du projet.

Les phases de construction des bâtiments passent de plus en plus par une supervision extérieure au projet, appelée le commissionnement, qui vise à réduire le risque de non-atteinte des objectifs. Le

3. Le BIM manager est un acteur de la conception moderne qui est en charge de faciliter les échanges entre les intervenants d'un projet de construction et un spécialiste de l'outil numérique permettant le BIM

commissionnement est donc un processus d'assurance de la qualité appliquée à la maîtrise de l'énergie qui s'étend de la programmation à l'exploitation du bâtiment. L'intérêt d'une telle mission sur un projet de construction n'est néanmoins pas qu'énergétique, il s'étend à la productivité générale. Mills et al. [15] dans une étude menée par le *Lawrence Berkeley National Laboratory* sur la comparaison d'une soixantaine d'opérations aux Etats-Unis ont démontré que les économies non-énergétiques peuvent représenter jusqu'à 92 dollars par mètre carré en plus des économies d'énergie. Ce commissionnement se positionne alors comme superviseur des phases de la DCI et comme assureur de la maîtrise des consommations réelles, sujet du chapitre suivant.

1.6 Synthèse

Ce chapitre nous a permis de constater que les différentes phases de la réalisation d'un projet de bâtiment sont de plus en plus liées entre elles. La valeur de la Démarche de Conception Intégrée (DCI) n'est alors plus à démontrer et se positionne comme un pilier de la construction de bâtiments vertueux. Dès la phase de programmation du projet, tous les acteurs de la conception, de la construction et de l'exploitation sont intégrés au projet. Cela permet d'anticiper les contraintes et donc de gagner en efficacité et qualité. Nous avons également vu que l'adoption de la maquette numérique, qui est un outil d'homogénéisation des supports de travail est en voie de devenir incontournable des projets modernes.

Les constructions sont soumises à des réglementations qui fixent des performances minimales et qui sont vérifiées par des calculs conventionnels. Or, il est fréquent que des maîtres d'ouvrage adoptent des démarches de certification (HQE, BREEAM, LEED) et de labellisation (Effinergie, BBCA, Passivhaus) pour garantir de meilleures performances et une meilleure qualité de construction des bâtiments. Pour évaluer la conformité des exigences de ces labels et certifications comme pour optimiser la conception des bâtiments, il est souvent nécessaire de réaliser des Simulations Thermiques Dynamiques. Ces outils sont véritablement les alliés des concepteurs car d'une part ils aident à la décision en comparant des scénarios de construction et d'autre part permettent de vérifier la conformité ou performance absolue du projet.

La comparaison de ces logiciels STD d'un point de vu de recherche nous amène à conclure que plusieurs d'entre eux sont considérés comme satisfaisant pour être couplé à une modélisation du comportement des occupants. Comfie+Pleiades est très apprécié des bureaux d'études français mais aucune amélioration n'est possible sans une collaboration avec IZUBA. Dymola a un potentiel d'utilisation très large, mais est trop peu utilisé en bureau d'études. IDA-ICE, ESP-r sont flexibles et spécialisés mais manquent de popularité et donc de support technique. EnergyPlus est très largement utilisé et reconnu dans la recherche internationale et son absence d'interface facilement comblé avec solutions convenables comme DesignBuilder. TRNSYS est également très appréciable par son accessibilité, et sa grande communauté d'utilisateurs, notamment française. Ainsi, dans le cadre de cette thèse EnergyPlus et TRNSYS sont les deux logiciels les plus satisfaisants pour mener à bien un projet de recherche qui consiste à y intégrer des modèles de comportement des occupants.

Chapitre 2

Performance énergétique théorique et réelle

Nous venons d'évoquer le contexte global de la conception et de la construction sous l'angle d'un bureau d'études thermique et environnement. Le travail de ce type de structure est de donner un avis d'expert sur les questions énergétiques. Pour cela, les outils numériques comme les Simulations Thermiques Dynamiques (STD) sont utilisés afin de modéliser les futures constructions et prédire leurs performances.

Or des doutes émanent sur la fidélité des modèles à reproduire les phénomènes énergétiques des bâtiments. Cette différence entre ce qui est prédit et ce qui est mesuré n'est généralement pas anecdotique, c'est ce que les anglophones appellent le *performance gap*. Les performances des bâtiments sont influencées par de nombreux facteurs, tels que les conditions climatiques, les équipements et la structure du bâtiment, mais aussi par des facteurs relatifs aux occupants eux mêmes, comme leurs comportements, leurs souhaits de conditions environnementales intérieures et la maintenance de leurs équipements. Les effets de la modélisation du climat, de l'enveloppe et des systèmes sont relativement bien connus et standardisés, alors que ceux en lien à l'utilisation du bâtiment se révèlent être plus incertains. On comprend alors que prédire les consommations totales des bâtiments est un exercice très complexe si l'on considère l'ensemble de ces éléments.

Ce travail de simplification de la réalité doit néanmoins être réalisé pour quantifier et garantir les performances des travaux de rénovation et de construction. Cette garantie devient alors une sécurité pour les donneurs d'ordres qui peuvent évaluer les risques de rénover un bâtiment ou de rechercher une performance énergétique d'excellence. Parce que le travail de donneur d'ordres est un travail à risque, la contractualisation de garantie énergétique peut permettre de sécuriser les opérations incertaines. Ce travail de Contrat de Performance Énergétique (CPE) est traité sous les angles juridique, financier, technique et méthodologique.

Ce chapitre est donc l'occasion de présenter ce qu'est le *performance gap*, d'analyser les défaillances possibles en phase de conception, chantier, exploitation et enfin de décrire le processus de contractualisation tel que nous le voyons.

2.1 Écart de performance

Dans cette section nous verrons en détail comment les consommations issues des simulations en phase de conception se retrouvent à ne pas être égales aux mesures qui dépendent quant à elles aux phases de construction et de exploitation. Avant cela nous proposons ici une revue historique et des projets relatifs à la compréhension des écarts de performance entre théorie et mesures.

Entre 1974, date de la première réglementation thermique, et les années 1990, les bâtiments étaient construits en suivant des exigences de moyens et non pas de résultats. L'atteinte de performance minimum n'était alors pas la préoccupation première de la maîtrise d'ouvrage. Avec le développement des premiers outils numériques de prédiction des consommations énergétiques dans les années 1990, il est devenu possible de fixer des exigences de résultats plutôt que de moyens. En 1994, Norford et al. [16] ont mis en évidence les différences de résultats entre les modèles et les mesures sur un bâtiment de bureau modélisé avec DOE-2. A cette époque les efforts étaient menés sur la modélisation des systèmes CVC, alors que la prise en compte du bâti était déjà assez fiable. Plus tard, des chercheurs sont parvenus à prendre en considération les phénomènes dynamiques et notamment les apports solaires et sollicitations extérieures. Néanmoins, à cette époque l'attention était peu portée sur les actions des occupants car celles-ci avaient un impact énergétique relativement faible. En effet, l'impact des occupants est directement corrélé avec le niveau de performance du bâtiment. Une modélisation très simplifiée était alors suffisante.

Une plateforme collaborative, CarbonBuzz¹, a d'ailleurs été lancée pour recenser les écarts de performance entre théorie et mesure sur des cas d'études. Les résultats montrent généralement des écarts très significatifs, avec des consommations réelles pouvant excéder de 250% les consommations estimées et une moyenne de dépassement comprise entre 150% et 200%. Une mise à jour des outils de prédictions est alors nécessaire pour mieux simuler les bâtiments actuels. Plusieurs groupes de recherche se chargent de réviser les méthodes et les hypothèses actuelles pour réduire ces écarts.

En 2011, l'Agence Nationale de la Recherche (ANR) a par exemple financé le projet FIABILITE : "Fiabilité des prévisions des performances énergétiques des bâtiments"² afin de tester la fiabilité des codes de simulation dynamique thermique et énergétique pour les bâtiments à basse consommation (BBC) et à bilan énergétique positif (BEPOS). Un des objectifs primordial et relativement novateur de l'amélioration était d'obtenir des résultats qui reflètent les effets des incertitudes liées aux paramètres de conception et liées aux usages.

En 2013, le projet européen Tribute³ a débuté également dans le but de réduire cet écart. Pour cela l'ensemble des paramètres influents est révisé, avec une attention particulière portée sur le vieillissement des matériaux et des systèmes, les problèmes de santé et la prise en compte des occupants.

Dans le cadre du programme national PREBAT⁴, le CEREMA, supervisé et financé par l'ADEME, a développé une approche permettant d'expliquer les écarts de consommation globale. La méthode proposée pour réduire l'écart, consiste à calculer la consommation des opérations suivant la mé-

1. Site internet <http://www.carbonbuzz.org/>

2. <http://www.agence-nationale-recherche.fr/?Projet=ANR-10-HABI-0004>

3. <http://www.tipee-project.com/projets/le-projet-tribute>

4. Plateforme de Recherche et d'Experimentation sur l'Energie dans le Bâtiment, Site internet <http://www.prebat.net/>

thode Th-CE 2005 de la RT 2005 en adaptant les conditions météorologiques, l'occupation et les performances mesurées du bâti et des installations techniques. Ce travail permet alors d'identifier et quantifier finement l'impact de la variation d'un paramètre sur la consommation.

Ces projets et retours d'expériences montrent que les outils de modélisation et de simulation ne sont pas totalement adaptés à la prédiction des consommations énergétiques et qu'une mise à jour est nécessaire pour garantir la performance des opérations. Il est néanmoins sage de rappeler que cette démarche de qualité de la modélisation doit également être menée dans une logique de recherche d'optimum entre un niveau raisonnable d'incertitude et une non sur-qualité. L'outil idéal pour les bureaux d'études est fiable techniquement mais également simple et rapide à utiliser.

2.1.1 Conception

Nous proposons dans cette section d'expliquer en trois phases, pourquoi les simulations ne mènent pas à une reproduction fidèle de la réalité.

La première cause du *performance gap* concerne les hypothèses d'entrée que fixe l'énergéticien. En effet, afin de réaliser une bonne STD il est indispensable de bien connaître son projet et de minimiser le nombre d'hypothèses et d'incertitudes. Pour cela une bonne communication entre les acteurs du projet est indispensable tout comme une excellente maîtrise de l'outil utilisé par le porteur de la simulation. Sans rentrer dans le détail les données d'entrée à considérer sont le climat, l'environnement proche du projet, la géométrie du bâtiment et la définition des zones thermiques, l'enveloppe, les systèmes, les scénarios d'occupations et les paramètres relatifs à la simulation. Pour plus de détails sur la prise en compte de ces paramètres le lecteur pourra se documenter sur Clark [17] et Peuportier [18].

Par nature les logiciels de modélisation n'ont pas les mêmes propriétés les uns des autres, le choix du logiciel, et donc de ses modèles internes, a donc une influence directe sur les résultats. Plusieurs opérations de comparaison inter-logiciels, aussi appelé BESTest⁵, permettent d'évaluer les performances des outils testés. Al-Koussa [19] propose une comparaison qualitative des logiciels Dymola, Simulink, ESP-r et TRNSYS. Les conclusions reportent des différences significatives pouvant être expliquées par des différences dans le cœur de calcul. Le choix du logiciel utilisé est alors stratégique, le porteur de la simulation doit connaître le champ d'application de son outil pour être en adéquation avec les objectifs de son étude.

La dernière cause d'erreur lors de l'utilisation d'outil de simulation correspond à l'analyse des résultats. Bien que cela commence à changer, les résultats de simulation thermique dynamique sont considérés comme une référence absolue. Or, une évaluation de la pertinence de la valeur obtenue avec un intervalle de confiance prend davantage de sens pour l'analyse post-simulation. En plus de l'évaluation des incertitudes issues des calculs, il est important de traduire les résultats en solutions techniques fiables sur le terrain.

Il est à noter que le travail du simulateur évolue en fonction de l'avancement du projet. Il doit être en mesure d'affiner ses incertitudes et lever certaines hypothèses dans l'objectif ultime de réduire le tunnel d'erreur de la simulation.

5. BESTest pour Balance Evaluation System Test, et non pas Building Energy Simulation Test

2.1.2 Construction

Nous venons de voir que la qualité des études de conception dépend beaucoup des connaissances de l'énergéticien sur le projet et du logiciel utilisé. Néanmoins, ces études ne prennent généralement pas en compte les défauts constructifs, et cela ne doit pas changer selon nous. En phase de construction il est nécessaire d'être vigilant sur la mise en place des différents éléments constituant le bâtiment et ses systèmes.

Les professionnels du secteur ont parfois peu de formation sur la mise en œuvre de techniques performantes d'un point de vue énergétique. Les bâtiments performants font appel à des techniques constructives nouvelles, qui ne sont pas toujours parfaitement maîtrisées par les entreprises du bâtiment. Parmi les défauts de construction constatés, il est fréquent d'observer des discontinuités d'isolant, des infiltrations d'air au niveau du réseau électrique et fluide, des pare-vapeur mal installés ou encore des joints d'étanchéité mal posés sur les menuiseries. Cette liste non-exhaustive de défauts de construction est résultante de professionnels pas toujours qualifiés ou appliqués, de désaccords entre les artisans des différents corps d'état ou encore d'une supervision des travaux insuffisante. Ces raisons qui peuvent expliquer une mauvaise qualité du chantier sont à encadrer pour éviter des dérives de consommations. En effet, le suivi continu des étapes du chantier évite que la non-qualité ne se généralise dans le bâtiment.

Pour encadrer l'évaluation de la qualité sur les chantiers et donc répondre aux besoins des conducteurs de travaux et aux maîtres d'œuvre, des logiciels rendent possible un contrôle qualité des ouvrages. Ces logiciels disponibles sur tablettes numériques et smart-phones facilitent l'identification des problèmes de qualité tout au long du chantier. Ces applications, telles que FinalCAD⁶ ou Air-Bat⁷ permettent donc d'effectuer les relevés de réserves sur le chantier, puis dans un deuxième temps de contrôler, corriger et générer les procès verbaux. Ce suivi numérique rend alors possible un contrôle qualité exhaustif tout au long du chantier sur la totalité des points clés de l'ouvrage.

La qualité chantier est donc un gage de limitation du *performance gap*, c'est à dire de maîtrise des consommations énergétiques et de confort des occupants.

2.1.3 Exploitation

Une bonne simulation et une parfaite livraison d'un bâtiment n'est pas la certitude, loin de là, d'un faible écart entre performance théorique et réelle. La manière dont l'exploitation est faite par ses usagers, les phénomènes météorologique et la maintenance influent sur les performances réelles.

Usages et usagers

Les scientifiques, tels que Hoes [13], Chen [20], Kashif [21], et bien d'autres sont en accord unanime pour dire que le comportement des usagers est un des paramètres d'entrée influençant le plus les simulations énergétiques des bâtiments. DeMeester et al. [22] précisent que les activités humaines impactent particulièrement les consommations relatives dans le cadre de bâtiments fortement isolés. Degelman [23] confirme lui que les simulations énergétiques sont depuis quelques années proches de

6. Site internet : <http://www.finalcad.com/fr/>, visité le 23/12/2015

7. Site internet : <http://www.air-bat.fr//>, visité le 23/12/2015

la perfection, mais cela uniquement si les bâtiments sont utilisés de manière routinière et prévisible, ce qui n'est jamais le cas. Des études de sensibilité sur l'impact du comportement des occupants, tel que l'état de l'art de Larsen et al. [24], attestent de la nécessité d'être rigoureux dans la modélisation des comportements vis à vis de l'énergie. Dans ce document technique, 1000 logements similaires ont été suivis dans la banlieue de Copenhague et après pondération des résultats, les consommations finales d'énergie montrent d'énormes différences dues aux pratiques des occupants.

Toutes ces études montrent finalement qu'en fonction des usages et usagers, un bâtiment performant peut consommer davantage qu'un bâtiment théoriquement moins performant. Dans les deux sections suivantes, nous proposons de reprendre la définition du comportement des occupants de Zaraket [25] qui distingue une part rationnelle du comportement d'une autre aléatoire.

Part rationnelle Dans le contexte du bâtiment, et principalement en résidentiel, les actions des occupants impactant les consommations énergétiques sont nombreuses, tout comme les paramètres influant le comportement des occupants vis à vis de l'énergie. Cette complexe relation entre les occupants et leur environnement est présentée schématiquement dans la Figure 2.1. Ce schéma traduit en français à partir des travaux de l'Annexe 53 [3] de l'Agence Internationale de l'Énergie (IEA), présente et organise l'ensemble des paramètres modifiant les comportements énergétiques. On note deux grandes familles de comportements, d'un coté les paramètres internes (biologique, psychologique et social) qui concernent directement les occupants et de l'autre les paramètres externes liés aux bâtiments et aux conditions environnementales. Les paragraphes suivants illustrent à titre d'exemple en quoi le genre, les interactions de groupe et la facilité de l'opération modifient les consommations énergétiques.

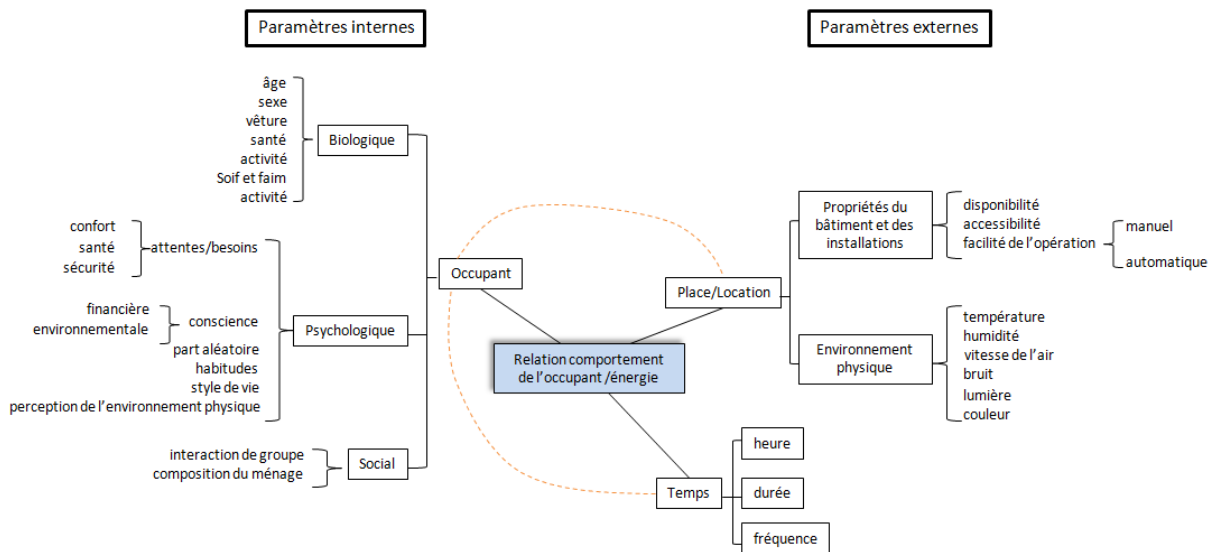


FIGURE 2.1 – Relation entre le comportement des occupants et les consommations d'énergie

La Figure 2.1 indique que le sexe est un paramètre biologique qui influe sur les consommations énergétiques. En effet, plusieurs études physiologiques ont montré que les femmes et les hommes n'ont pas les mêmes attentes en terme de confort. En effet, Foda et al. [26] et Jacquot et al. [27] ont montré que les sensations thermales ne sont pas identiques selon le genre, cela modifie donc les

températures de consigne et en conséquence les consommations énergétiques. Il a été prouvé que les femmes ont tendance à moins bien supporter le froid que les hommes, alors que ces derniers sont plus vulnérables face aux températures élevées.

Les interactions de groupe peuvent se traduire par des conflits au sein des ménages. Les rapports entre un mari et sa femme, entre des parents sur leurs enfants ou un patron sur ses employés peuvent influencer sur les pratiques énergétiques. Certaines relations sont plutôt démocratiques, d'autres sont plus autoritaires, ainsi des règles de priorité peuvent être établies au sein du groupe social. La présence d'invités au domicile est un moment de surconsommation avec des rituels d'accueil (mise en fonctionnement d'appareils de cuisine, augmentation de la température, augmentation de l'intensité lumineuse, musique, etc.) calqués aux normes sociales mais qui participent également à une certaine mise en scène de l'identité familiale. Une communauté scientifique de sociologues de l'énergie, aujourd'hui encore organisée autour des Journées Internationales de la Sociologie de l'Énergie⁸ (JISE) se développe afin de mieux comprendre ces thématiques comportementales.

Plusieurs études ont montré que, lorsque l'on s'intéresse aux actions des occupants dans le bâtiment, l'accessibilité aux systèmes de contrôle modifiait les comportements. Sutter et al. [28] ont étudié l'utilisation des stores dans les bureaux en fonction de leur accessibilité. Ils en ont conclu que les stores électriques (accessibles à distance) des bureaux étaient trois fois plus utilisés que les stores manuels. Cette étude a été réalisée en observant de l'extérieur le nombre de montées-descentes des stores. Pour sa part, Andersen [29] confirme que l'accessibilité des systèmes de contrôle joue un rôle majeur dans le comportement des usagers et affirme que le temps avant de s'adapter à une zone d'inconfort diminue lorsque les moyens d'adaptation sont nombreux et disponibles. Cette disponibilité des contrôles sur le confort visuel ou thermique modifie alors les comportements adaptatifs des usagers et a en conséquence un impact direct sur le bilan énergétique.

Part aléatoire Nous venons de voir que les comportements humains sont rationnels et qu'ils dépendent de paramètres dits "internes" et "externes". En plus de ces relations plutôt rationnelles, il y a également une part d'insaisissable dans l'humain qui ne réagit pas de manière déterministe tel une machine. Un même individu dans un contexte exactement similaire ne réagira alors pas toujours de la même façon. Cette part aléatoire des comportements humains doit ainsi être mieux appréhendée pour l'intégrer aux calculs de performances énergétiques. D'après les travaux d'O'Brien et Gunay [30] et de Leaman [31], nous pouvons dire que les occupants attendent un certain temps avant de s'adapter lorsqu'ils sont en zone d'inconfort, qu'ils compensent en excès leurs actions à des inconforts mineurs, qu'ils prennent l'option la plus facile et la plus rapide pour un effet immédiat plutôt que la meilleure et qu'ils laissent consciemment ou non les systèmes dans leur état après un changement plutôt que de les réinitialiser après que l'inconfort soit passé. L'ensemble de ces éléments rendent compte de la difficulté de comprendre le processus comportemental.

Ensemble stochastique Comme nous venons de le voir le comportement des occupants peut se décomposer en une part rationnelle et une part aléatoire. La traduction des études sociologiques en informations exploitables est difficile car les données sont davantage qualitatives que quantitatives. De plus, ces données sont souvent très disparates et privées de droits. On peut tout de même recenser

8. Site officiel des deuxièmes JISE 2015 à Tours : <http://www.socio-energie2015.fr>

Importance	
Description	Symboles
Très hautement significatif ($p \leq 0.001$)	***
Hautement significatif ($p \leq 0.01$)	**
Modérément significatif ($p \leq 0.05$)	*
Peu significatif ($p \leq 0.1$)	†
Pas significatif	p.s.
Pas déclaré	x

Tableau 2.1 – Notation utilisée pour l’importance des paramètres influents ; la valeur p correspond au niveau statistique

certaines organismes, comme le Centre de Recherche pour l’Etude et l’Observation des Conditions de vie (CREDOC), qui recense quelques données quantitatives sur la façon dont vivent les habitants d’un point de vue social mais également énergétique.

Dans le but de synthétiser et de catégoriser les paramètres d’influences sur le chauffage, le refroidissement, la ventilation, les opérations sur les fenêtres, l’utilisation de l’eau chaude sanitaire, de l’usage d’électricité et de l’éclairage, l’Annexe 53 [3] de l’Agence Internationale de l’Energie a créée des tableaux de synthèse. Le Tableau 2.1 présente les niveaux d’importance des paramètres influençant les comportements et le Tableau 2.2 est une application pour les comportements vis à vis du chauffage. Le Tableau se lit comme : la température de consigne dépend fortement du niveau d’isolation du bâtiment et de la température extérieure, alors que la durée du chauffage dépend très peu des intentions gouvernementales. L’ensemble des tableaux se trouve dans le rapport final de l’Annexe 53.

La décomposition du processus comportemental des occupants, avec un composant incertain, démontre alors qu’il n’est pas possible de prédire une performance unique mais plutôt une plage de performance. Cela montre alors que le *performance gap* est largement expliqué par les usagers.

Météo

En phase d’exploitation, la météo, en plus des usages et usagers, modifie les performances des bâtiments. Les variables météo requises pour réaliser des STD sont généralement renseignées au pas de temps horaire dans les fichiers météo. Les variables principales sont la température extérieure, l’humidité, les vents, les précipitations et le rayonnement solaire et sont intégrées dans les calculs de manière dynamique.

La création de ces fichiers météo est standardisée. Le développement se base sur quelques dizaines d’années d’observation météorologiques où les mois les plus représentatifs de ces mesures sont sélectionnés pour constituer le fichier météo. Ainsi, les 12 mois les plus typiques sont choisis individuellement puis les transitions sont lissées afin d’avoir de la continuité dans le fichier. Bien que censé recréer au plus proche la réalité, la prise en compte en compte des incertitudes est un challenge de part la complexité de la météorologie. Les phénomènes de micro-climat, d’îlot de chaleur, de changement climatique et variabilité annuelle témoignent de cette difficulté. Il va donc de sens commun de comprendre que le fichier météo est une source d’incertitude de performance énergétique

	Biologique	Psychologique	Sociologique	Temporel	Environnement physique	Bâtiment et équipements
Consigne de température	Genre [29]	Attentes [32]	Possession (propriétaire, locataire) [32]	Heure de la journée [29]	Température extérieure de l'air [24]	Niveau d'isolation du bâtiment [33]
	Habits [29][32]	Fréquence d'interaction avec le système de contrôle [29]			Humidité de l'air extérieure [29]	Type de ventilation [32]
		Ouverture de fenêtre [29]				
Durée de l'activation du chauffage	Habits [29][32]	Compréhension des fonctions de contrôle [29][32][34]	Possession (propriétaire, locataire) [29]		Température extérieure de l'air [29]	Niveau d'isolation du bâtiment [33]
					Humidité de l'air extérieure [29]	Type du système de chauffage [29]
		Ouverture des fenêtres [29]	Intentions gouvernementales [33]		Vitesse du vent [29]	Niveau de contrôle [29]
Nombre de pièces chauffées		Fréquence des interactions avec les systèmes de chauffage [29]				Niveau de contrôle [29]
Pièces chauffées	Genre [29]					Niveau de contrôle [29]

Tableau 2.2 – Valeur des paramètres d'influence sur le chauffage de l'espace selon la littérature

des bâtiment.

Dans le cadre de la garantie de performance énergétique, il est de rigueur de recalculer la simulation sur les mesures sur site afin de ne pas justifier un *performance gap* sur le climat.

Maintenance

Cette section s'intéresse à la maintenance des systèmes des bâtiments. En prémisses, on peut rappeler que les consommations énergétiques sont égales aux besoins plus les pertes. Lors d'une approche de modélisation bottom-up, ou dite de synthèse, comme une simulation thermique dynamique, prédire les consommations énergétiques nécessite de connaître d'une part les besoins mais également les propriétés des systèmes. Une bonne efficacité des systèmes est alors essentielle pour réduire les consommations, tout comme une bonne connaissance des rendements est essentielle pour prédire les consommations réelles. La dégradation des performances des systèmes lors de l'exploitation des bâtiments est alors à considérer pour éviter les dérives de consommations et maîtriser les estimations. Cette dégradation liée à l'usage et à la mise en œuvre des composants est étudiée dans le projet ANR (Agence Nationale de la Recherche) MAEVIA : "Modèles Appliqués à l'Energie et à la Ventilation Interopérables et Adaptables"⁹, du programme VBD (Villes et Bâtiments Durables). Bien que ce projet soit prioritairement appliqué à la qualité de l'air intérieur, la simulation du bâtiment dans ses conditions réelles d'utilisation est tout de même fondamentale. En effet, la dégradation des systèmes peut impacter la Qualité de l'Air Intérieur (QAI) et les performances énergétiques. Cette liaison est l'objet d'étude de MAEVIA, qui développe un outil applicable à la QAI pouvant se coupler à un outil de simulation thermique.

Brisepierre [35], sociologue de l'énergie a enquêté sur le rapport entre les équipements et les usagers. Il a alors souligné les difficultés qu'ont les occupants d'une part à piloter leurs équipements et d'autre part à les entretenir. Cela, entraîne des utilisations non optimales qui réduisent les performances et donc augmentent les consommations énergétiques. Brisepierre a noté que la gestion de la ventilation est particulièrement mal gérée par les occupants alors que son impact sur les consommations énergétiques est très fort. Une mauvaise gestion automatique ou manuelle du renouvellement d'air et une bouche d'extraction encombrée de poussière ont un impact significatif sur le confort et les consommations énergétiques. La connaissance des systèmes, de leur pilotage et de la sensibilisation qu'ont les occupants de ses systèmes sont autant de paramètres à prendre en considération pour l'estimation des consommations énergétiques.

2.2 Engagement performantiel

Comme les sections précédentes le laisse comprendre, de nombreux paramètres influencent les performances réelles des bâtiments. Estimer des consommations est alors un exercice complexe, mais qui doit être réalisé avec soin pour que les travaux de constructions ou de rénovations atteignent bien les performances visées. En effet, les travaux à hautes performances énergétiques ne peuvent se réaliser à grande échelle que si les commanditaires des travaux de rénovations énergétiques ont la certitude d'obtenir les économies d'énergies vendues et les gains financiers associés.

9. <http://www.agence-nationale-recherche.fr/?Projet=ANR-12-VBDU-0005>

S'engager dans des travaux de rénovation lourds ou dans des opérations de construction très performantes implique un risque fort pour les donneurs d'ordre. Afin de les rassurer sur l'efficacité réelle de tels travaux il existe des CPE (Contrats de Performance Énergétique), dont la fondation Bâtiment-Énergie [36] est à l'origine et qui propose un guide d'accompagnement sur l'élaboration d'une méthodologie de GRE (Garantie de Résultats Énergétiques). Ces contrats visent à sécuriser les actions de l'ensemble des acteurs pour garantir des résultats. Ils proposent aux co-contractants de se mettre d'accord sur une GPE (Garantie de Performance Énergétique) couvrant telle ou telle partie de la vie d'un bâtiment. La GRE est la forme la plus complète de GPE de la conception à l'exploitation d'un bâtiment. La GRE garantit au donneur d'ordre que la consommation, après travaux et ajustements éventuels ne dépassera pas une certaine valeur. En cas de non atteinte de la garantie et en fonction des termes de contrat, les responsabilités sont recherchées afin de dédommager le client. Ce travail contractuel concerne les travaux de rénovation mais également les bâtiments neufs, pour lesquels les moindres consommations d'énergie annoncées doivent être sécurisées, en regard des investissements complémentaires consentis.

Les prestataires, par une GRE, mobilisent une partie du gisement d'économies d'énergie qui n'avait pas été exploitée pour des raisons techniques, financières ou organisationnelles par le consommateur final. Engager des travaux de rénovation revalorise le patrimoine et contribue à rembourser l'investissement initial et donc à réduire les coûts d'exploitation.

Cette section présente sous les angles, juridique, financier, technique et méthodologique, la mise en place comme nous l'imaginons d'un engagement contractuel sur la performance énergétique sécurisant et rentable.

2.2.1 Juridique

L'introduction sur l'engagement contractuel a permis de présenter l'intérêt de développer la contractualisation de performance énergétique car elle permet de mieux concevoir, de mieux réaliser, de mieux exploiter et de mieux communiquer sur les opérations. L'engagement permet d'assurer l'économie du projet pour le maître d'ouvrage et les utilisateurs en répartissant les gains ou en pénalisant les fautifs.

D'un point de vu juridique, il est essentiel de définir les porteurs de l'engagement. La législation actuelle est souple et laisse la liberté aux co-contractants de négocier leurs limites d'interventions et donc de responsabilités. Quel que soit l'acteur qui porte l'engagement (la maîtrise d'ouvrage, la maîtrise d'œuvre, l'exploitant ou une tierce partie), il possède un droit d'intervention sur l'ensemble des autres acteurs qui ont un lien avec la performance énergétique.

La fondation Bâtiment-Énergie [36] préconise quatre schémas de contractualisation possible selon le degré d'implication, de capacité et de compétence du donneur d'ordre. Dans le schéma 1, la GRE est portée à 100% par un prestataire qui intervient dès les premières phases du projet, c'est à dire lors de la phase d'audit pour les travaux de rénovation. Le schéma 2, le plus utilisé, implique davantage le donneur d'ordre en lui confiant l'audit énergétique et la programmation performantielle prévisionnel, un prestataire s'occupe ensuite d'identifier et de tester les gains potentiels puis propose un engagement tenable. Le schéma 3 est semblable au 2 avec cependant un niveau de définition des solutions plus avancé par la maîtrise d'ouvrage. Dans cette configuration, le prestataire se voit

réduire sa palette de solutions pour atteindre l'objectif. Le dernier schéma juridique rend la garantie de résultats énergétiques à la maîtrise d'œuvre qui porte l'engagement contrairement aux 3 précédant schémas qui est porté par une entreprise de service énergétique.

Finalement, le choix du schéma par le donneur d'ordre dépend principalement de ses compétences. Malgré cela, le schéma 1, plus cher car moins impliquant pour le donneur d'ordre, ne l'affranchit pas d'un suivi précis des phases du contrat et d'un accompagnement du prestataire ou du maître d'œuvre.

2.2.2 Financier

L'aspect financier des projets de GPE est fondamental car il dicte les choix des donneurs d'ordres. L'angle financier pris dans cette section ne considère que les sources de financement et deux indicateurs de l'estimation de la rentabilité des projets.

Par essence, un contrat de performance énergétique garantie une réduction des consommations énergétique et donc des dépenses moindre à la suite de projets de rénovation énergétique. Les économies sont évidemment effectives qu'après l'achèvement des travaux puis durent pendant toute la phase d'exploitation. Une deuxième source de financement un peu particulière concerne les Certificats d'Economie d'Energie (CEE). A la suite de travaux d'amélioration de performance énergétique, il est possible de demander ces CEE qui sont monnayables auprès d'un fournisseur d'énergie. Après validation, le prix de l'énergie consommé sur le site se retrouve diminué. La troisième source de financement et la plus évidente concerne les fonds propres de l'investisseur. Bien sûr, nous pouvons également considérer la revalorisation patrimoniale et la valeur verte comme valorisant les bâtiments rénovés, cela n'est pas une source de financement à proprement parlé, mais est entièrement considéré par les donneurs d'ordres. Enfin, dans le cas où les fonds propres et autres aides ne sont pas suffisants, les donneurs d'ordres peuvent faire appel à un tiers financement. Le financeur prête alors au donneur d'ordre qui le remboursera en phase d'exploitation en intégrant une partie des économies réalisées grâce aux améliorations énergétiques.

Concernant ce tiers financement des Sociétés Publiques Locales (SPL) comme la SPL d'efficacité énergétique OSER¹⁰ de la région Rhone-Alpes ou la Société d'Aménagement et d'Equipeement de la Région Parisienne (SAERP)¹¹ proposent de prendre en charge l'ensemble des étapes des projets avec les collectivités de la région, notamment financier. Ce type de structure en plein essor propose des actions transversales en se faisant déléguer le travail de maîtrise d'ouvrage des collectivités par la signature d'un Bail Emphytéotique Administratif (BEA). Les SPL font appel à des fonds d'investissement et négocient les conventions de prêts, puis négocient les CPE avec les entreprises locales. Cette prestation est dans cet exemple à destination des collectivités locales, mais est également applicables pour assister des maîtres d'ouvrages en copropriétés ou dans le tertiaire.

En plus du financement initial du projet de GRE, le donneur d'ordre doit estimer la rentabilité financière du projet. Pour ce faire, il peut raisonner en rendement brut de l'investissement, c'est à dire en évaluant le rapport économie annuelle suite aux travaux de rénovation sur l'investissement total. Le temps de retour sur investissement est le deuxième indicateur que nous pouvons citer

10. Site internet <http://spl-oser.fr/>

11. Site internet <http://www.saerp.fr/>

pour évaluer la rentabilité d'un projet, c'est la durée nécessaire pour que l'investissement total soit remboursé grâce aux économies annuelles. Lorsque le donneur d'ordre réalise ce type de calcul il est important qu'il considère les frais financiers (actualisation) et l'évolution prévisionnelle du prix de l'énergie.

2.2.3 Technique

Les Contrats de Performance Energétique (CPE) impliquent à certains acteurs de la conception et construction de prévoir les futures consommations. L'Institut Français pour la PErformance des Bâtiments (IFPEB) [37] propose un guide, dont nous adhérons, construit autour de quatre piliers essentiels pour s'engager sur des futures consommations. Avant de présenter ces piliers, il est important de sensibiliser les donneurs d'ordre sur l'intérêt des démarches intégrées comme les contrats Conception / Réalisation / Exploitation / Maintenance (CREM) qui permettent de réduire l'effet de rupture technique à la livraison, l'exploitant ayant participé activement à la conception puis s'étant engagé sur un contrat de performance énergétique.

Le premier pilier et peut être le plus fondamental est de bien définir les usages, l'intensité d'usage et le potentiel d'usage du bâtiment, qu'il soit neuf ou en rénovation. Orienter la conception côté utilisateur est un gage de confort qui a parfois tendance à être délaissé lors de la course à la performance énergétique. Néanmoins, dans le cycle de vie d'un bâtiment plusieurs usages y ont lieu, il faut donc construire des bâtiments robustes qui ne verront pas leurs consommations dériver pour un certain type d'usage.

Le second pilier et celui qui nous intéresse le plus dans ce manuscrit de thèse consiste à prévoir les futures consommations énergétiques tous usages compris. Le premier pilier servant à définir un usage nominal mais également des potentiels d'usages, la Simulation Énergétique Dynamique (SED) de l'opération doit également prendre en considération les différents usages du bâtiment. Cette approche est également défendue par Lenormand [38] qui prône une approche des SED par les tangentes plutôt que par les ponts, c'est à dire où l'énergéticien réalise des simulations dans des situations extrêmes qui lui permettent de tester la flexibilité des opérations. Cette approche de simulation permet alors de tester des comportements, scénarios ou situations extrêmes, mais ne permet pas de prédire des performances dans un intervalle de confiance. Pour cela, il est nécessaire de réaliser plusieurs simulations en faisant varier un certain nombre de paramètres afin de réaliser une analyse de l'incertitude. Comme nous l'avons évoqué en introduction, les paramètres les plus incertains lors des simulations des bâtiments sont ceux relatifs aux occupants. Cette incertitude est propre aux comportements des humains, d'où le développement de modèles stochastiques à base d'agents de ce travail de thèse. La simulation multiple permet alors d'obtenir en sortie de SED une densité de probabilités des consommations énergétiques, plutôt qu'une valeur unique qui n'apporte pas d'indication sur la flexibilité intrinsèque du bâtiment.

Le troisième pilier de l'IFPEB, que nous reprenons également ici, concerne la mesure et la vérification de la performance énergétique, communément appelé Plan de Mesure et de Vérification (PMV), ainsi qu'une supervision énergétique. Une fois le bâtiment livré, il faut mesurer les consommations réelles en les ajustant aux conditions météorologiques et d'usages, cela permet de vérifier si les consommations prédites étaient bonnes. Si, c'est le cas alors le contrat est rempli pour le porteur

de l'engagement, si ce n'est pas le cas alors une investiture est menée pour comprendre et réparer les défaillances. Ces défaillances peuvent être de diverses natures et peuvent mener soit à de nouveaux travaux, soit à un travail d'Assistance à Maîtrise d'Usage (AMU) auprès des occupants ou soit à des dédommagements si les deux premières solutions sont infructueuses. En cas de non atteinte des performances visées, les co-contractants doivent se référer à leurs Contrat de Performance Énergétique pour les dédommagements. Ce pilier est donc nécessaire pour vérifier les clauses du CPE, mais est surtout un atout technique pour améliorer la performance énergétique des bâtiments et atteindre le facteur 4 généralement visé par une réhabilitation énergétique lourde ou une opération neuve exemplaire.

Le dernier pilier consiste à réduire le risque de non atteinte des objectifs sur toute la durée du projet, c'est ce que nous appelons le *commissioning* ou supervision en français. Cette supervision est finalement extérieure au projet et fait la synthèse des trois autres piliers décrits auparavant. Il s'assure donc en début de projet que les exigences du donneur d'ordre en terme énergétique ont été appropriées par la maîtrise d'œuvre. En phase d'études le *commissioning* assiste l'équipe de conception puis assiste les entreprises en phase de travaux. Avant la livraison du bâtiment, il s'assure de la conformité des différents tests, tels les tests d'étanchéité à l'air, puis s'assure de la bonne prise en main du bâtiment par l'exploitant après livraison. Cette prise en main concerne donc d'une part le travail de suivi énergétique dans le cadre du troisième pilier et d'autre part la connaissance des systèmes et des opérations de maintenance à prévoir.

2.2.4 Méthodes

Le développement de la méthodologie de projets de Garantie de Résultats Énergétique (GRE) modifie le schéma de conduite de projet et de contractualisation habituels. Le constat de la méthodologie actuelle montre un écart significatif entre performance théorique et réelle dû à la linéarité des étapes du projet de construction et surtout à la contractualisation habituelle qui fixe des objectifs techniques constructifs et des obligations de moyens. Contrairement à l'approche classique, la méthodologie de la GRE permet une définition plus précise du niveau réel de performance atteignable en considérant les retours du terrain et en adoptant un processus d'affinement du tunnel de risque.

Ce tunnel de risque a vocation à se rétrécir au fur à mesure de l'évolution des phases du projet et de l'identification des améliorations de la performance énergétique en ce qui concerne la rénovation énergétique. Lorsque le choix des travaux ou de bouquet de travaux est défini, l'équipe de conception peut alors prédire une consommation assez finement si l'usage est connu.

Une fois le bâtiment livré avec les améliorations de performance énergétique, la moitié du travail reste à réaliser. La fondation Bâtiment-Énergie [36] nomme cette seconde étape le processus bouclé en phase d'exploitation. En mesurant la performance ajustée aux conditions réelles d'exploitation du bâtiment et en la comparant à la performance prédite et garantie, et en cas de différence trop importante il doit être possible de corriger l'exploitation ou revoir les travaux réalisés. Cette méthodologie permet ainsi d'atteindre le niveau de performance visé en ajustant les dispositifs ou en accompagnant les occupants sur les bonnes pratiques. Si les ajustements ne sont pas suffisants alors les pénalités juridiques et financières prévues peuvent s'appliquer à l'encontre des fautifs.

La GRE n'est pas le seul type de Contrat de Performance Énergétique (CPE), il existe également

la Garantie de Performance Énergétique Intrinsèque (GPEI) qui se limite au stade de la conception et assure la performance intrinsèque du bâtiment et des équipements sans considérer l'usage. Ce type de contrat est moins contraignant pour les donneurs d'ordre et co-contractants car il n'est pas engageant sur la durée d'exploitation. Ce type de contrat bien que de plus en plus utilisé n'est pas présenté dans ce manuscrit, car il ne considère pas les usages : sujet majeur de cette thèse.

Nous pouvons rappeler que l'engagement performantiel est bien une nouvelle méthode de travail pour les concepteurs, mais qui implique des coûts supplémentaires quelque soit le type d'opération. En effet, bien entendu la non-qualité est très chère, mais l'ultra perfection l'est également, un point d'équilibre existe. Le critère de décision principal pour réaliser ou non un projet de GRE repose sur l'équilibre entre ce coût supplémentaire et le gain en termes de réduction du risque lié à l'investissement. L'engagement contractuel sur le résultat est un mécanisme souhaitable en cas de rénovation énergétique lourde ou en cas de construction neuve ambitieuse, pour assurer l'économie du projet pour la maîtrise d'ouvrage et les utilisateurs.

2.3 Synthèse

En partant du constat que les performances énergétiques mesurées sont souvent éloignées de la théorie, nous avons dans ce chapitre évoqué les facteurs pouvant expliquer ces écarts. Nous avons premièrement soulevé trois points critiques à l'utilisation d'outils de simulation pouvant mener à de mauvaises prédictions énergétiques. Puis nous avons examiné comment la phase de construction pouvait nuire à l'atteinte des objectifs. Enfin, nous avons analysé l'impact de la phase d'exploitation sur les performances réelles.

Le comportement des occupants a été identifié comme un paramètre essentiel mais aujourd'hui mal pris en compte dans les simulation dynamiques. En effet, les méthodes de simulations actuelles utilisent souvent des scénarios hebdomadaires répétitifs pour simuler l'action des usagers sur le bâti. La prise en compte des apports internes, les positions des protections solaires, la régulation des aérations sont des exemples décorrélés de la notion de confort. Une nouvelle approche doit permettre de développer un modèle, dans lequel les utilisateurs ne sont plus aussi prévisibles et passifs, mais interagissent entre eux et sur leur milieu, modifiant certains paramètres de la simulation en fonction de leurs besoins et activités réelles. Ainsi, les phénomènes d'actions et réactions entre les utilisateurs et leur environnement, pourront mieux être intégrés aux simulations numériques. La prise en compte de ces phénomènes permettra entre autres de ne plus obtenir comme résultat d'une étude une consommation énergétique absolue, mais plutôt une fourchette basse et haute permettant de connaître la sensibilité du bâtiment à une utilisation plus ou moins vertueuse de celui-ci.

Enfin, le CPE est un véritable levier d'amélioration de l'efficacité énergétique. Sans dispositif de garantie de résultat énergétique, les objectifs de réduction des consommations d'énergie et des émissions de gaz à effet de serre des bâtiments risquent de ne pas être atteints. Le CPE doit conduire à ce meilleur respect des objectifs annoncés. Défini par une directive du Parlement européen, il permet de mobiliser des ressources humaines et financières au service d'un projet avec une obligation de résultat. Il répond donc à des attentes fortes des acteurs du marché en matière de Garantie de performance énergétique.

Chapitre 3

Approches de modélisation

La démarche de modélisation est une approche scientifique qui a pour but de produire de la connaissance sur des phénomènes naturels ou artificiels. Cette démarche est utilisée pour comprendre, prédire voire contrôler des phénomènes qu'ils soient déjà existants ou encore au stade de la conception. Le principe est de créer une simplification numérique du phénomène étudié. Les modèles sont donc indispensables, mais ils ne sont qu'une simplification de la réalité. Les bons modèles sont des approximations qui apportent une plus-value pour la prévision de phénomènes.

Cette thèse s'intéresse à la modélisation du comportement des occupants pour la prédiction de la demande d'énergie. Pour cela, il est nécessaire de s'intéresser à l'interaction entre les occupants et leur environnement. Ces interactions sont de deux natures : la première concerne les gains dus aux apports métaboliques et les divers apports internes de chaleur ; la seconde concerne l'utilisation des systèmes adaptatifs (fenêtres, volets, lumières, air conditionnée, etc.) qui sont régulés par les occupants et leurs besoins.

Réussir à modéliser les actions et comportements des usagers d'une manière cohérente et généralisée est important pour offrir aux industriels des méthodes et des logiciels adaptés à leur mission de conception de bâtiment. Ce chapitre présente alors les types de modélisation du comportement des occupants recensés dans la littérature, synthétise les manières d'intégrer ces modèles dans les outils de simulations dynamiques et donne comme exemple quelques projets ayant mis en place des outils de modélisation multi-agents.

3.1 Familles de modèles

Nous avons recensé dans la littérature trois familles de modèles pour modéliser la présence et les comportements des occupants dans les bâtiments. L'approche déterministe qui est dirigée par des calendriers ou par des lois simples, l'approche stochastique qui apporte un élément incertain aux lois de comportements et l'approches à base d'agents qui considère les occupants comme des entités individuelles.

3.1.1 Modèles déterministes

Les modèles déterministes, également appelés *rule-based* par les anglophones, sont dirigés par des valeurs moyennes, des calendriers ou des lois physiques simples. La prise en compte de l'occupation dans les outils de simulation dynamique propose toujours ce type de modèle et cela n'a pas vocation à changer, car cette approche demeure robuste et rapide (simulation unique) pour une part importante des objectifs de simulation.

La première forme de modèle déterministe se présente en valeur moyenne sur la durée de la simulation. Cette forme est utile pour représenter un phénomène non dynamique comme la puissance dégagée par un frigidaire ou un serveur. Ces modèles en valeur moyenne sont une sous-catégorie simplifiée des calendriers.

Les calendriers sont quant à eux utilisés pour représenter un phénomène dynamique répétitif. Ils sont dans les outils de simulation dynamique parfois fixés par semaine et toujours par heure ou par périodes temporelles inférieures. Ils servent généralement à la modélisation du nombre d'occupants, des apports internes métaboliques et liés aux équipements électriques et de la température de consigne.

La troisième catégorie de modèles déterministes est représentée par des réponses uniques à des stimuli physiques. Ces modèles à conditions sont utilisés dans les outils de modélisation pour prédéfinir dynamiquement des comportements. Pour illustration, ils peuvent être utilisés pour l'éclairage ou l'ouverture des fenêtres. Dans l'hypothèse où la simulation est couplée à un module d'éclairage on peut déterminer une règle du type : si l'éclairement lumineux naturel est inférieur à 300 lux sur le plan de travail alors la lumière est allumée sinon éteinte. Ou alors, si la température intérieure de la zone est supérieure à 27 ° C alors les fenêtres sont ouvertes.

Les modèles déterministes pour représenter les usagers montrent aujourd'hui une limite évidente dans le processus d'amélioration des simulations. Les retours d'expériences de CarbonBuzz (présenté en section 2.1) notamment montrent que les hypothèses sous-estiment l'occupation réelle moyenne. De plus, ces modèles ne rendent pas compte de la diversité des manières d'habiter en générant des résultats sans intervalles de confiance.

3.1.2 Modèles stochastiques

Alors que les modèles déterministes impliquent des comportements prédéfinis, les modèles stochastiques permettent d'apporter une part aléatoire aux résultats des simulations. Cela implique des simulations plus longues, car multiples, mais permettant d'obtenir une distribution de consommations plutôt qu'une valeur unique. Le caractère aléatoire est justifié par la nature du comportement humain qui est comme nous l'avons détaillé en section 2.1.3 composée d'une part rationnelle et d'une part aléatoire. Quelques logiciels commencent alors à proposer des modèles stochastiques pour pallier les limites des scénarios déterministes. — Faire référence à l'article de l'Activity 7.1 — Ces modèles sont développés à partir de campagnes de mesures où les relations entre les variables explicatives et la variable à expliquer sont analysées. Bien que le fonctionnement ne soit pas fondamentalement différent, nous distinguons ici les modèles stochastiques utilisés pour générer la présence et activités des modèles comportementaux.

Plutôt que d'utiliser des modèles de présence calendaires, les modèles stochastiques permettent de générer des scénarios de présence non répétitifs. L'utilisation de chaînes de Markov est l'approche la plus commune, suivie de l'hybridation de processus de Bernoulli avec des processus aléatoires à temps continu. Les chaînes de Markov se basent sur des matrices de transitions d'états, les processus de Bernoulli sur des régressions logistiques et les processus aléatoires à temps continu sur des distributions de Weibull ou exponentielles. La présentation mathématique de ces modèles se trouve en section ?? de ce manuscrit.

Plutôt que d'utiliser des modèles de comportement calendaires ou des lois conditionnelles, les modèles stochastiques permettent de générer une distribution de probabilité d'états pour des facteurs d'influences identiques. Pour modéliser les actions adaptatives dans le bâtiment les chaînes de Markov sont très largement généralisées. Comme pour la modélisation de la présence, il est fréquent d'y voir associé des processus aléatoires à temps continu pour limiter le nombre de transitions d'états.

Le principe général des processus stochastiques à temps discret, consiste à comparer un nombre généré aléatoirement sur une loi uniforme et de le comparer une probabilité de changement d'état. Si le nombre aléatoire est inférieur à la probabilité alors l'état est modifié sinon il demeure inchangé.

Un exemple de modèles stochastiques pour la modélisation du comportement humain est présenté dans le cadre de l'Annexe 53 : "*Total energy use in buildings*" [3]. Celui-ci donne une bonne vue d'ensemble du processus : de la collecte de données à l'intégration des modèles dans les outils de simulation avec comme objectif la conception de bâtiments robustes. Un consensus sur l'utilisation de modèles stochastiques plutôt que de modèles déterministes pour la modélisation des usagers est aujourd'hui trouvé comme en témoigne notamment les nombreux travaux de thèse nationaux : Zaraket [25], Bonte [14] ou Vorger [6].

3.1.3 Systèmes Multi-Agents (SMA)

Nous venons de voir que les modèles stochastiques permettent de considérer les diversités de comportements des occupants et donc de lier plus fidèlement la présence et les actions aux variables identifiées comme les plus influentes. A notre sens, les limites des modélisations stochastiques résident dans la négligence de la psychologie et du confort des occupants ainsi que la non prise en considération des dynamiques entre occupants. Les Systèmes Multi-Agents permettent quant à eux d'établir des règles de comportement des usagers à travers l'utilisation d'agents autonomes dont leurs comportements peuvent être automatiquement calculés sans suivre des profils préétablis. Les modèles à base d'agents considèrent les occupants comme des entités individuelles capables de prendre des décisions selon leurs règles et expériences en étant interactif entre eux et avec leur environnement.

Il nous apparaît que la définition des SMA est en réalité assez souple et que plusieurs niveaux de complexité sont généralement perçus. Ferber [39] classe les SMA en deux grandes catégories : la première est celle où les agents sont réactifs. Dans ce cas, les agents sont soit réactifs tropiques, c'est à dire qu'ils répondent simplement à des stimuli de l'environnement, soit réactifs pulsionnels, c'est à dire qu'ils sont dirigés par des buts. Ces agents réactifs perçoivent leur environnement et agissent sur celui-ci en choisissant parmi des comportements prédéfinis, celui qui est le plus adapté à la situation. La deuxième catégorie de SMA est celle fonctionnant sur des agents cognitifs. Dans cette catégorie les agents possèdent des capacités de raisonnement et de mémorisation. Les agents les plus évolués

peuvent même développer de nouvelles connaissances ou s'organiser selon leurs paramètres sociaux, psychologiques et biologiques.

Dans le cadre de la modélisation des occupants dans le contexte du bâtiment et de la maîtrise de l'énergie, Davidsson et Boman [40] présentent un modèle multi-agents simple considérant lumière et chauffage. Le fonctionnement des agents peut être résumé en trois phrases : Quand aucun agent est dans la pièce, les conditions par défaut sont maintenues. Quand un agent entre dans la pièce, il adapte la température et allume les lumières selon ses préférences. Et quand plusieurs agents sont dans la pièce, les conditions sont fixées en fonction des préférences des agents présents par délibération. Les auteurs utilisent bien des SMA, car les occupants sont assimilés à des agents autonomes aux propriétés individuelles et qui plus est avec des interactions entre eux. Ces agents ne sont en revanche pas cognitifs puisqu'ils n'ont pas de capacité d'apprentissage et de mémorisation.

Kashif [41] a quand à elle développé sous BRAHMS¹ des agents cognitifs ayant une perception de leur environnement et une capacité de délibération avancée pour le contrôle et la gestion de l'énergie. Dans ce projet les mécanismes de réaction aux événements prennent en compte une explicitation des buts, des mécanismes de planification et peuvent résoudre des problèmes qualifiés de complexes. Cette approche choisie par l'auteur considère les croyances, les désires, les contraintes, les perception et les états physiques. Une partie de la branche de l'intelligence artificielle est alors mobilisée et le travail est jugé comme pertinent. Or, à l'heure actuelle cette approche très fine ne permet pas d'avoir des résultats d'ensemble exploitables notamment en termes de consommations énergétiques. Tijani [42], dans la continuité du travail de Kashif, avertit que malgré un fort potentiel des SMA, la complexité de BRAHMS rend l'application à l'énergétique des bâtiments et à la qualité de l'air intérieur difficile. Le groupe de travail a par la suite privilégié le développement d'une plateforme logiciel basée sur les réseaux bayésiens.

L'approche et le niveau de complexité varie en fonction des objectifs de l'étude mais aussi du champ disciplinaire. Par exemple en psychologie, les agents sont créés autour de facteurs internes tels les croyances et désires. Soit les agents réagissent selon les théories d'actions normalisées de Schwartz [43] ou soit selon les théories de comportement planifié d'Ajzen [44]. En économie, les agents sont créés autour de facteurs externes tels des indices du marché et autres aspects financiers. Ce sont ces paramètres rationnels économiques qui vont guider les décisions des agents. En informatique, les agents sont créés à partir des connaissances de l'intelligence artificielle et ont des capacités évoluées d'autonomie. Savall [45] au travers de son modèle d'organisation YAMAM montre notamment comment la cognitivité est obtenue notamment par la possibilité de modifier des règles de comportement des agents en cours de simulation. Ainsi, plusieurs sciences utilisent les Systèmes Multi-Agents à des fins diverses et aux niveaux de complexité et cognitivité hétéroclites. Les conditions communes minimales pour appeler les agents comme tels selon trois précurseurs des SMA : Erceau [46], Ferber [39] et Maes [47] sont de percevoir l'environnement, de décider selon des perceptions, puis d'agir sur l'environnement.

A l'issue de ce travail nous sommes en mesure de dire que les systèmes multi-agents, même à un niveau de complexité très réduit, apportent une plus-value aux modèles stochastiques. D'une part parce qu'ils utilisent ces modèles et d'autre part parce qu'ils permettent d'intégrer les interactions

1. BRAHMS est un logiciel développé par la NASA, permettant la simulation et l'analyse séquentielle du comportement des agents lors de chaque processus de décision

entre occupants et les propriétés individuelles, dont le confort thermique. En connaissance de cause, nous assumons notre approche comme "orientée agents", malgré la nature non cognitive de l'ensemble des modèles. De plus, nous ne recherchons pas à développer un outil de sociologie ou de psychologie, mais plutôt un outil parcimonieux qui permet d'améliorer la qualité des simulations dans un contexte de conception des bâtiments.

L'étude des approches de modélisation du comportement des occupants nous a amené à trois groupes distincts. Le premier concerne les modèles déterministes, actuellement les plus utilisés dans les logiciels de simulation dynamique des bâtiments. Ces modèles basés sur des moyennes sont utiles pour des simulations lors des premières phases de conceptions ou pour des simulations qui ne demandent pas une connaissance particulière des incertitudes. Les modèles stochastiques sont ceux qui ont le vent en poupe car relativement facilement intégrable aux outils de simulations et apportant de l'incertitude et de la précision (à priori) aux simulations. Enfin, les modèles à base d'agents ont un potentiel de modélisation du comportement des occupants quasiment illimité, mais se révèlent rapidement trop complexe dans un cadre industriel.

A notre sens et dans le cadre de cette thèse, l'approche la plus pertinente est celle qui intègre dans un système à base d'agents la robustesse des modèles stochastiques.

3.2 Intégration des modèles aux outils de simulations thermiques

La section précédente sur les approches de modélisation de comportement des occupants montre bien une certaine variabilité du niveau de précision. Il ne faut néanmoins pas oublier que la modélisation du comportement n'est qu'un travail intermédiaire qui doit servir à l'améliorer de la qualité des simulations. L'intégration des modèles aux outils de simulations thermique est un sujet à part entière qui a notamment fait l'objet d'un article dans le cadre de l'Annex 66 — Cowie Ref à intégrer —. En accord avec les travaux de Yan et al. [48], l'intégration de ces modèles aux outils de simulations actuels peut être catégorisé en quatre groupes. Les deux premières méthodes sont plutôt utilisées par des ingénieurs énergéticiens pour réaliser des études dites "classiques", tandis que les deux dernières sont davantage utilisées dans des problématiques de développement et innovation.

3.2.1 Le simulateur définit les comportements

Pour prendre en considération les occupants, leur chaleur métabolique associée, les températures de consigne, l'utilisation des appareils électriques et autres systèmes le simulateur définit simplement des valeurs moyennes, des calendriers ou des lois conditionnelles (cf Section 3.1.1. Cette méthode est de loin la plus simple et est à priori disponible sur l'ensemble des logiciels de simulation. Les modèles sont généralement déterministes mais rien n'empêche un développeur de logiciel de proposer des modèles stochastiques. Cette méthode d'intégration est plutôt à destination des ingénieurs de bureaux d'études car elle n'implique pas d'attention particulière. Cette approche est simple et directe d'utilisation, mais ne permet pas aux utilisateurs de créer de nouvelles catégories de profils aux fonctionnalités de base.

3.2.2 Le simulateur personnalise le code

Certains logiciels propriétaires offrent la possibilité à leurs utilisateurs de personnaliser le code pour implémenter de nouveaux modèles. Cela apporte de la flexibilité aux outils qui ne sont plus restreint par les prédéfinitions initiales des logiciels. Cette utilisation étant prévue pour des concepteurs, est d'un point de vue informatique accessible mais nécessite un effort supplémentaire en comparaison à notre première catégorie. Le langage W pour TRNSYS ou l'Energy Management System pour EnergyPlus sont deux exemples d'outils internes permettant de personnaliser une partie du code, dont la prise en compte des occupants dans les simulations.

3.2.3 Le simulateur personnalise l'outil

D'un point de vue de recherche et développement, la personnalisation de code peut ne pas se révéler suffisamment flexible pour atteindre certains objectifs. Contrairement à la modification d'un morceau de code qui ne permet pas de développement avancé comme l'utilisation de progiciel, le simulateur peut personnaliser directement le cœur de calcul. Le pré-requis de cette méthode est donc de travailler sur un logiciel open source comme EnergyPlus ou ESP-r. Cette approche offre une flexibilité maximale dans l'intégration de modèles, mais nécessite en contre partie une excellente connaissance de l'algorithme du logiciel modifié et de bonnes notions informatiques.

3.2.4 Le simulateur utilise un outil externe

La dernière méthode d'intégration de modèles est la co-simulation, c'est l'approche la plus complexe mais aussi la plus puissante. Contrairement aux trois approches monolithiques précédentes, la co-simulation consiste à réaliser une simulation co-opérative entre au moins deux solveurs qui tournent simultanément et échangent des informations de manière collaborative. Cela permet notamment de dépasser les limitations en terme de capacité de modélisation et de simulation d'un outil unique. La co-simulation facilite aussi d'une part l'entretien et les mises à jours des modèles qui se fait depuis leurs propres outils. Il est à noter que certains outils de STD utilisent déjà des outils externes de ce type pour modéliser l'éclairage, l'aérodynamique ou encore les transferts hygro-thermiques qui ne sont généralement pas pris en compte en interne dans les logiciels de STD. Cela se justifie par la nature intrinsèquement différente des modèles qui sont modélisés avec des paradigmes différents.

3.3 Choix de la plateforme SMA

Nous venons de voir au cours des deux sections précédentes que les modèles stochastiques, qu'ils soient intégrés ou non à une plateforme multi-agents, ont le potentiel de bien reproduire les comportements humains. Ils peuvent être intégrés en personnalisant le code, en modifiant l'algorithme de l'outil ou en étant co-simulés. Après une rapide mise en contexte historique des SMA, nous proposons dans cette section une revue de plateformes de comportement des occupants. Nous pouvons distinguer deux familles de plateformes multi-agents. D'une part celles qui sont développées à partir de plateformes générales (BRAHMS, Repast et NetLogo) déjà existantes pour être appliqué à l'énergétique du bâtiment, et d'autre part celles qui naissent d'un code plus primitif (OASys et MASS)

pour obtenir un modèle plus spécifique.

A la suite de nombreuses recherches sur l'intelligence artificielle dans les années 1980, qui s'intéressaient à la modélisation d'agents unitaire, le début des SMA date des années 1990 [49]. Aujourd'hui, il est possible de recenser plus d'une centaine de plateformes² destinées à une utilisation en sciences sociales pour modéliser les interactions humaines [50]. Dans le domaine du bâtiment cet intérêt est plus récent puisque les premières publications datent de 1995 et sont à mettre au crédit de Huberman et Clearwater [51]. Ce travail, sous la plateforme SMA : April, consistait à gérer le confort des occupants et à améliorer l'efficacité énergétique des bâtiments en intégrant le marché de l'énergie à l'algorithme. Le nombre croissant de travaux et projets relatifs à la modélisation des occupants des bâtiments a par la suite démontré la pertinence du sujet.

3.3.1 BRAHMS

BRAHMS (*Business Redesign Agent-based Holistic Modeling Systems*) est une plateforme multi-agents servant à modéliser le comportement humain. Dans cette plateforme l'aspect sociologique est très présent, les agents ont des besoins, des activités qui leurs sont propres, il peuvent communiquer entre eux selon leurs relations hiérarchiques par exemple. BRAHMS est très puissant pour représenter des échanges et des collaborations entre agents mais aussi très gourmand en temps de calcul. La plateforme, codée en Java, permet d'ailleurs le développement d'architectures de type *Belief-Desire and Intension* (BDI) pour modéliser la rationalité du comportement humain. Cette plateforme s'est révélée comme adaptée pour des applications spécifiques car elle peut être très fidèle à la réalité mais devient moins pertinente pour des applications transversales à exporter sur un autre logiciel.

Tijani [42], dans la continuité du travail de Kashif [21], a utilisé l'environnement BRAHMS pour étudier les ouvertures de portes dans un bureau et créer un lien avec la qualité de l'air intérieure. Dans ces travaux menés par le G-SCOP (Sciences pour la Conception, l'Optimisation et la Production à Grenoble), l'utilisation des agents pour modéliser le comportement des usagers est fidèle à la réalité, mais néanmoins difficile à appliquer à l'énergétique du bâtiment et à la qualité de l'air. La Figure 3.1 montre le processus décisionnel pour réaliser l'action d'ouvrir la porte du bureau ou non en fonction de la perception, des croyances et des désirs des agents ainsi que des contraintes environnementales. Ce processus pour sélectionner l'état de la porte montre un cheminement complet mais aussi complexe à généraliser à l'ensemble des actions des occupants dans les bâtiments.

Malgré ce processus lourd propre à BRAHMS, Gaaloul et al. [9] l'ont couplé avec le logiciel COMFIE, afin de montrer l'intérêt de l'architecture à base de composant. Cette co-simulation entre COMFIE et BRAHMS est orchestrée par SIMULINK et apporte satisfaction dans les scénarios générés par BRAHMS, mais pas en terme de synchronisation et de temps de calculs. En effet, pour une simulation de 20 heures d'un bâtiment de deux zones, la durée de simulation est d'environ 20 minutes, soit plusieurs jours pour une simulation d'une année.

2. Recensement des plateformes SMA sur l'encyclopédie Wikipedia http://en.wikipedia.org/wiki/Comparison_of_agent-based_modeling_software

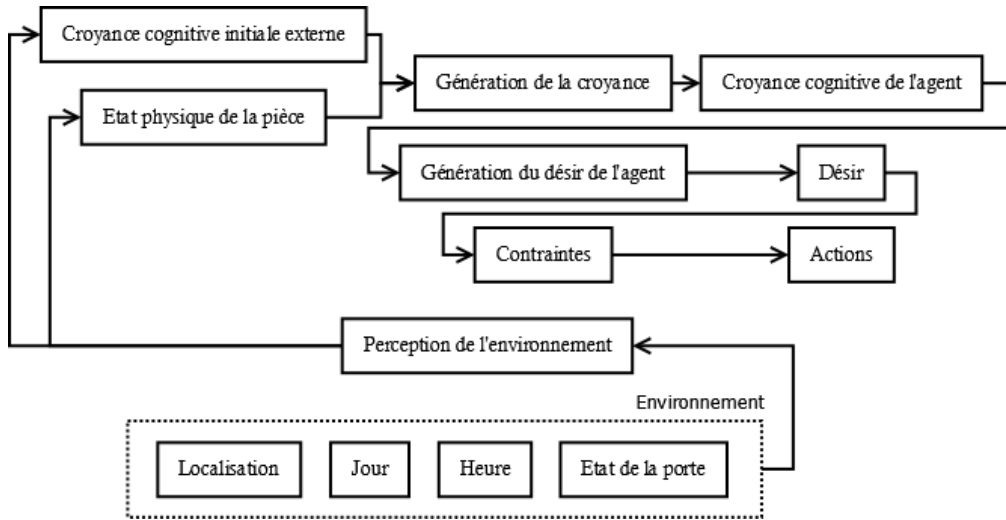


FIGURE 3.1 – Diagramme représentant les éléments de la simulation sous BRHAMS pour la gestion de l'ouverture des portes

3.3.2 Repast

Repast (*REcursive Porous Agent Simulation Toolkit*) est une plateforme de modélisation et simulation avancée, gratuite et libre à base d'agents initialement développée par l'*University of Chicago*. Il existe deux éditions : *Repast Symphony* développée en Java, interactive et relativement facile à utiliser et *Repast HPC (High-Performance Computing)* développée en C++, à destination d'experts et nécessitant une excellente puissance de calcul.

Alfakara et Croxford [52] utilisent Repast Symphony pour modéliser le comportement des occupants en confort estival dans les logements. Le modèle permet aux agents virtuels de Repast d'agir sur l'ouverture des fenêtres et sur l'activation de l'air conditionnée. La modélisation des occupants se base sur la création d'agents avec des propriétés individuelles (âge, style de vie, tolérance à la température, ...), autonomes et pouvant interagir entre eux. Le développement de ce modèle sous Repast permet par la suite d'étudier l'impact du comportement des occupants sur les consommations de climatisation. En effet, le SMA est couplé dynamiquement à un logiciel de simulation thermique, EDSL, qui traite le bâtiment et son environnement. Un objectif de cette étude est alors de comparer comment la manière de se comporter vis à vis de la gestion des surchauffes modifie les consommations énergétiques. L'arbre décisionnel en Figure 3.2 montre le fonctionnement de général utilisé pour gérer les ouvertures de fenêtres et les actions sur la climatisation. Le processus décisionnel se présente alors comme un algorithme linéaire assez simple dans cet exemple, mais il peut être complexifié sans contrainte majeure. En amont de ce processus il est nécessaire de générer les agents et leurs propriétés intrinsèques.

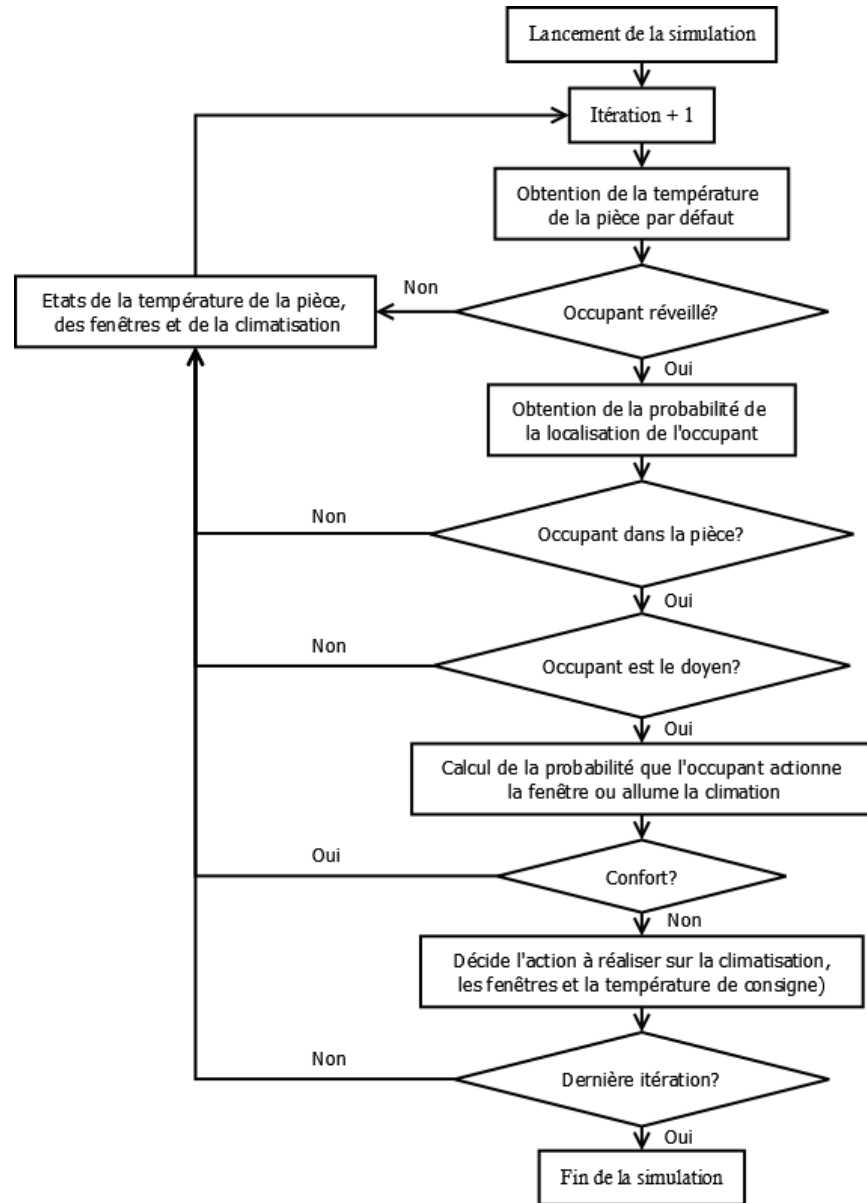


FIGURE 3.2 – Diagramme décisionnel représentant les éléments de la simulation sous Repast pour la modélisation du confort estival

3.3.3 NetLogo

NetLogo est une plateforme open-source SMA de modélisation de phénomènes collectifs. La plateforme est bien adaptée à la modélisation de systèmes complexes composés de centaines d'agents agissants en parallèle. La plateforme offre la possibilité de créer ses propres modèles constitués de trois types d'agents : les "*turtles*" qui se déplacent dans leur environnement, les "*patches*" qui sont une portion statique de l'espace et les "*observers*" qui organisent et donnent des instructions aux autres agents. NetLogo permet des modélisations des sciences sociales et naturelles de manière relativement simple.

Andrews et al. [53] ont utilisé NetLogo pour tester comment les bâtiments réagissent en fonction du comportements des occupants. Le comportement a été illustré sur l'application du confort des

agents à la lumière et à son intensité. La modélisation du comportement des usagers sur la plateforme NetLogo doit pouvoir à terme être intégrée à une maquette numérique de type BIM. En effet, les limites du BIM peuvent être repoussées assez loin et une intégration des activités des occupants est à prévoir. Dans ces travaux, le lien est réalisé entre l'approche bien connue du BDI (*Belief - Desire - Intension*) qui considère les croyances, les désires et les intentions des occupants et l'approche TPB (*Theory of Planned Behaviour*) qui se base sur un modèle normalisé du comportement humain. L'objectif de ce couplage est alors de rendre la modélisation du comportement des occupants encore plus rationnelle que ce qui a l'habitude de se faire. La Figure 3.3 présente le processus décisionnel général correspondant qui mène à un comportement ou une action en utilisant la plateforme NetLogo. La modélisation dite de type *BDI* est mise en évidence dans la première partie de l'algorithme puis la *TPB* dans la deuxième, cela afin d'en définir l'état environnemental suivant.

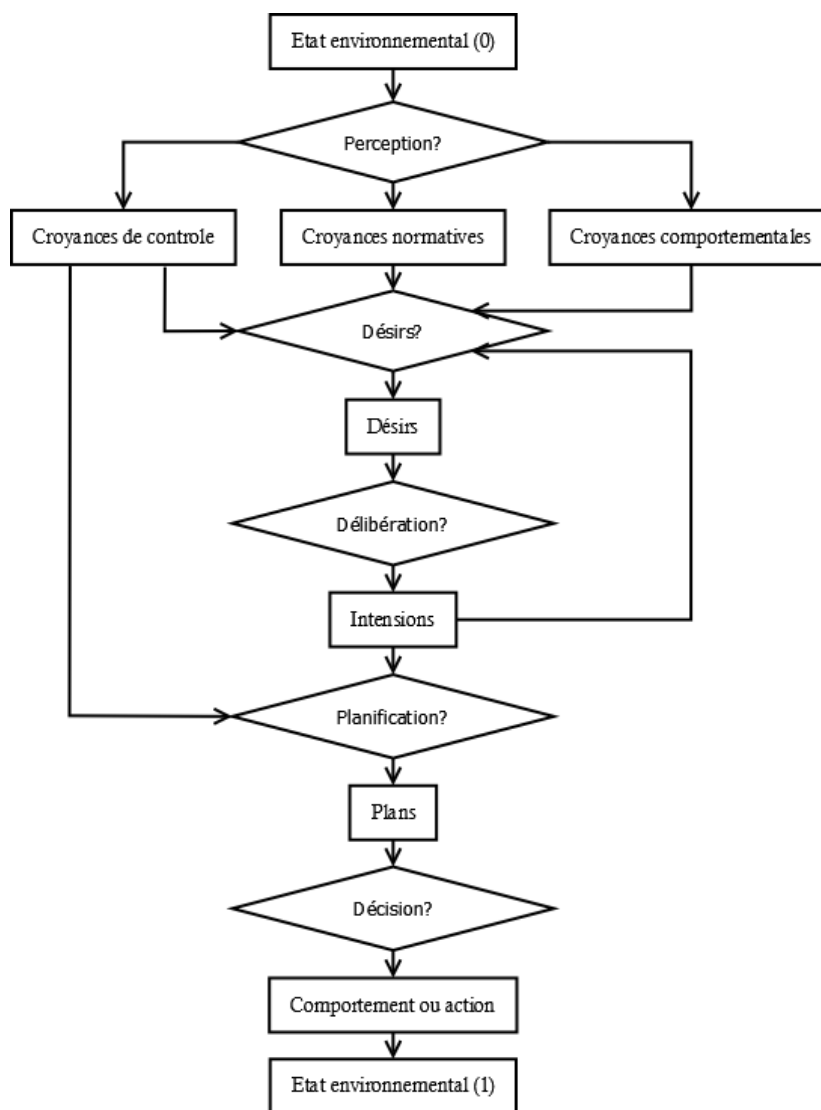


FIGURE 3.3 – Diagramme décisionnel représentant les éléments de la simulation sous NetLogo avec la combinaison *BDI* et *TPB*

3.3.4 OASys

Cette sous-section est présentée différemment des autres puisque la plateforme OASys (*Occupants' Actions System*) fait partie de la deuxième catégorie de plateforme présentée dans ce chapitre. En effet, le développement par l'Université de Toulouse d'OASys a été codé sous JAVA pour ensuite être couplé à TRNSYS via C++. La modélisation du comportement des occupants n'utilise alors pas de plateforme pré-existante comme les travaux d'Andrews et al. [53], d'Alfakara et Croxford [52] ou encore de Tijani [42].

Le cœur de la modélisation de Bonte [14] est basé sur le confort des occupants via un algorithme d'intelligence artificielle. Le modèle permet alors de prendre en compte les préférences interindividuelles et la simulation des actions des occupants en fonction de leurs sensations thermiques ou visuelles. Bonte couple par la suite la plateforme OASys avec le logiciel de Simulation Thermique Dynamique TRNSYS pour étudier l'influence du comportement des occupants sur la performance énergétique des bâtiments. La Figure 3.4 représente les éléments modélisés de la simulation sous OASys. Cela permet de bien visualiser que la modélisation de la part humaine est réalisée en deux étapes. Premièrement l'état physiologique est évalué par des modèles de confort thermiques et visuelles, et ensuite une réaction comportementale associée à une action est transmise à l'outil de STD pour en modifier l'environnement intérieur.

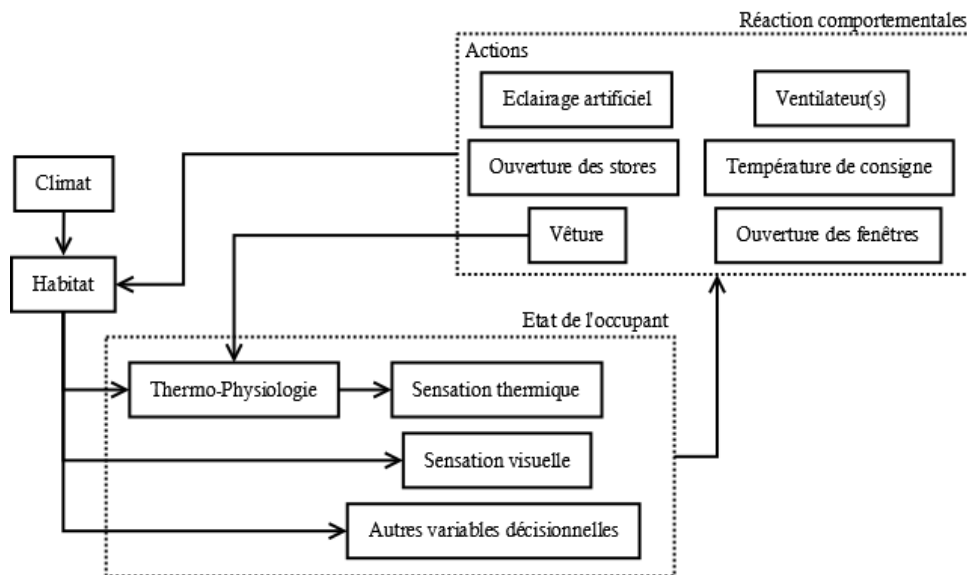


FIGURE 3.4 – Diagramme représentant les éléments de la simulation sous OASys avec la mise en avant de l'importance du confort

3.3.5 MASS

Comme OASys, MASS (*Multi-Agents Stochastic Simulation*) est une plateforme développée sans l'utilisation de plateforme SMA générale, mais développée sous C++ sur-mesure à la modélisation des individus dans les bâtiments.

Le concept de plateforme multi-agent est originellement issu des travaux de Robinson et al. [54] et a pour objectif de réduire le *performance gap* en améliorant la modélisation des occupants. Cette idée,

développée par l'Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne puis par l'Université de Nottingham, prend en compte les actions des occupants et leur nature imprévisible afin d'être couplée à des outils simulation thermique dynamique. Chapman et al. [11] proposent par la suite une version restructurée, baptisée MASS, qui fonctionne en co-simulation avec EnergyPlus ainsi qu'avec une de ces interface utilisateur DesignBuilder. Le développement de MASS, a été réalisé par l'utilisation de sous-modèles issus notamment des travaux de Page et al [55], Haldi et Robinson [56] [57]. La Figure 3.5 présente le diagramme décisionnel général du modèle MASS, celui-ci nous permet de mieux visualiser les différents composants de la plateforme. L'algorithme de MASS se compose de deux parties distinctes : la première permet le pré-processus de la simulation afin de fixer les paramètres fixes et la seconde permet l'échange de données, présence et actions, avec l'outil de simulation du bâtiment.

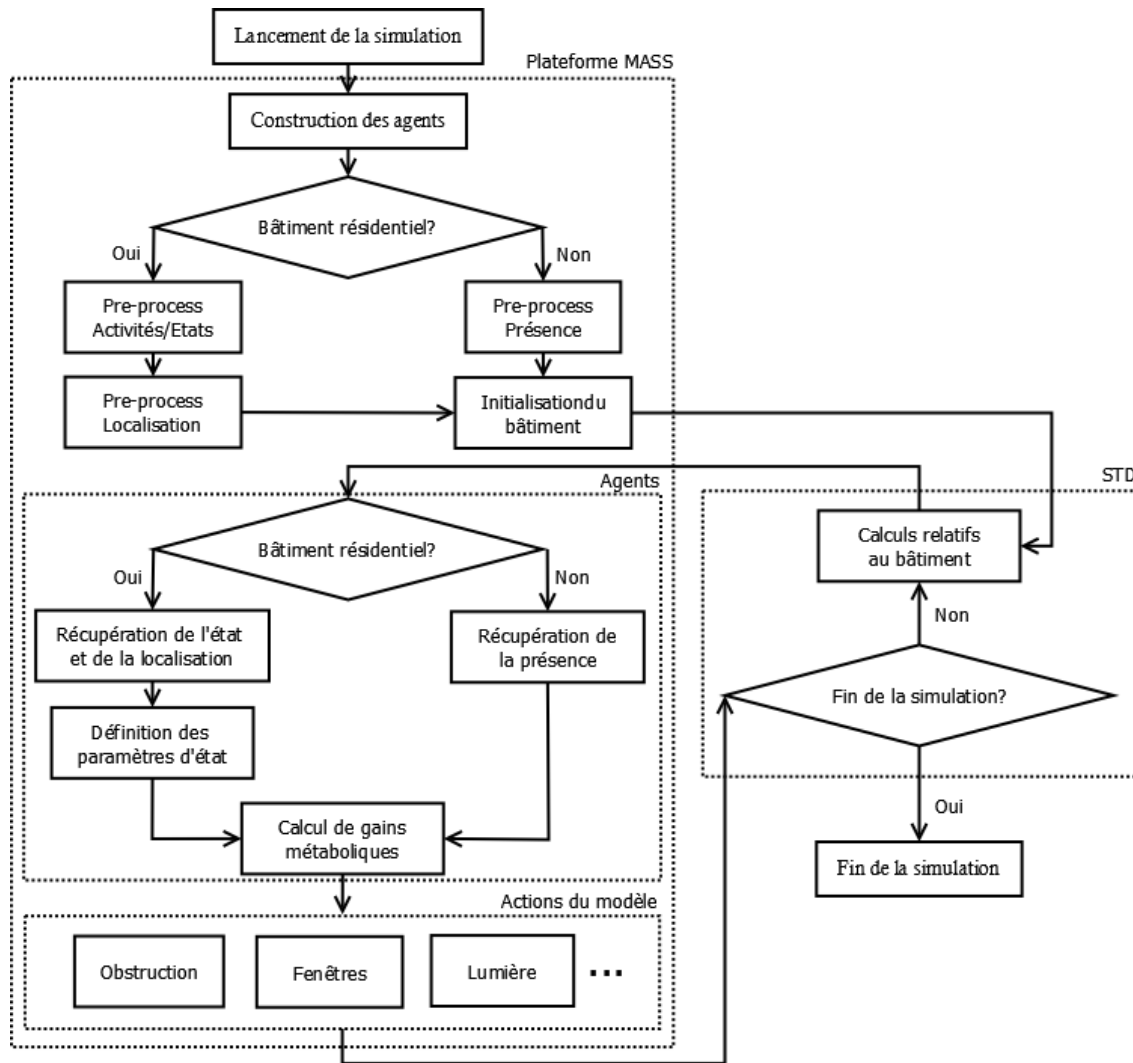


FIGURE 3.5 – Diagramme décisionnel représentant les éléments de la simulation sous MASS et la liaison avec EnergyPlus

3.3.6 Composant W de TRNSYS

Nous venons donc de présenter cinq plateformes multi-agents, dans l'objectif de trouver le moyen le plus approprié d'améliorer la prise en compte des occupants dans les STD. Néanmoins notre

attention a également longtemps été portée sur l'approche qui consiste à personnaliser le code (cf section 3.2.2). La comparaison de cette approche, basé sur l'exemple du composant W de TRNSYS, avec la co-simulation nous a permis d'identifier certaine limites et de s'assurer que le couplage n'ajoutait pas de la complexité inutilement.

Les avantages de l'utilisation d'un composant comme le langage W proposé par TRNSYS sont multiples. Premièrement, il permet de travailler dans un environnement de programmation simple, sans compilateur et sur un logiciel convivial. Deuxièmement, l'utilisation qui peut être réalisée est techniquement accessible pour les bureaux d'études qui ne sont généralement pas prêt à travailler sans interface utilisateur. Aussi, l'investissement en temps étant très largement inférieur à celui qui consiste à développer une plateforme externe, permet à priori de réaliser davantage d'études. Enfin, l'investissement économique est très raisonnable, en comparaison au prix du logiciel et de la bibliothèque TESS³, puisque le langage W ne coûte que 195 €⁴.

Néanmoins, les limitations de l'utilisation de cette bibliothèque TRNSYS (Version 17) existent. En effet, malgré les mérites vendus sur la modularité et l'extensibilité de TRNSYS par le CSTB (le revendeur du logiciel), les possibilités de développements ne sont pas illimitées. Sans l'utilisation d'autres logiciels ou bibliothèques, il n'est par exemple pas possible d'obtenir le niveau d'éclairement d'une zone. Cet élément manquant, présent sur EnergyPlus (Version 8.2), est très pénalisant pour les modèles de gestion de stores et d'éclairage artificiel qui l'utilisent dans la plus part des cas. La simple génération de nombres aléatoires sur une distribution rectangle ou normale n'est pas possible au sein du langage W. Pour obtenir ces nombres, il est nécessaire d'utiliser un générateur issu de la bibliothèque TESS, puis de les renvoyer vers les modèles écrit dans W. Le caractère extensible de TRNSYS est donc bien amélioré avec le langage W, mais n'est à notre sens pas optimisé comme peut l'être un langage de bas niveau.

L'ensemble des outils permettant de modéliser les comportements à base de SMA sont synthétisés dans le Tableau 3.1. Ce Tableau permet notamment de révéler la diversité des outils utilisés et la maturation des projets pour une application industrielle.

3.4 Synthèse

L'approche consistant à modéliser le comportement des occupants à partir de modèles déterministes a été repoussée pour des raisons de représentativité des comportements réels. Les modèles stochastiques correspondent bien à nos attentes, car ils permettent de reproduire le caractère aléatoire des décisions humaines. Néanmoins, les systèmes multi-agents, issus de l'intelligence artificielle, ont également été appréciés. Ils permettent d'une part d'intégrer des modèles stochastiques et d'autre part de faire interagir les occupants et de considérer leur confort. Après avoir présenté quatre moyens d'intégrer des modèles de comportement dans des logiciels de simulation thermique dynamique, nous avons comparé des études qui utilisent des plateformes similaires à ce que nous souhaitons. Une première option consistait donc à utiliser une plateforme multi-agents générale afin de posséder une bonne liberté de développement, cela étant lourd en terme d'investissement et éloigné de l'objectif

3. TESS pour *Thermal Energy System Specialists* est une bibliothèque très utile pour réaliser des études complexes et étendre les fonctionnalités d TRNSYS

4. <http://boutique.cstb.fr/Product/langage-w>

Plateforme - [Réf- rence]	Reprise d'une plateforme gén- rale	Outils STD	Potentiel de finesse de la modélisation	Fonctionnalité en BE
BRAHMS - Tijani et al. [42]	Oui	Non couplé (?)	Très fin - basé sur les sciences cognitives	Quasi impossible : de- mande un énorme travail
Repast - Alfakara et al. [52]	Oui	EDSL 2012	Moyen - basé sur le bon sens du modélisateur	Non - Application spéci- fique au confort estival
NetLogo - Andrews et al. [53]	Oui	MATLAB	Fin - basé sur les théories <i>BDI</i> et <i>TPB</i>	Possible - Modèle com- portemental à simplifier
OASys - Bonte et al. [14]	Non	TRNSYS	Fin - basé sur le confort thermique et visuel	Modèle comportemental à simplifier
MASS - Chapman et al. [11]	Non	EnergyPlus	Moyen - basé sur des comportements réactifs	Assez difficilement à l'heure actuelle
Composant W	Non	TRNSYS	Grossier - L'impossibi- lité d'insérer des biblio- thèques bride le dévelop- pement	Totale

Tableau 3.1 – Synthèse des modèles à base d'agents servant à créer un lien avec un outil STD

d'amélioration des outils de STD. La seconde option est la plus rapide et simple à mettre en place, elle consiste à intégrer directement de nouveaux modèles dans les outils existants mais en négligeant totalement les interactions humaines, le confort et étant sans modularité. La dernière option consistait à développer et co-simuler un environnement unique composé de l'ensemble des modèles comportementaux nécessaires avec un outil de simulation. En outre pour des raisons de potentiel de l'outil nous avons opté pour la troisième option.

A l'issu de ce travail bibliographique et de définition des moyens, nous avons contacté l'Université de Nottingham pour proposer une collaboration. En effet, cette Université a débuté ce type de recherche dans les années 2000 et possède une expertise très estimable. La demande a été acceptée et a débouchée sur une visite et une présentation de leur outil MASS (*Multi-Agents Stochastic System*). Outil que nous avons "adopté" par la suite et qui est utilisé comme base de travail dans la suite de la thèse.

Deuxième partie

Plateforme du comportement des occupants

Chapitre 4

Simulation Stochastique à base d’agents (MASS)

L’état de l’art sur la modélisation du comportement des occupants nous a amené à nous orienter vers une modélisation stochastique à base d’agents. Pour les raisons évoquées en chapitre 3 le travail réalisé dans la suite s’inscrit en collaboration et dans la continuité des travaux de MASS effectués par le département *Building and Urban Physics and Head of the Energy and Sustainability Research Division* de l’Université de Nottingham.

Ce chapitre présente dans un premier temps les concepts généraux de la co-simulation et de sa mise en place informatique, puis présente dans un second temps le fonctionnement de MASS dans l’environnement d’EnergyPlus.

4.1 Concepts génériques

Nous avons vu que la co-simulation entre plusieurs outils permet d’étendre leurs propres fonctionnalités. Coupler EnergyPlus, ou d’autres logiciels de simulation, avec des programmes externes a été réalisé dans le passé, soit en créant des interfaces spécifiques aux programmes externes dans le code source d’EnergyPlus [58] soit en utilisant un middleware¹ tel que le *Buildings Controls Virtual Test Bed* (BCVTB) [59] [60] pour EnergyPlus. Les limitations principales de ces approches sont d’une part le manque de ré-utilisabilité, car l’interface est spécifique à un unique programme et d’autre part la complexité et le ralentissement du temps de calcul qu’implique l’usage d’un middleware.

En 2013, Nouidui et al [61] proposent de court-circuiter ce middleware en couplant directement EnergyPlus avec un programme externe, par l’utilisation de l’interface *Functional Mockup Interface* (FMI). Ce travail démontre alors le potentiel de cette approche issue des travaux du projet européen MODELISAR - ITEA2 terminé en 2011 et chapeauté par Daimler AG et Dassault Systèmes. Dans le cadre de ce projet, Plessis et al. [62] ont par ailleurs couplé leur simulateur du comportement des occupants SMACH avec le logiciel Modelica. L’Annex 60 : "*New generation computational tools for building and community energy systems based on the Modelica and Functional Mockup Interface*

1. un middleware est un logiciel tiers qui crée un réseau d’échange d’informations entre différentes applications informatiques

standards" de l'Agence Internationale de l'Energie, se terminant en 2017, a été lancé avec comme objectif de renforcer l'intégration, la robustesse et la performance de ce standard FMI.

Hong al. [63] et Chapman et al. [11] ont tout les deux choisi d'utiliser le standard FMI pour co-simuler EnergyPlus avec une plateforme de modélisation de comportement des occupants. Alors que Hong et al. ont choisi de développer en C, Chapman et al. ont développé leur plateforme de comportements en C++. Cette différence minime de langage, où C++ est orienté objet contrairement au C, ne modifie pas fondamentalement l'utilisation du FMI.

Le standard FMI (Version 1.0) peut donc être utilisé pour co-simuler EnergyPlus avec MASS. Dans ce contexte la co-simulation permet aux deux composants d'être simulés simultanément et ainsi d'échanger des valeurs numériques dynamiquement et sans middleware. Pour réaliser une co-simulation un des deux logiciels doit être le "maître" et l'autre l'"esclave". Le logiciel esclave doit être exporté dans un dossier particulier appelé FMU (Functional Mock-up Unit). Le FMU est un dossier zip composé d'une DLL (Dynamic Link Library) pour Microsoft Windows, d'un fichier de description des modèles possédant les informations relatives aux entrées et sorties des logiciels co-simulés et d'autres fichiers permettant la configuration du logiciel esclave. Bien qu'EnergyPlus puisse être également être exporté en FMU, il est dans le cas de MASS utilisé comme le logiciel maître et importe le FMU.

La DLL est obtenue en compilant la plateforme multi-agents MASS qui est développé en C++. La figure 4.1 classifie plusieurs langage de programmation en deux catégories et montre que C++ est de bas niveau. Cela signifie qu'il est proche de l'assembleur de l'ordinateur. Pour définir le niveau d'un langage de programmation Perlis [64] a dit : *"Un langage de programmation est de bas niveau lorsqu'il nécessite de faire attention aux choses qui ne sont pas pertinentes"*. Malgré sa complexité, le bas niveau de langage possède néanmoins plusieurs atouts. Il est très répandu donc bien documenté, il est rapide donc bien adapté à de la co-simulation avec un logiciel externe, il est portable donc un même code peut être transformé en exécutable Windows, MAC OS et Linux et il est surtout multi-paradigme donc son code est organisé en blocs réutilisables grâce à la programmation orientée objet (POO). Même si nous ne l'avons pas testé, le fichier DLL obtenu après compilation a vocation à pouvoir être utilisé par plusieurs logiciels de STD, c'est le caractère avantageux d'interopérabilité de l'utilisation de FMI.

4.2 Utilisation pratique

Nous venons de voir que quelque soit la co-simulation réalisée suivant le standard FMI, il est nécessaire d'importer un (ou plusieurs) FMU(s) sur le logiciel maître. La Figure 4.2 représente le processus d'échange et les fichiers nécessaires à la co-simulation entre EnergyPlus et le FMU MASS.

Pour faire une simulation sous EnergyPlus sans MASS, seulement deux fichiers d'entrée sont nécessaires. Le fichier *.idf, le fichier principal de la simulation qui contient les informations relatives aux bâtiments, aux systèmes et aux scénarios d'usages. Et le fichier *.epw, le fichier météo qui contient les données météorologiques heures par heures (la construction de ce type de fichier est présentée en section 2.1.3).

Ces fichiers sont également nécessaires pour réaliser une co-simulation avec un FMU tel que

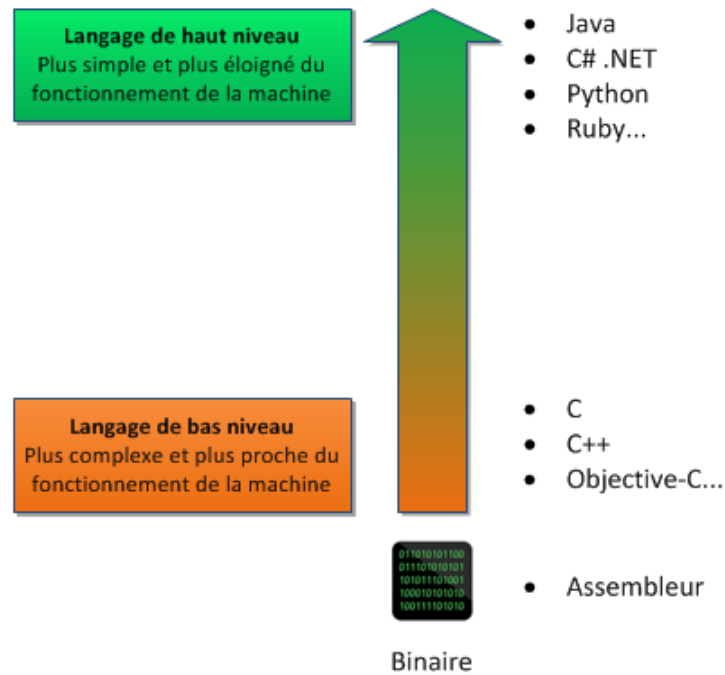


FIGURE 4.1 – Différents niveaux de langage informatique

MASS. En addition des deux fichiers EnergyPlus, deux fichiers sont obligatoires, le fichier de description des modèles et la bibliothèque de lien dynamique (DLL), ainsi qu'un ou plusieurs fichiers optionnels de configuration. Le fichier de description des modèles, appelé ModelDescription.xml dans MASS, contient les informations permettant de faire l'interface entre les données d'entrée et de sortie du logiciel maître EnergyPlus. Les données d'entrée de l'outil esclave étant les données de sortie du logiciel maître et les données de sortie de l'outil esclave étant les données d'entrée du logiciel maître. La DLL contient le coeur de l'algorithme de la plateforme multi-agents MASS dans un format compatible avec EnergyPlus. Il est intéressant de noter que l'utilisation d'une bibliothèque dynamique est un excellent moyen pour réutiliser le code, économiser de l'espace dans les applications et mettre à jour la DLL sans recompiler toutes les applications. Enfin les fichiers de configuration permettent de configurer les informations relatives au FMU dans un fichier *.xml externe à EnergyPlus. Dans le cadre de MASS un seul et unique fichier de configuration, SimulationConfig.xml, est utilisé et comporte des informations sur les bâtiments, comme l'association des zones à des activités, et sur les agents, comme leur âge, type d'activité et autres variables qui influent leurs comportements. Finalement, une fois ces trois fichiers intégrés à l'environnement de simulation, le fichier principal d'EnergyPlus *.idf doit être adapté à la co-simulation. Pour cela, le simulateur doit activer l'interface externe, définir le FMU lié à EnergyPlus, indiquer les variables d'entrée et de sortie (Pour plus de détails le lecteur peut se référer au guide d'application pour les interfaces externes d'EnergyPlus [65]).

D'un point de vu plus technique la Figure 4.3, reprise de Hong et al. [63], permet de présenter le processus et le fonctionnement interne du standard FMI. Lorsqu'EnergyPlus commence, il lit le fichier principal et détermine s'il est lié à un FMU. Si c'est le cas le maître EnergyPlus initialise le FMU grâce aux fonctions *fmiInstantiateSlave* et *fmiInitializeSlave*. Une fois ce pre-processus réalisé la co-simulation peut débuter et comporte trois phases. Premièrement, le FMU récupère les variables

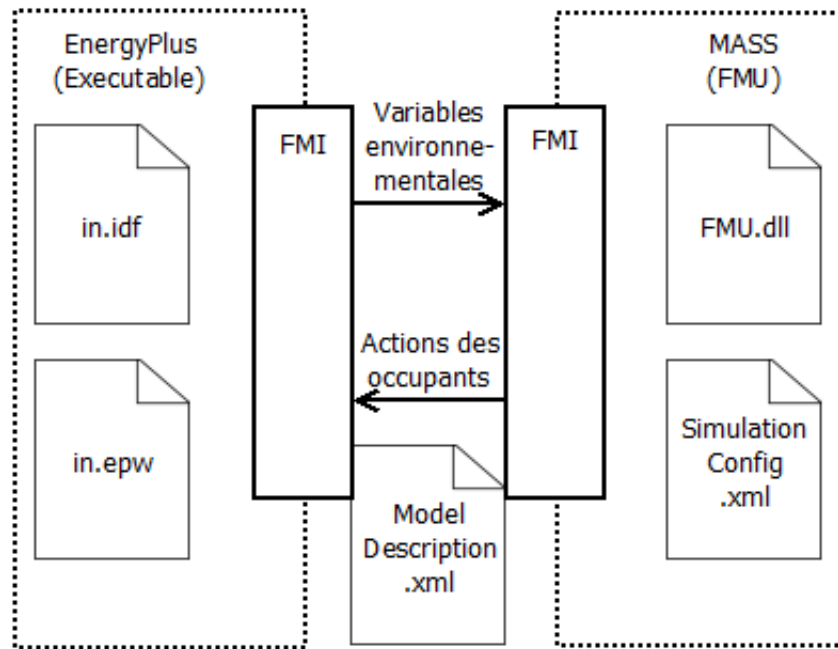


FIGURE 4.2 – Fichiers mis en jeu pour réaliser une co-simulation sous MASS et principe d’échange du FMI

environnementales d’EnergyPlus sous la forme d’un tableau de valeurs, ensuite l’algorithme du FMU est parcouru grâce à la fonction *fmiDoStep* (le processus interne de MASS est présenté en section 3.3.5), puis dernièrement les résultats du pas de temps sont renvoyés au logiciel maître EnergyPlus avec la fonction *fmiGetReal*. Une fois la fin de la simulation, la fonction *fmiFreeSlaveInstance* est appelée pour libérer la mémoire occupée par le FMU MASS.

D’un point de vu pratique la génération des fichiers ModelDescription.xml et de la partie dédiée au FMU dans le fichier principal *.idf est optimisée par l’utilisation de scripts Python. Les modèles utilisés pour représenter le comportement des occupants étant stochastiques demandent d’être simulés plusieurs fois afin d’obtenir une répartition des résultats. Ces multi-simulations sont également lancées à l’aide d’un script Python, facilitant le travail du simulateur. Le traitement de l’ensemble des résultats issus des simulations est quant à lui traité grâce au langage R. Le point fort de R par rapport à un logiciel à menus déroulants réside dans la possibilité de programmer une suite d’analyses successive.

4.3 Synthèse

Suite aux choix réalisés et présentés dans les chapitres précédents sur l’utilisation de co-simulations d’un système multi-agents à un outils de STD, nous avons détaillé dans ce chapitre comment l’outil MASS développé initialement par l’Université de Nottingham fonctionne. Le choix de l’utilisation de *Functional Mockup Interface* (FMI) plutôt que de *Buildings Controls Virtual Test Bed* (BCVTB) est justifié par sa rapidité d’exécution. Le processus de fonctionnement du standard FMI est par la suite présenté en détail, avec notamment une description détaillée des fichiers relatifs aux FMUs.

Après avoir présenté dans cette section l’environnement de co-simulation, nous proposons dans

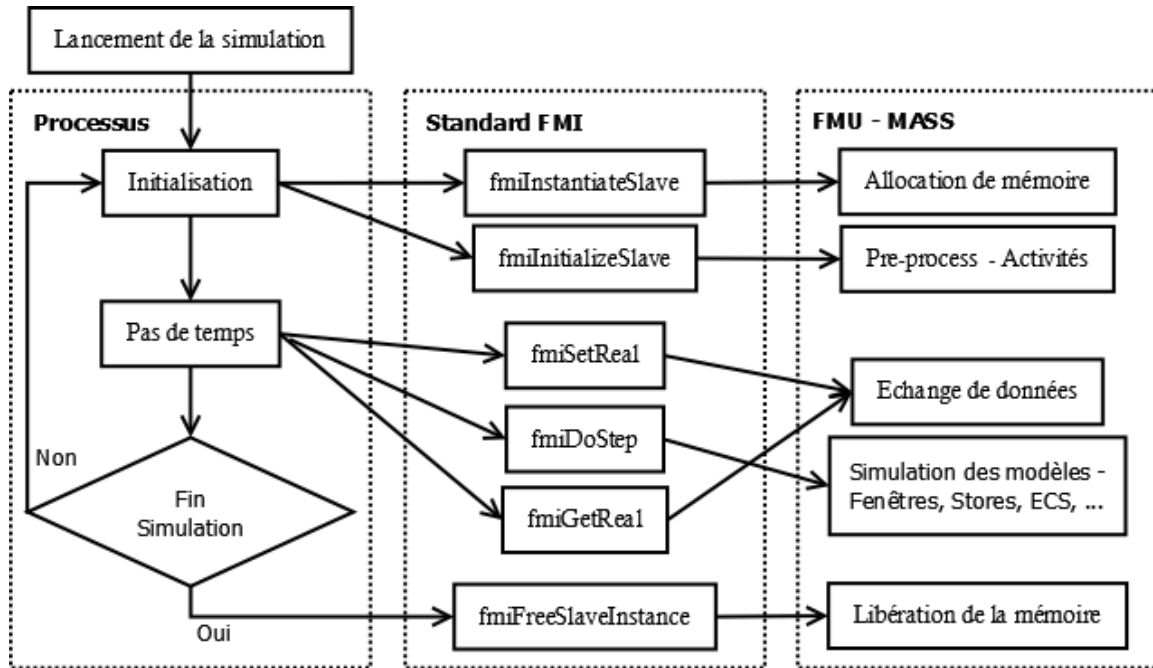


FIGURE 4.3 – Diagramme de principe du fonctionnement interne du Standard FMI en co-simulation

le chapitre 5, d'exposer notre contribution à la plateforme SMA à agents réactifs tropiques MASS.

— Il faut peut-être rajouter des Annexes pour présenter plus en détails les fichiers de MASS ???

—

Chapitre 5

Modélisation du comportement des occupants

Ce chapitre présente dans un premier temps deux étapes nécessaires à l'intégration de modèles de comportements dans MASS et dans l'environnement de simulation. Il s'agit de la collecte de données et de sa modélisation mathématique. La présentation de deux études de cas, un bâtiment de bureau et un bâtiment résidentiel, font suite avant de présenter les modèles que nous considérons comme les plus appropriés d'une part pour améliorer la fiabilité des simulations et d'autre part d'être exploitable industriellement.

5.1 Collecte de données

Plutôt que de poser des hypothèses non-fondées sur la manière dont les occupants se comportent, nous sommes convaincu que le meilleur moyen de proposer des modèles de comportement des occupants réalistes consiste dans un premier temps à l'observer.

Yan et al. [48] ont recensé plusieurs approches de collecte de données telles que les observations non-intrusives, les études de laboratoire, les observations des comportements sous l'exécution de perturbation et les enquêtes sociologiques. Nous proposons dans cette section de présenter et expliquer l'intérêt des études sur sites, des études de laboratoires et des enquêtes.

5.1.1 Suivi sur site

Les suivis sur site consistent à monitorer passivement les comportements des occupants ainsi que les facteurs prédisposés à expliquer ces comportements. Il s'agit généralement des variables physiques environnementales internes et externes au bâtiment étudié, ainsi que des informations relatives au temps comme l'heure de la journée, le jour de la semaine ou la saison. L'explication des comportements est parfois complétée par des études en laboratoire (Section 5.1.2 ou des questionnaires (Section 5.1.3).

Ces études d'observation sont très exploitées pour comprendre les comportements humains dans un environnement quotidien. La présence et le nombre d'occupants dans une zone est un pré-requis

fondamental dans l'exercice de modélisation des comportements mais la détection de présence n'est pas si simple qu'il n'y paraît. Les approches fréquentes sont en outre, les détecteurs de mouvements [66], les capteurs de dioxyde de carbone [67] et les systèmes vidéos [68]. Toutes ont leurs défaut : les détecteurs de mouvements ne considèrent pas l'intensité d'usage, les capteurs de CO₂ sont décalés temporairement et ne fonctionnent pas si les ouvrants sont ouverts et enfin les systèmes vidéos nécessitent souvent un post-traitement lourd.

Le monitoring des actions adaptatives (gestion des fenêtres, des stores, de l'éclairage, du thermostat, ...) peut également prendre différentes formes. Les observations manuelles, comme l'analyse photographique ou vidéos, peuvent théoriquement être réalisées pour l'ensemble des systèmes adaptatifs mais sont limitées par l'investissement qu'elles impliquent [69]. Une méthode plus commode consiste à collecter les états des systèmes adaptatifs par voie électronique. Cette approche est particulièrement appropriée au monitoring des stores [28] et à la gestion des températures de consignes [70]. Enfin, une autre méthode précise pour déterminer l'état(ouvert ou fermé) des stores, des fenêtres ou des portes consiste à disposer des contacts de feuillure.

A la suite des campagnes de mesures, l'exploitation possible est large. Dans un premier temps, le monitoring permet d'identifier les motivations et comportements principaux. Ensuite, il permet le développement de modèles mathématiques à proprement parlé comme nous le verrons en section 5.2.1.

5.1.2 Études de laboratoire

L'utilisation de laboratoires pour étudier le comportement des occupants sert à approfondir les études sur site, à comprendre les comportements physiologiques et biologiques ou encore à mieux appréhender certains phénomènes dont le confort.

Contrairement au monitoring sur site, la présence et la localisation des occupants ne peut être traité en laboratoire, car les occupants ne vivent pas dans leur environnement quotidien. Néanmoins, leurs actions adaptatives peuvent être appréhendées et les confort thermiques et visuels étudiés plus en détail [71].

Les bâtiments laboratoires sont donc utilisés en complément pour comprendre un phénomène bien particulier. Ce type d'étude peut donc déboucher sur la proposition de modèles mathématiques de confort. Les limitations de ces travaux, sont principalement liées à la difficulté de reproduire un environnement réaliste comme les contraintes sociales ou la non connaissance du bâtiment et de ses spécificités.

5.1.3 Enquêtes

Dans notre contexte, les questionnaires et enquêtes, comme les études en laboratoire, ont pour objectif de compléter les travaux de monitoring. Ils permettent de comprendre les motivations de certains comportements.

L'étude des activités et donc de la localisation des individus étudiés peut-être réalisé à l'aide d'enquêtes emploi du temps. Les individus doivent par exemple noter l'enchaînement de leurs activités sur une journée avec une haute sensibilité [72].

Les questionnaires et enquêtes peuvent également être utilisés pour comprendre les actions adaptatives. Dans ce cas, les répondants doivent généralement indiquer leur niveau actuel de confort vis à vis de l'environnement ou doivent indiquer leurs comportements dans certaines situations. Les questionnaires peuvent également être utilisés pour comparer des phénomènes biologiques, psychologiques ou sociaux.

Bien que très intéressant d'un point de vu sociologique, les enquêtes peuvent se révéler biaisées si les répondants ne se rappellent pas de leurs comportements et niveau de confort ou s'ils modifient leurs réponses pour le questionnaire. En effet, des travaux montrent parfois de grandes disparités entre ce que les gens pensent faire et ce qu'ils font vraiment [73].

5.2 Développement de modèles

Depuis le début des années 2000, la diffusion des modèles stochastiques puis celle des modèles à base d'agents n'a cessé de faire croître le nombre de publications traitant du comportement des occupants. La Figure 5.1 illustre cette évolution par le recensement du nombre de publications réalisé par l'Annexe 66 de l'Agence Internationale de l'Energie.

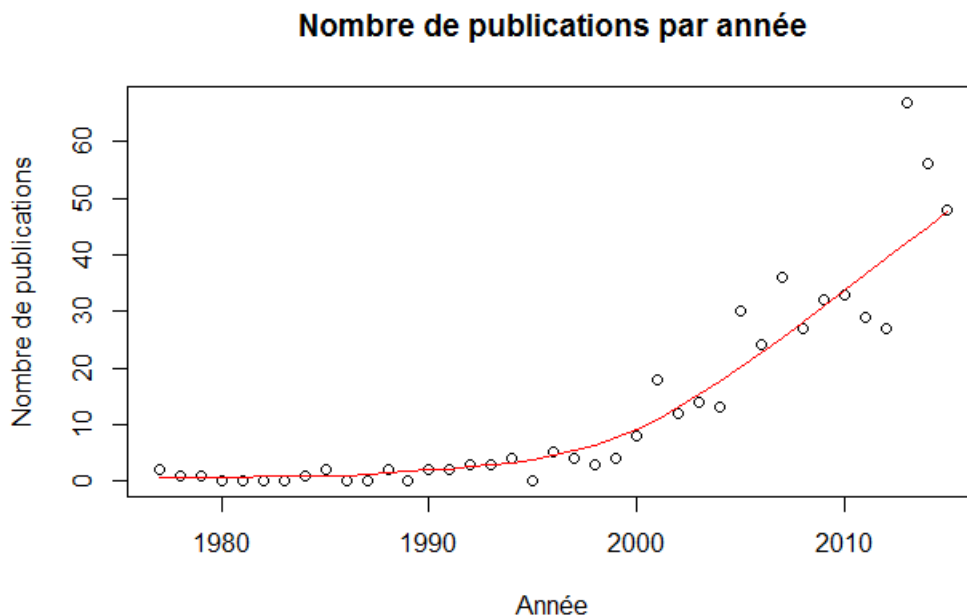


FIGURE 5.1 – Évolution du nombre d'articles publiés sur la modélisation du comportement des occupants

Le développement de modèles consiste à analyser les informations issues de la collecte et de formuler mathématiquement des lois qui en découlent. Pour rappel, un modèle permet de décrire un système en utilisant des concepts mathématiques. Il sert à prédire un état (*output*) en fonction de variables explicatives (*inputs*). La formulation d'un bon modèle répond à plusieurs principes : Elle est parcimonieuse, c'est à dire que les paramètres explicatifs sont statistiquement significatifs. Le modèle est basé sur des données de qualité (suffisantes, calibrées et complètes). Les outputs sont

rigoureusement validés par validations croisées. Et enfin, le champ d'applicabilité est honnêtement déclaré.

Nous proposons dans cette section une revue succincte de trois formulations mathématiques fréquemment utilisées dans la modélisation du comportement des occupants, puis une présentation des méthodes d'évaluation de ces modèles.

5.2.1 Formulations mathématiques

Les trois formes majeures de modèles stochastiques pour représenter le comportement sont le processus de Bernoulli, les chaines de Markov et l'analyse de la survie. Le principe commun de ces formulations est de comparer une probabilité à un nombre aléatoire.

Processus de Bernoulli

Le processus de Bernoulli est un processus stochastique statique où la probabilité de l'état à prédire ne dépend pas de l'état précédent. Ce processus est une séquence de variables aléatoires indépendantes $\{X_t : t = 0, 1, 2, \dots, n\}$.

X_t est égal à 0 (l'évènement ne se produit pas) ou 1 (l'évènement se produit) pour toutes valeurs de t dans le cas d'une prédiction binaire. Dans ce cas, une régression logistique binomiale est utilisée et la probabilité d'action est définie par :

$$P(x_1 \dots x_n, t) = \frac{\exp\left(\alpha + \sum_{k=1}^n \beta_k x_k\right)}{1 + \exp\left(\alpha + \sum_{k=1}^n \beta_k x_k\right)} \quad (5.1)$$

avec α et β_k l'intersection et la pente pour l'ensemble des n variables à expliquer.

Dans le cas où plus de deux résultats possibles sont à prédire, une régression logistique multinominale est utilisée, la probabilité d'action est alors définie par :

$$P_j(x, t) = \frac{\exp(A_j(x))}{\sum_{j=1}^N \exp(A_j(x))}, j = 1, \dots, N \quad (5.2)$$

avec $A_j(x) = \alpha_j + \sum_{k=1}^n \beta_{jk} x_{jk}$ et N le nombre d'états.

Chaîne de Markov

Une chaîne de Markov $\{X_t : t = 0, 1, 2, \dots, n\}$ est un processus stochastique capable d'estimer l'état futur X_{t+1} en fonction de l'état présent X_t mais indépendamment des états passés X_0, X_1, \dots, X_{t-1} . Elle ont l'avantage en comparaison avec le processus de Bernoulli de rendre la simulation plus fiable sur les transitions d'états. La probabilité de transition d'un état i au pas de temps t à un état j au pas de temps $t + 1$ (T_{ij}) peut être formulé comme :

$$T_{ij}(t) = P(X_{t+1} = j | X_t = i) \quad (5.3)$$

On obtient alors la matrice de transition d'état $T_{ij}(t) = \begin{bmatrix} T_{00}(t) & T_{01}(t) & \cdots & T_{0n}(t) \\ T_{10}(t) & T_{11}(t) & \cdots & T_{1n}(t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ T_{n0}(t) & T_{n1}(t) & \cdots & T_{nn}(t) \end{bmatrix}$ pour

$n + 1$ états possibles.

Dans le cas d'un système binaire la matrice de transition $T_{ij}(t)$ est réduite à 2 dimensions. La somme des probabilités d'une ligne étant égale à 1, il suffit de connaître deux probabilités de transition pour en déduire l'ensemble du système. La matrice réduite est donc $T_{ij}(t) = \begin{bmatrix} 1 - T_{01}(t) & T_{01}(t) \\ 1 - T_{11}(t) & T_{11}(t) \end{bmatrix}$

Analyse de survie

L'analyse de survie est un processus stochastique utilisé pour prédire la probabilité de durée d'un évènement. Plusieurs distributions paramétriques permettent de prédire ces durées de survie, dont la distribution de Weibull qui est la forme la plus générale. Sa densité de probabilité, ou taux de défaillance instantanée, est défini par la fonction :

$$f(t) = \lambda p (\lambda t)^{p-1} e^{-(\lambda t)^p} \quad (5.4)$$

avec le paramètre d'échelle $\lambda = 1/\exp\left(\alpha + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i\right)$ et le paramètre de forme $\log(1/p)$. Et sa fonction de survie par :

$$S(t) = P(T > t) = \exp(-(\lambda t)^p) \quad (5.5)$$

A partir de la fonction de survie, lorsque l'état j commence, la durée correspondante peut être estimée en isolant t :

$$t_j = \frac{(-\log(U))^{1/p}}{\lambda} \quad (5.6)$$

avec U un nombre aléatoire compris entre 0 et 1.

Nous pouvons noter que la distribution exponentielle peut aussi servir à l'analyse de la survie, et qu'elle est un cas particulier de la distribution de Weibull lorsque le paramètre de forme p est égal à 1.

5.2.2 Évaluation et validation

Le développement de modèles résulte de campagne de mesures et d'analyses. Or, une étape fondamentale est parfois négligée, il s'agit de celle de validation des modèles. La majorité des processus de validations passés sont limités à la comparaison des sorties de la simulation aux données dans le même contexte que le modèle a été développé. Cela mène à une surestimation des performances du modèle. Cette section présente les approches de validation de modèles pour le comportement des occupants.

On recense deux types de validation ; les procédures de validation internes et les procédures de validation externe. Steyerberg [74] définit les données externes comme des données venant de mesures différentes mais venant tout de même d’une population plausiblement liée.

Dans le contexte du comportement des occupants dans les bâtiments il y a au moins trois dimensions externes à considérer : le temps, l’environnement et les occupants. La question est alors de connaître quelles dimensions doivent varier pour obtenir des données externes. Si l’objectif du modèle est de modéliser un comportement dans un bâtiment particulier alors une variation dans le temps peut être suffisante pour l’obtention de données externes. Or si l’objectif du modèle est d’être généralisé à des occupants et à des bâtiments divers alors davantage de données issus d’autres occupants et d’autres bâtiments est nécessaire. [Revisiting validation methods of OB models - Wolf - 2015]

5.2.3 *Fit-for-purpose* et facteurs contextuels

Gaetani et al. [75] proposent une méthodologie, appelée *fit-for-purpose* permettant de sélectionner le modèle de comportement des occupants le plus approprié à l’objectif de l’utilisateur. Ce terme initialement proposé par Pitt and Myung [76] dans un contexte plus large d’analyse statistique met en garde sur la nécessité de développer des modèles qui sont ajustés aux objectifs de la modélisation. Un modèle sous-ajusté, et donc sous-paramétré, ne permet pas de reproduire le phénomène étudié, il sera alors trop rigide et ne permet pas de suivre les données. Alors qu’un modèle sur-ajusté, et donc sur-paramétré, prendra en compte des variations non-significatives et ne sera pas reproductible sur de nouvelles données.

Yan et al. [48] ont signalé dans leur article sur les futurs défis de la modélisation du comportement des occupants, que l’intégration des facteurs contextuels est un travail indispensable pour améliorer la reproductibilité des modèles. Dans la suite, nous proposons alors d’intégrer, lorsque le *fit-for-purpose* n’est pas envisageable, un certain nombre de facteurs contextuels aux modèles les plus solides que nous avons préalablement identifiés.

Afin de mettre en évidence ces deux termes forts de cette thèse, la Figure de principe 5.2 met en avant la nécessité, d’une part de développer des modèles avec un niveau de complexité ni trop faible (a) ni trop élevé (c) pour obtenir des modèles parcimonieux mais néanmoins de proposer une mise en contexte des modèles afin qu’ils puissent être réutilisés pour un bâtiment autre que celui ayant servi à son développement. Ainsi, le modèle de principe utilisé dans le cadre (f) et issu du modèle (c), ne produit pas mieux les données que le modèle issu de (b) et réutilisé dans (e) malgré une qualité d’ajustement meilleure lors du développement du modèle.

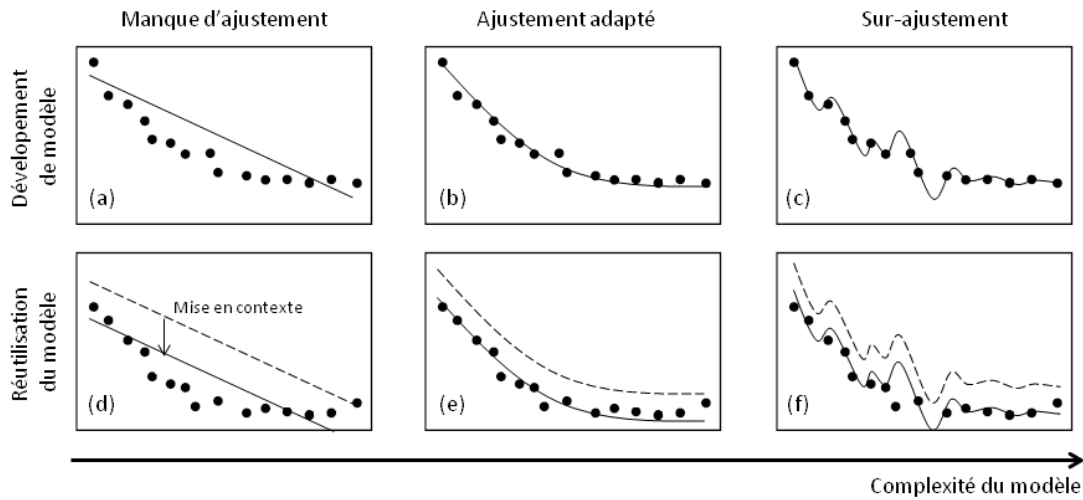


FIGURE 5.2 – Relation entre la qualité de l'ajustement (*goodness of fit*), la complexité du modèle et la mise en contexte

5.3 Présentation des cas d'études

Nous proposons dans cette section de présenter un bâtiment tertiaire virtuel et une maison individuelle conçue par l'Agence PY Architectes et notre bureau d'étude AI Environnement. Ces deux cas d'étude serviront à illustrer l'ensemble des modèles présentés plus loin dans ce chapitre. Le style architectural de ces cas d'étude est limité, en revanche les matériaux de construction sont très performants et la conception est proche d'une démarche passive.

Notre volonté initiale était de récupérer des données issues de projets réels suivi en phase d'exploitation afin de pouvoir comparer les résultats issus de nos simulations aux mesures in-situ et donc de travailler sur le *performance gap*. Néanmoins, la confidentialité des documents espérés et les lenteurs administratives nous ont amené à revoir nos ambitions à la baisse. Ce changement de programme ne remet néanmoins pas en cause la co-simulation ou les modèles présentés ci-après.

5.3.1 Bureau

La Figure 5.3 représente le bâtiment de bureau, localisé en Gironde, utilisé lors des études portant sur le tertiaire.

Par soucis de simplicité, nous avons opté pour des formes simples, nous n'avons pas intégré de

masques proches ou lointains et nous avons orienté le bâtiment vers le sud. Le modèle comporte autant de zones que de pièces ; 2 bureaux et un couloir. Le matériel de construction est synthétisé dans le Tableau 5.1. Les ouvertures sont du triple vitrage argon 3/13/3/13/3 mm de coefficient de transmission thermique $U_w = 0.786 \text{ W/(m}^2\text{.K)}$. L'ensemble des ouvertures est équipé de système d'ombrage intérieur. Le renouvellement d'air est assuré par une ventilation mécanique double flux de rendement 70 % et l'étanchéité à l'air est fixée à taux constant (pas de prise en compte météorologique) à $n_{50} = 0.150 \text{ Vol/h}$. Le bâtiment est chauffé électriquement et n'a pas de système de refroidissement actif.

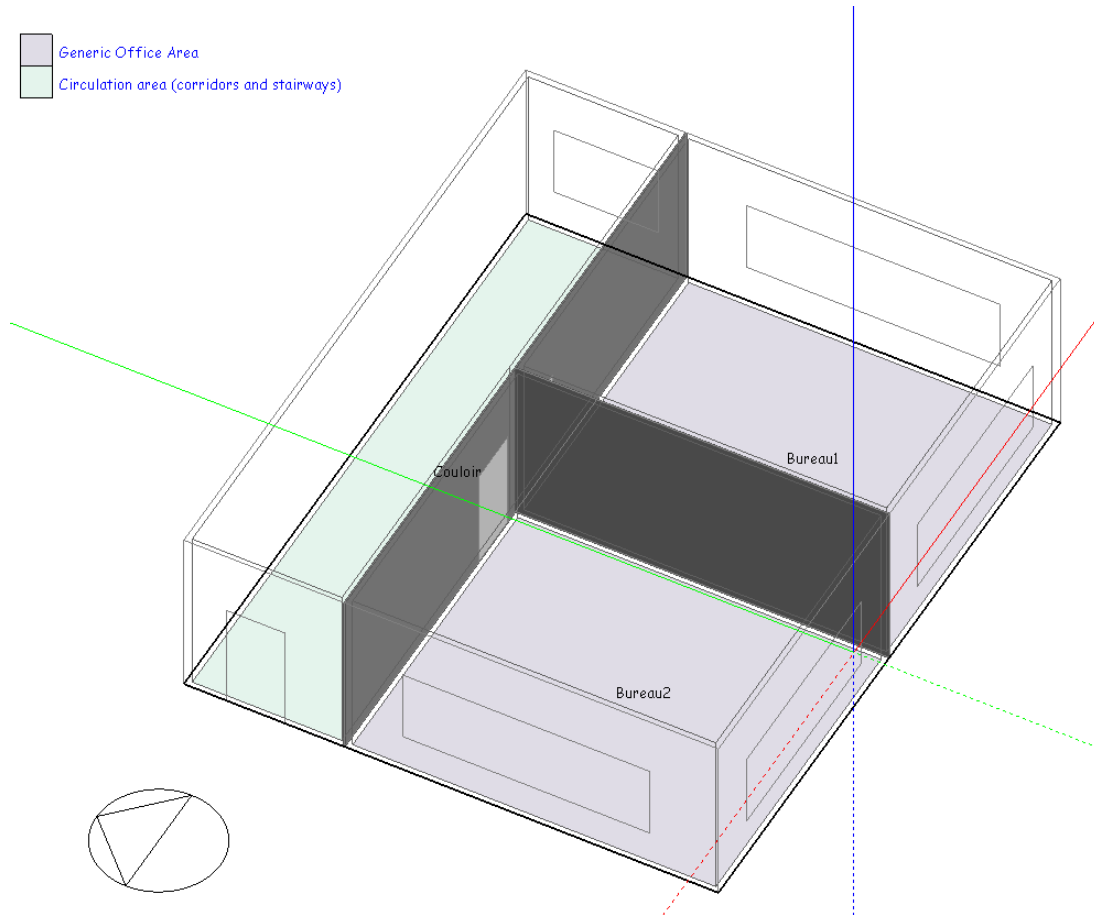


FIGURE 5.3 – Modèle 3D des 2 bureaux virtuels, vue du sud/ouest sous DesignBuilder

5.3.2 Résidentiel

La Figure 5.3 représente la modélisation d'une maison individuelle suivant une démarche passive dans le bassin d'Arcachon à Andernos-les-Bains. Cette maison compacte est choisie comme cas d'étude pour cette thèse, car elle offre une architecture simple et performante, répondant à nos besoins de recherche. Cette compacité ne remet pas en cause les possibilités de l'outil à modéliser des cas plus complexes, mais elle a l'avantage de réduire les temps de développement et de calcul. Le découpage en zones thermiques mène à 6 zones distinctes, la buanderie ayant été intégrée au séjour et le point d'eau de la chambre ayant été transféré à la salle de bain principale (Figure 5.4).

Construction	Couches	Épaisseur (cm)	Matériaux	U [W/(m ² .K)]
Murs extérieurs	Externe	0.6	Bardage métallique	0.132
	2	25	Polystyrène XPS extrudé	
	Interne	1.3	Plâtre	
Toiture	Externe	1	Asphalte	0.151
	2	25	Laine de verre	
	3	20	Lame d'air	
	Interne	1.3	Placoplâtre	
Plancher	Externe	15	Polystyrène XPS extrudé	0.208
	Interne	15	Béton coulé	
Cloisons intérieures	Externe	2.5	Plaque de plâtre	1.923
	2	10	Lame d'air	
	Interne	2.5	Plaque de plâtre	

Tableau 5.1 – Composition et caractéristiques des matériaux de construction du bâtiment de bureau

Le fichier météo, issu de la base de données EnergyPlus, ayant servi à la simulation est le fichier FRA_Bordeaux.075100_IWEC.epw obtenu sur des mesures, sur le site de Bordeaux-Mérignac, comprises entre 1983 et 1999, suivant la procédure de création de fichiers détaillée à la section 2.1.3. Les caractéristiques de l'enveloppe sont présentées dans le Tableau 5.2. Comme pour le cas de bureaux, les ouvertures sont du triple vitrage argon 3/13/3/13/3 mm de coefficient de transmission thermique $U_w = 0.786 \text{ W/(m}^2\text{.K)}$. L'ensemble des ouvertures est équipé de système d'ombrage intérieur. Le renouvellement d'air est assuré par une ventilation mécanique double flux de rendement 70 % et l'étanchéité à l'air est fixé à taux constant (pas de prise en compte météorologique) à $n_{50} = 0.200 \text{ Vol/h}$. Le bâtiment est chauffé au gaz naturel et n'a pas de système de refroidissement actif.

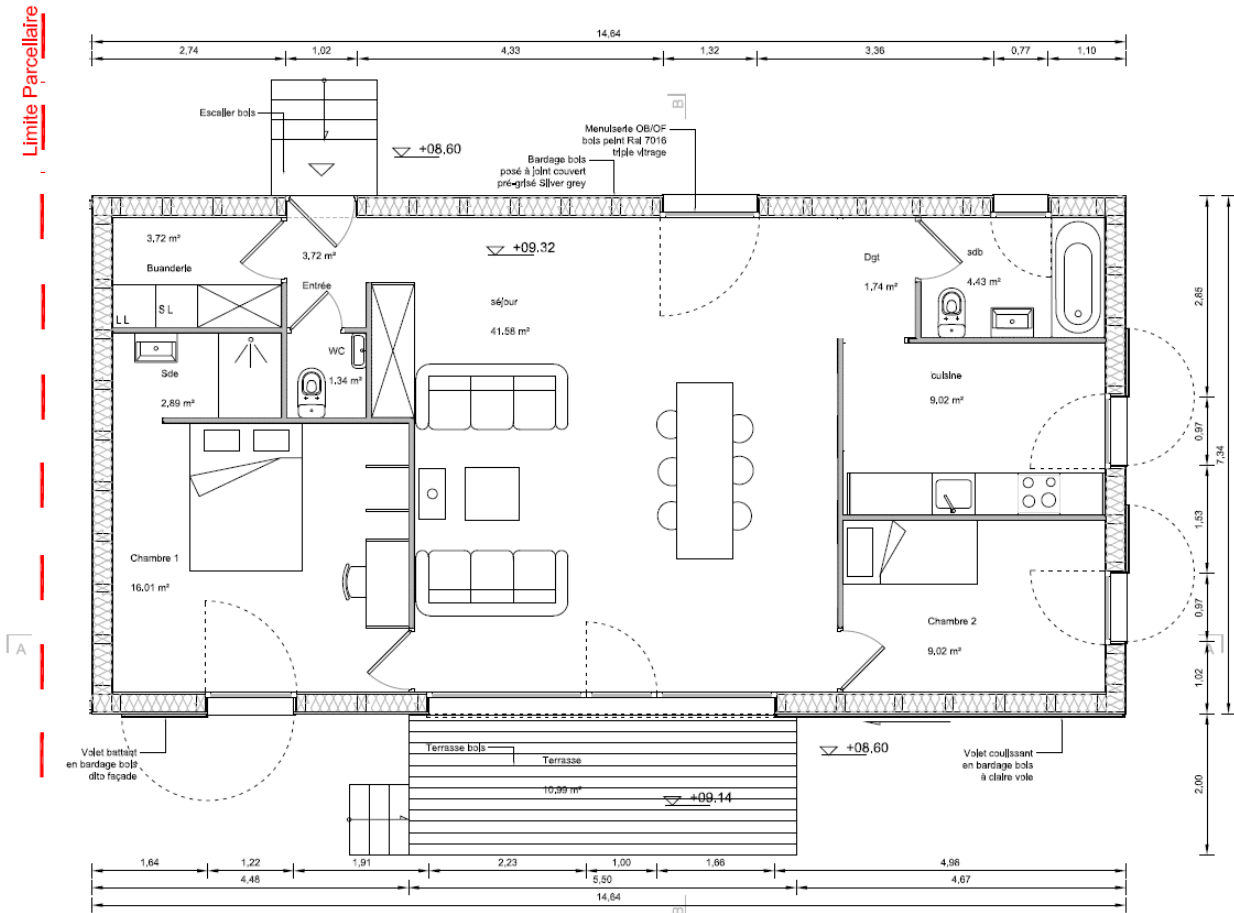


FIGURE 5.4 – Plans architecte de la maison à Andernos-les-bains

Construction	Couches	Épaisseur (cm)	Matériaux	U [W/(m ² .K)]
Murs extérieurs	Externe	1	Enduit extérieur	0.121
	2	27.9	Fibres végétales / Ossature bois	
	Interne	1	Plâtre	
Toiture	Externe	35	Panneaux de laine de verre	0.102
	Interne	1	Support métallique	
Plancher	Externe	30.4	Sol terreux	0.376
	2	30.9	Panneaux de laine de verre	
	Interne	15	Béton coulé	
Cloisons intérieures	Externe	1.3	Plaque de plâtre	2.358
	2	10	Lame d'air	
	Interne	1.3	Plaque de plâtre	

Tableau 5.2 – Composition et caractéristiques des matériaux de construction de la maison

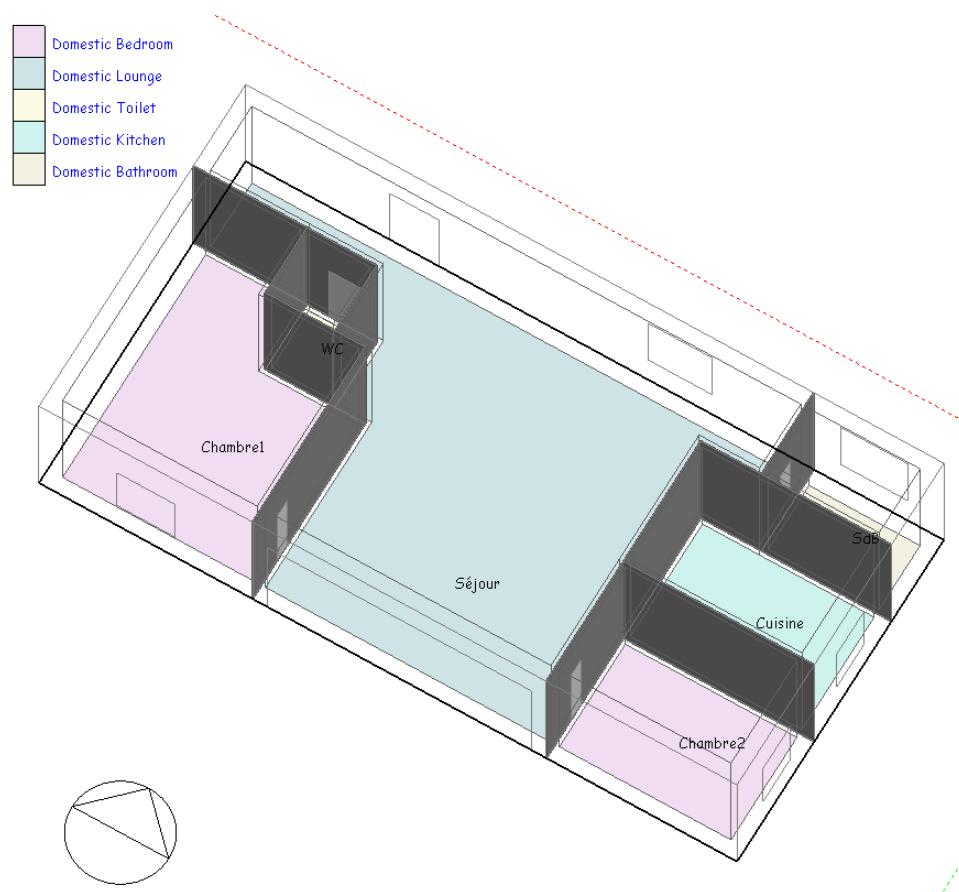


FIGURE 5.5 – Modèle 3D de la maison construite à Andernos, vue du sud/est sous DesignBuilder

5.4 Présence dans les bâtiments de bureaux

A RÉDIGER ———> : Les bâtiments accueillant des activités autres que de bureau et résidentiel, tels que les centres commerciaux, les établissements scolaires ou les musées ne sont pas modélisés car suivant des horaires de travail réguliers et spécifiques

Les scénarios de présence dans les bureaux et d'activités dans les logements constituent une entrée indispensable pour les modèles adaptatifs (gestion de température de consigne, fenêtres, stores et volets, éclairage) et non adaptatifs (utilisation d'appareils électriques, consommation d'eau chaude). Nous proposons donc dans ce chapitre et le suivant de considérer deux familles de modèles de prédiction des activités, d'une part les présences et absences dans les bâtiments de bureaux et d'autre part les activités dans les logements. Cette distinction fondamentale également partagée par plusieurs chercheurs [6], [55], [11] peut être vue comme un *fit-for-purpose* dans le sens où les modèles sont radicalement différents et n'ont pas de racines communes.

Bien que les horaires de travail et les horaires d'occupation des logements soient très corrélés pour l'ensemble de la population, les deux modèles présentés dans ce chapitre et dans le chapitre 5.5 sont totalement indépendant. Nous justifions ce choix par une modélisation dans cette thèse à l'échelle du bâtiment. Une modélisation plus large à l'échelle du quartier ou de la ville impliquerait alors une approche où les activités professionnelles et privées seraient dépendantes.

L'objectif de ce chapitre est de proposer un modèle qui reproduit plus fidèlement la présence de travailleurs de bureaux que les scénarios conventionnels couramment utilisés. Le modèle proposé dans ce chapitre est défini en pré-processus de la simulation, c'est à dire qu'il est connu pour l'ensemble de la simulation avant que celle-ci n'ait débutée. Ce choix se justifie par la non-nécessité, à priori, de connaître les variables environnementales pour définir les horaires de travail. La première partie de cette section présente un état de l'art des modèles stochastiques de présence dans les bureaux et plus particulièrement le modèle de Page et al. [55] qui est utilisé comme base dans la suite. La seconde partie présente comment ce modèle développé sur des bureaux universitaires de chercheurs peut être également appliqué sur des bureaux privés. Enfin, une présentation des résultats de ce modèle et de ces sous-modèles est proposée.

5.4.1 État de l'art

Afin d'établir des modèles stochastiques réalistes de présence dans les bureaux pour associer une présence à des apports métaboliques et à des actions possibles plusieurs travaux ont été réalisés. Le Tableau 5.3 et 5.4 présentent respectivement le contexte du développement des modèles et leurs variables d'entrée et de sortie. Nous présentons avant cela les modèles les plus pertinents.

En 1995, Newsham et al. [77] ont proposé un premier modèle probabiliste de présence simple afin de créer des scénarios d'occupation dans le cadre du travail de modélisation de la gestion de l'éclairage artificielle, lightswich. En 2003, Yamagushi et al. [78] ont également développé un modèle de présence simple grave à des chaînes de Markov, servant d'entrée à la prédiction de la demande d'énergie à l'échelle d'un quartier. Ces deux modèles étant très simplifiés ils ne seront pas présentés plus en détails dans les tableaux suivant.

Wang et al. [79] ont examiné les propriétés statistiques d'occupation dans des bureaux individuellement occupés. Ils ont réalisé l'hypothèse que les durées des périodes de présences et d'absences intermédiaires sont distribuées exponentiellement et que le coefficient de la distribution peut être traité comme une constante sur la journée. Aussi, ils proposent de générer les premières arrivées, les premiers départs et les pauses déjeuners en assumant que ces périodes suivent une loi normale. Bien qu'élégant, ce modèle ne permet de reproduire la complexité de la présence réelle et sur-estime la

présence, tout comme les scénarios conventionnels.

Page et al. [55] proposent un modèle basé sur des chaînes de Markov à deux états à partir d'une campagne de mesure longue sur 5 bureaux universitaire à Lausanne. Ce modèle est capable de reproduire les caractéristiques d'occupations, comme les arrivées, les départs, les absences intermédiaires et les absences longues, mais il n'est pas capable de simuler les mouvements entre les zones. Néanmoins, ce modèle est très probablement celui qui a été le plus repris dans des travaux postérieurs, notamment par Liao et al. [80], Vorger [6] et Feng et al. [81], avec de bonnes capacités de prédiction.

Erickson et al. [82] ont utilisé les données collectées d'occupation de bureaux pour développer un modèle basé sur des lois Gaussienne multidimensionnelles aux périodes de transitions. Ce modèle a par la suite été intégré dans un modèle à base d'agents dans le but de prédire la mobilité sur plusieurs zones des agents. Cependant, les résultats montrent une faible reproduction des mesures, de l'ordre de 20 %.

Tabak et de Vries [83] ont généré des profils d'occupation basés sur l'enchaînement chronologique des activités des occupants. Cette approche détaillée reproduit bien la complexité du comportement des occupants mais nécessite un gros travail de questionnaires et de mesures. Cette méthode indirecte est plus complexe à intégrer dans un outil de simulation que les autres approches mentionnées précédemment.

Davis et Nutter [84] ont instrumenté 6 type de bâtiments universitaire aux activités différentes afin de proposer des profils de présence hebdomadaire selon ces familles d'activités. Les résultats synthétisent les probabilités de présence par type de bâtiment et il a été conclu que les jours de la semaines sont parfois significativement différents.

Liao et al. [80] proposent un modèle permettant de suivre la location des occupants dans l'espace et dans le temps. Ce modèle puissant permet une bonne prédiction de l'occupation dans le cas de faible nombre de zone mais une prédiction approximative dans le cas de multi-zones. Les auteurs indiquent que la configuration du modèle est très chronophage et difficilement extensible.

Wang et al. [85] utilisent une modélisation de la présence dans les bâtiments de bureaux basée sur les chaînes de Markov à niveaux multiples. Le nombre de niveaux correspond au nombre de zones où l'agent est susceptible de se trouver. Ces travaux sont bien documentés mais relèvent plus d'une méthodologie qu'une proposition de modèle calibré, car les résultats ne sont pas issus de campagne de mesures ou d'enquêtes.

Duarte et al. [86] ont collecté réalisé une campagne longitudinale pour montrer les variations des facteurs d'occupation dans des bâtiments de bureaux selon l'heure de la journée, le jour de la semaine et le mois de l'année. Les comparaisons ont montré une variabilité élevée entre ces paramètres et un écart de la moyenne de 46 % inférieur au standard américain ASHRAE 90.1. Ce travail met également en avant la variabilité des profils de présence en fonction des vacances et du type d'espace, notamment entre les bureaux privés et les bureaux partagés.

Chang et Hong [87] ont analysé 200 bureaux cubiques de 3 étages aux activités différentes d'un bâtiment commercial. Un modèle mathématique est proposé afin de décrire le nombre et la durée des périodes d'absences. Une première fonction de densité cumulée (*CDF*) définit le nombre d'absence, une seconde fonction de densité cumulée définit la durée et une distribution de probabilité (*PDF*) définit le début d'une période d'absence. Les auteurs ont identifié des profils d'occupation groupés

en 5 catégories prouvant la variabilité de présence.

Feng et al. [81] ont développé un modèle d'occupation inspiré du modèle de Wang et al. [85] qu'ils ont couplé à un logiciel de simulation thermique. Ce modèle est une chaîne de Markov à 12 niveaux correspondant aux 12 zones du cas d'étude. Quelques hypothèses sont présentées dans l'article concernant les activités des différents membres du bâtiment. Il est ainsi avancé que les managers sont moins présents dans les bureaux que les chercheurs pour assister à des conférences ou participer à des réunions, cela menant à une présence dans leurs propres bureaux moins importante.

Mahdavi et Tahmasebi [88] ont testé 3 modèles d'occupation sur des données issues de mesures sur une Université de Vienne. Les deux premiers modèles d'occupation sont stochastiques, il s'agit du modèle proposé par Reinhart [89] (non-détaillé ici) et celui de Page et al. [55]. Le troisième modèle est un modèle non-probabiliste d'apprentissage qui génère des profils d'occupation binaire journalière basés sur les données de présence passées. Une fois la phase d'apprentissage suffisamment robuste, la phase d'évaluation montre que le modèle non-stochastique prédit mieux la présence que les modèles stochastiques.

Auteurs	Location	Bâtiment	Durée campagne	Intervalle de mesure	Modèle	Points forts	Points faibles
Wang et al. [79], 2005	USA	35 bureaux	1 année	15 minutes	Processus de Poisson	Présence intermédiaire modélisé; Simplicité du modèle	Bureau unique
Page et al. [55], 2008	Suisse	20 zones universitaires (10 bureaux)	2 années	15 minutes	Chaine de Markov	Détaillé pour implémentation; comparé postérieurement	Données d'entrée complexes; Sous-estimation du nombre de jour d'absence total
Ericksen et al. [82], 2009	USA	4 zones universitaires	2 fois 1 jour	Vidéo	Multivarié Gaussien	Comparaison de modèles sur différentes zones	Durée de la campagne; Erreur des modèles importante
Tabak et de Vries [83], 2010	Pays-bas	1 bureau (8 occupants enquêtés)	-	-	S-curve; Méthode probabiliste	Prédiction d'activités intermédiaires	Modèle basé sur des questionnaires uniquement
Davis et Nutter [84], 2010	USA	11 bâtiments universitaires	5 mois	Vidéo	-	Identification de facteurs par type de bâtiment	Pas de modèle proposé
Liao et al. [80], 2011	USA	Bâtiment commercial	-	15 minutes	Chaine de Markov	Comparaison de modèle	Campagne de mesure très peu présenté
Wang et al. [85], 2011	-	5 bureaux	-	5 minutes	Chaine de Markov à 7 niveaux	Suivi zone par zone des occupants	Modèle non-basé sur des mesures
Duarte et al. [86], 2013	USA	Bâtiment commercial	2 années	1 minute	Modèle déterministe	Large campagne de mesures reflétant l'influence de facteurs contextuels	Pas de modèle clairement proposé
Chang et Hong [87], 2014	Taiwan (?)	200 bureaux	6 mois	5 minutes	Fonction de distribution cumulative et de probabilité	Groupeement suivant 5 familles de profils	Modèle applicable à des bureaux non-partagés
Feng et al. [81], 2015	-	12 zones universitaires	-	-	Chaine de Markov à 12 niveaux	Suivi zone par zone des occupants	Modèle non-basé sur des mesures
Mahdavi et Tahmasebi [88], 2015	Autriche	8 zones universitaires	9 mois	15 minutes	Modèle d'apprentissage	Comparaison de modèles	Profil d'occupation unique

Tableau 5.3 – Synthèse des modèles les plus pertinents de présence et d'activités dans les bureaux

Variables\Auteurs	[79]	[55]	[82]	[83]	[84]	[80]	[85]	[86]	[87]	[81]	[88]
Environnementales											
Mois/Saison								X			
Météo	/							/	/		
Contextuelles											
Heure de la journée	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Type d'activité				X	X	X	X		X	X	
Jour de la semaine		X		X	X	X		X			
Activités intermédiaires				X		/	X				
Bâtiment											
Type de zones			X		X		X	X		X	
A expliquer											
Statut d'occupation	X								X		
Nombre d'occupant par zone		X			X			X			X
Location des occupants			X	X		X	X			X	

Tableau 5.4 – Synthèse des données d'entrée et de sortie des modèles de présence et activités dans les bureaux

Conclusions/Discussion/Choix du modèle :

—

- Certains modèles permettent de prendre en compte les déplacements entre plusieurs zones du bâtiment. Toujours constitués de chaînes de Markov le modèle gagne en réalisme mais s'en trouve alourdi. De plus, il est alors nécessaire de donner en entrée du modèle la probabilité de présence de chaque occupant, dans chaque zone et à chaque pas de temps

5.4.2 Modèle de Page

— Le modèle initial ayant été développé dans un contexte universitaire, il n'est à priori pas nécessairement valide pour des bâtiment de bureaux abritant d'autres activités, les horaires de travail dépendant des catégorie socio-professionnelles. Une solution consiste à répliquer le travail de Page et al. [55] pour plusieurs typologies de bâtiments afin de calibrer le modèle de base. Un ajustement contextuel plus fin serait ensuite possible afin de considérer davantage de facteurs influents. Dans la suite, nous utiliserons uniquement le modèle de Page comme base ajustable, car ce modèle est le plus robuste de notre base bibliographique et en développer davantage reste un travail coûteux et chronophage. Néanmoins, afin de rendre ce modèle applicable à une gamme de bâtiments et un type d'occupants plus large, nous proposons d'y ajouter des facteurs contextuels rendant l'ensemble plus flexible et plus approprié. —

Comme nous venons de le voir, les chaînes de Markov permettent de reproduire des transitions d'états et donc de rendre la dynamique de simulation plus cohérente avec les présences et absences des occupants. La section 5.2.1 a présenté le fonctionnement de base des chaînes de Markov. Page et al. [55] ont proposé un modèle de transition d'état pour les bâtiments de type bureau utilisant des chaînes de Markov. Sur la base de mesures de présence dans 5 bureaux de l'Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne pendant 4 ans, Page et al. ont proposé des probabilités de présence heure par heure pour une semaine type, soit 168 (24*7) probabilités.

Les probabilités de transitions $T_{ij}(t)$ sont calculés à partir des probabilités de présence et l'équa-

tion suivante en est déduite :

$$T_{11}(t) = \frac{P(t) - 1}{P(t)} T_{01}(t) + \frac{P(t+1)}{P(t)} \quad (5.7)$$

Néanmoins, une information est manquante pour déterminer les valeurs T_{01} et T_{11} à chaque pas de temps. Les auteurs ont alors défini un paramètre de mobilité :

$$\mu(t) = \frac{T_{01}(t) + T_{10}(t)}{T_{00}(t) + T_{11}(t)} \quad (5.8)$$

Pour simplifier les entrées du modèle et le calibrer, les auteurs ont fixé ce paramètre de mobilité (μ) à 0.11. Cette valeur correspond à la valeur moyenne observée du paramètre de mobilité. Nous pouvons noter que plus μ est grand plus la transition d'état est fréquente. À partir des équations (5.7) et (5.8) on peut alors déterminer les quatre probabilités de transition pour chaque pas de temps :

$$\begin{aligned} - T_{01}(t) &= \frac{\mu - 1}{\mu + 1} P(t) + P(t+1) \\ - T_{00}(t) &= 1 - T_{01}(t) \\ - T_{11}(t) &= \frac{P(t) - 1}{P(t)} \left[\frac{\mu - 1}{\mu + 1} P(t) + P(t+1) \right] + \frac{P(t+1)}{P(t)} \\ - T_{10}(t) &= 1 - T_{11}(t) \end{aligned}$$

Il est à noter que pour certaines conditions, lorsque les probabilités de présence entre deux pas de temps $P(t)$ et $P(t+1)$ sont très différentes, la probabilité de transition T_{ij} puisse ne pas être comprise entre 0 et 1. Dans ce cas, le paramètre de mobilité est modifié de tel façon à ce qu'il permettent à la probabilité de transition de prendre une valeur cohérente.

Lors du pré-processus de la simulation, la présence est calculés à partir des équations ci-dessus, afin d'être utilisée lors de la simulation. Pour ce faire, à chaque pas de temps un nombre aléatoire *rand* compris entre 0 et 1 est généré par une loi uniforme, puis comparé à la probabilité de transition $T_{01}(t)$ si l'occupant est absent et à $T_{11}(t)$ si l'occupant est présent. Si $rand < T_{01}(t)$ alors l'occupant rentre dans la pièce, sinon non, et si $rand < 1 - T_{11}(t)$ alors l'occupant sort dans la pièce, sinon il y reste.

Le Tableau 5.5 présente les probabilités de présence P , pour les lundis et pour les samedis, issues des mesures sur les 5 bureaux du modèle de Page et al. [55]. Les probabilités de présence du lundi sont représentatives de celles des jours de travail (lundi à vendredi), alors que les probabilités du samedi sont semblables à celles du dimanche. Les sorties du modèle de base sont présentés dans la section 5.4.4 avec les variantes.

Heure	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
P_{Lundi}	0.021	0.021	0.021	0.021	0.021	0.021	0.021	0.025	0.250	0.422
P_{Samedi}	0.028	0.030	0.029	0.029	0.030	0.029	0.029	0.030	0.030	0.030
Heure	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
P_{Lundi}	0.309	0.377	0.187	0.375	0.426	0.396	0.375	0.432	0.084	0.070
P_{Samedi}	0.035	0.037	0.030	0.032	0.041	0.045	0.042	0.034	0.035	0.032
Heure	21	22	23	24						
P_{Lundi}	0.047	0.039	0.038	0.038						
P_{Samedi}	0.027	0.024	0.021	0.021						

Tableau 5.5 – Probabilités de présence dans les bureaux pour les lundis et les samedis

5.4.3 Ajustement du modèle de Page et al.

Une fois le modèle brut de Page et al. [55] repris dans la plateforme MASS, nous comparons nos résultats issus d’une simulation d’un an, d’un occupant et au pas de temps de 5 minutes avec ceux des auteurs pour vérifier la bonne programmation. Plusieurs observations nous amènent à proposer un ajustement du modèle de base. Celles-ci sont de deux types, d’une part les observations communes entre les codes, mais en contradiction avec nos connaissances socioprofessionnelles. Et d’autre part, des différences suffisamment significatives, entre la base et le modèle codé dans MASS, pour être rapportées ici.

La comparaison des profils de probabilités de présence est un premier bon indicateur de la qualité du modèle, la Figure 5.6 permet de constater une bonne reproduction globale, mais une présence semble t-il légèrement plus élevée les nuits dans notre cas. La Figure 5.7 est un chronogramme sur une année de simulation, les zones noires représentent les périodes travaillées et les zones grises les absences. Nous identifions clairement les matins et les après-midis comme périodes principalement travaillées, mais nous pouvons surtout noter des présences régulières courtes les nuits et confirmer notre impression issue du profil de présence.

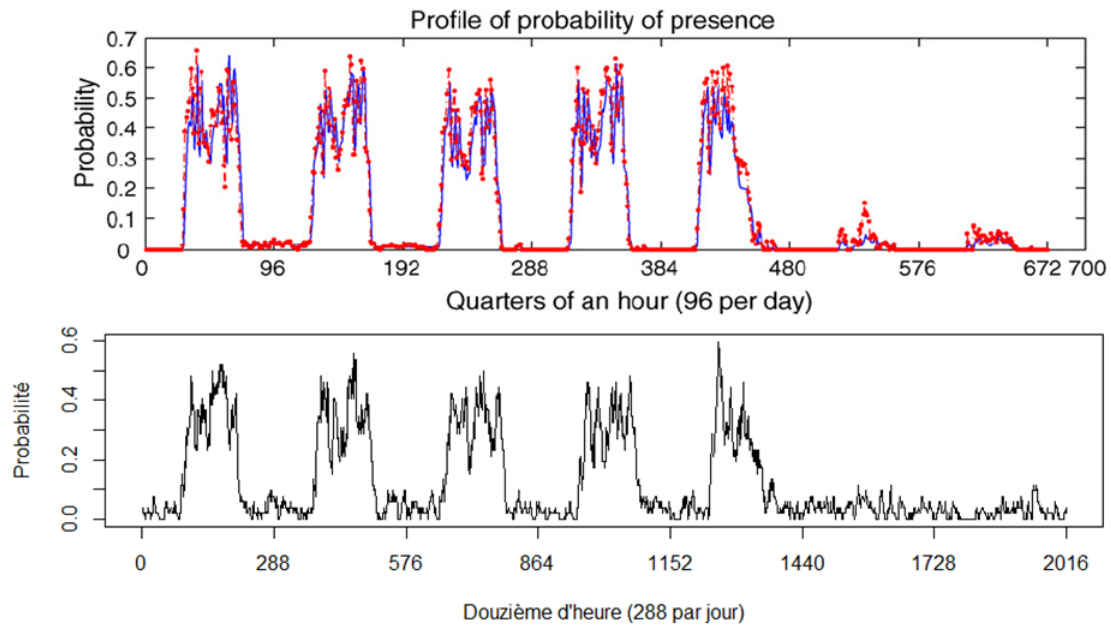


FIGURE 5.6 – Profils de présence mesuré (bleu) et simulé (rouge) issus de l'article de Page et al [55] (en haut) et généré dans la plateforme MASS (en bas)

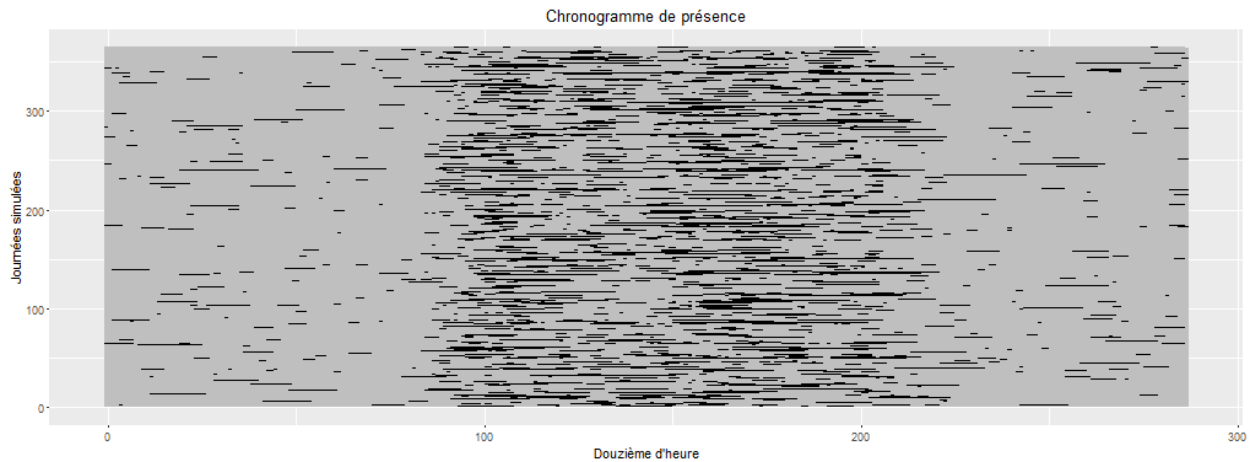


FIGURE 5.7 – Chronogramme de présence d'un agent sur un an selon le modèle initial de Page et al [55]

Le second indicateur exploitable est la durée de présence dans les locaux. Dans l'article de Page et al. [55] une incohérence semble apparaître. En effet, la durée de présence hebdomadaire moyenne est donnée à 24 heures soit 4h48 par jour, alors que la durée de présence quotidienne est quant à elle aux alentours de 9h par jour si l'on se fie aux graphiques. Sur une base de 5 jours de travail nous aboutissons donc à un décalage d'un facteur proche de 2. De notre côté, notre simulation nous amène à une durée moyenne de 3h49 et un écart-type de 1h24 sur les 5 jours travaillés, soit 1h de moins que la durée hebdomadaire du modèle de base.

Trois indicateurs complémentaires sont utilisés pour évaluer le modèle : l'heure de première arrivée, l'heure de dernier départ et le nombre de transitions d'états. Sur la base d'une simulation

d'une année la moyenne d'heure de première arrivée est à 6h51, la médiane à 7h25 et l'écart type de 4h16, contre une médiane à 7h30 dans [55]. Ces résultats se justifient par la haute fréquence de présence de nuit déjà discuté en début de paragraphe. La moyenne d'heure de dernier départ est quant à elle à 17h58, la médiane à 17h50 et l'écart type de 3h56, contre une moyenne de 17h30 dans [55]. Le nombre moyen de transitions quotidien par jour à priori travaillé est de 12.60 et en semaine, week-end compris de 9.97, contre 8 dans [55].

L'étude du modèle de base nous amène à deux remarques. D'une part le modèle produit une présence dans les bureaux trop importante les nuits et d'autre part la présence moyenne est sous-estimée par le modèle. Pour palier à ces remarques nous proposons de borner arbitrairement le modèle entre 5h et 21h, car nous estimons une présence à l'extérieure de ces bornes comme irréaliste pour un travail de bureau. De plus, afin de se caler sur les durées moyennes de travail hebdomadaire recensés par les organisations nationales de l'OECD¹ [90] et de la DARES² [91] qui sont données respectivement à 36h17 (2014) et 36h36 (2013), nous ajoutons un coefficient aux probabilités de présence $P(t)$. La durée moyenne de travail hebdomadaire issue de notre simulation étant de 20h31 nous pourrions proposer un coefficient de $(36h26/20h31 = 36.43/20.52 =)1.78$. Or, les durées issues du modèle correspondent à une présence effective dans les bureaux, contrairement aux durées tirées des études statistiques qui sont des durées travaillées au bureau, mais également en déplacement, en réunion ou en télétravail, nous utiliserons dans la suite un ajustement des coefficients de présence abaissé à 1.7 du lundi au vendredi de 5h à 21h. Les résultats du modèle ajusté sont présentés dans la section 5.4.4 avec les modèles contextualisés.

5.4.4 Facteurs contextuels

Le modèle de Page et al.[55] est calibré sur des mesures de présence de bureaux individuels universitaires en Suisse. Il n'est alors pas nécessairement approprié pour reproduire la présence dans des bureaux de types différents dans des pays de cultures différentes. La solution la plus fiable, mais aussi la plus délicate à mettre en œuvre pour des raisons de moyen consiste à répliquer le travail réalisé par Page et al.[55] dans de nouveaux bâtiments de bureaux accueillant des travailleurs aux activités diverses. Ainsi, en fonction du bâtiment tertiaire à simuler le bon modèle peut être sélectionné, c'est ce qu'on appelle le *fit-for-purpose*. Or, à défaut d'une capitalisation de données suffisante, qui est néanmoins envisageable à terme, nous proposons d'assouplir le modèle initial ajusté en y intégrant des facteurs contextuels.

La culture et la catégorie socio-professionnelle sont deux facteurs pouvant expliquer la variabilité des horaires de travail [3]. En effet, la disparité de temps de travail entre nations est avéré, comme le démontre l'OCDE³[90] avec une synthèse des durées annuelles moyennes de travail par pays membre. En 2014, le Mexique était le pays au nombre d'heures moyens annuel ouvré par travailleur le plus élevé avec 2228h, alors que le nombre d'heure moyen en Allemagne est le minimum avec 1371h, tandis que celui de la France s'élève à 1473h. Chenu [92] dans son rapport sur les horaires de travail identifie

1. L'Organisation de Coopération et de Développement Économique est une organisation internationales d'études économiques - Site internet <http://www.oecd.org/fr/>

2. La Direction de l'Animation de la Recherche, des Etudes et des Statistiques

3. L'Organisation de Coopération et de Développement Économique est une organisation internationales d'études économiques - Site internet <http://www.oecd.org/fr/>

les catégories socio-professionnelles comme facteurs d'influence. Par exemple, en France les salariés de la Fonction publique réalisent en moyenne 39h36 hebdomadaire de travail contre 45h24 pour les salariés des petits établissements. Il indique également que les hommes travaillent en moyennes 4h de plus que les femmes et que les moins de 30 ans travaillent 3h36 hebdomadairement de moins que les plus de 50 ans. En revanche, le niveau d'étude ne ressort pas comme influent sur le temps de travail.

Dans la suite nous proposons d'intégrer au modèle présenté en section 5.4.3 uniquement des facteurs liés à la catégorie professionnelle. Pour des raisons de simplicité du modèle et de manque de documentation nous n'avons donc pas intégré les facteurs liés au pays. En effet, nous n'avons pas trouvé dans notre base bibliographique d'éléments plus précis que le nombre d'heure moyen hebdomadaire par pays, alors qu'une association entre horaires de travail par pays aurait pu nous permettre d'ajuster le modèle avec plus de robustesse. De même, nous avons décidé de ne pas considérer l'âge, le sexe et la taille de l'entreprise afin de ne pas surcharger le modèle.

Le modèle de présence a été développé pour associer aux positions des occupants des apports internes par zones mais surtout pour être utilisé comme données d'entrée aux modèles simulant les comportements des occupants. Chaque modèle a des attentes différentes de la sortie du modèle de présence. Un modèle de gestion de l'éclairage a besoin d'informations fiables sur les arrivées et les départs des occupants alors qu'un modèle d'utilisation d'électricité spécifique a besoin d'informations sur les durées de présences. Dans le but d'évaluer le modèle d'occupation dans les bâtiments de bureaux, nous proposons plusieurs indicateurs statistiques repris du travail de Page et al. [55] : le profil moyen de présence, la durée cumulée de présence, le nombre de transitions d'états et les heures de première arrivée et de dernier départ.

Lesnard [93] dans son rapport sur les horaires de travail commandité par l'INSEE a associé les horaires de travail aux catégories socioprofessionnelles grâce à une analyse factorielle des correspondances. Sur la base de ces travaux, Vorger [6] a sélectionné les professions de type bureau qu'il a associé au type de travail. Le Tableau 5.6 présente le type d'horaire en fonction du type de travail. Cette approche permet à l'utilisateur de la STD de définir un type de profession s'il le connaît, sinon une catégorie est définie aléatoirement sans pondération, puis un type d'horaire y est associé. Le type d'horaire *Adjusted* correspond à un horaire standard commençant à 8h et se terminant aux alentours de 4h. *StandardMediumLate* correspond à une embauche vers 9h et une débauche vers 17h alors que *StandardLate* correspond à un décalage d'une heure en plus. *ExtendedMorning* et *ExtendedEvening* correspondent respectivement à une embauche plus tôt et une débauche plus tard que le type d'horaire standard.

Type de profession	Type d'horaire	Effectif correspondant (%)
Employés administratifs	Adjusted	9
	StandardMediumLate	91
Techniciens	Adjusted	9
	StandardMediumLate	91
Cadres	StandardLate	87
	ExtendedEvening	13
Ingénieurs	StandardLate	100
Professions libérales	StandardLate	70
	ExtendedMorning	10
	ExtendedEvening	20
Travailleurs indépendants	ExtendedMorning	35
	ExtendedEvening	65
Chefs d'entreprises	ExtendedMorning	35
	ExtendedEvening	65

Tableau 5.6 – Type d’horaire de travail en fonction des catégories professionnelles de bureaux, issu de Lesnard[93] et Vorger[6]

Afin d’éviter une limitation dans les horaires de travail qui peuvent être atypiques, nous laissons la possibilité au simulateur de définir lui même les probabilités de présence sur une semaine de manière déterministe. Par exemple, les probabilités de présence d’un travailleur de nuit pourraient alors être intégrées au modèle sans difficultés.

La suite de ce chapitre présente les résultats du modèle de présence issus de 5 simulations d’un agent sur une année complète : le modèle de base de Page (*Base*), le modèle ajusté (*Adjusted*), un modèle suivant des horaires étendus le soir (*ExtendedEvening*), un modèle suivant des horaires classiques mais décalés de 2 heures plus tard (*StandardLate*) et un modèle déterministe (*Determinist*). Ce modèle déterministe suit les probabilités de présence suivantes :

- en semaine : 80 % de 8h à 12h puis de 13h à 17h, 50 % de 12h à 13h et de 0.05 % sinon
- le samedi de 0.05 % toute la journée
- le dimanche fermé toute la journée

Les profils de présence au poste de travail au cours d’une journée hors week-end sont présentés Figure 5.8. Le modèle de base ressort avec une probabilité de présence sur le plateau nettement plus faible que les autres profils. La Figure 5.9 reproduit les profils de présence sur une semaine complète. Les deux journées du week-end apparaissent évidemment avec une présence significativement plus faible mais non nulle. L’étude des chromatogrammes comme celui de la Figure 5.7 montre de nombreuses courtes périodes de présence qui peuvent correspondre à des moments effectivement travaillés mais également des entrées dans les bureaux de personnel d’entretien ou de collègues. Nous pouvons également noté sur les profils hebdomadaires une présence moins importante les vendredis après-midi que les après-midis des autres jours de la semaine (excepté pour le modèle déterministe).

La Figure 5.10 présente la distribution de présence cumulée du lundi au vendredi générée par les 5 modèles que nous présentons. Par construction les modèles *Adjusted* et *StandardLate* ont les mêmes probabilités de présence, et devraient donc être confondus. Or, les résultats présentés ici étant issus d’une seule simulation d’un an nous expliquons le léger décalage entre ces deux simulations par le caractère stochastique des simulations. La différence de présence entre ces deux simulations s’élève à moins de 4%.

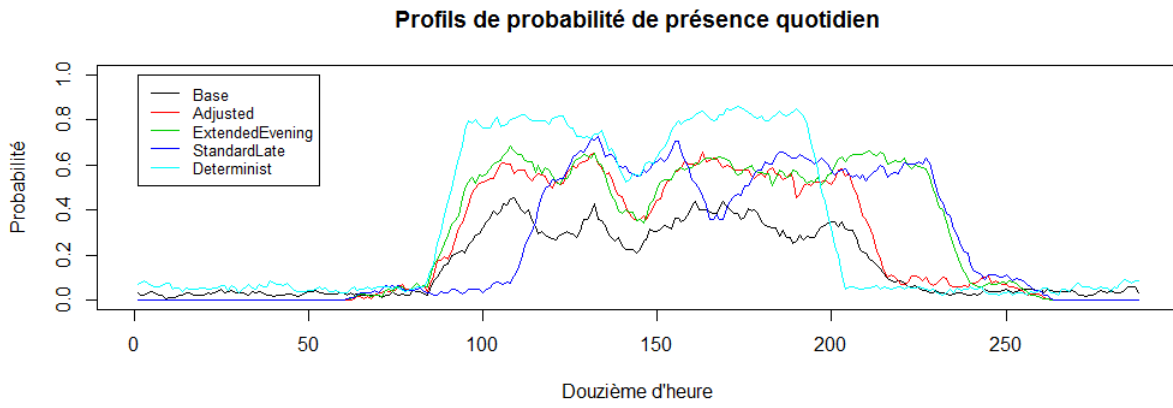


FIGURE 5.8 – Profils de probabilité de présence quotidien moyens pour un agent simulé sur 1 année complète

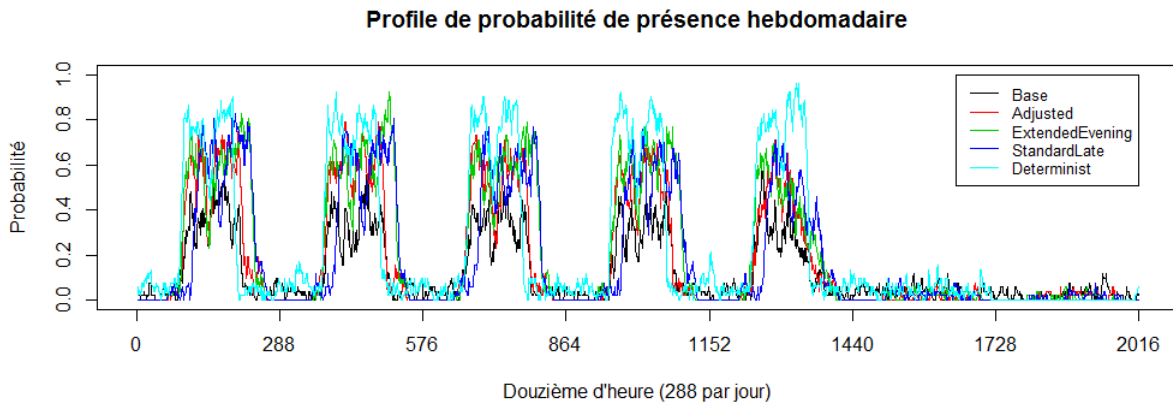


FIGURE 5.9 – Profils de probabilité de présence hebdomadaire moyens pour un agent simulé sur 1 année complète

La Figure 5.11 permet de rendre compte du nombre de transitions d'états au cours d'une journée. Pour la grande majorité des cas le nombre de transitions est impair, il ne l'est pas lorsque l'occupant est présent à minuit. Le paramètre de mobilité μ , ainsi que le nombre de pas de temps étant inchangés entre les simulations les moyennes et écarts-types du nombre de transitions sont très proches. Néanmoins, les jours de week-end étant compris et la probabilité de présence les dimanches nulle pour les modèles ajustés, le nombre de journées sans transitions est inférieur pour le modèle de base.

Les Figures 5.12 et 5.13 représentent respectivement les distributions des heures de première arrivée et les heures de dernier départ. Pour l'ensemble des modèles excepté le *StandardLate*, la majorité des occupants ont effectué leur première arrivée avant 10h, les premières arrivées plus tardives correspondent aux arrivées les week-end. L'heure de dernier départ se situe quant à lui entre 16h et 18h. Le modèle de base et le modèle déterministe n'étant pas bornés entre 5h et 21h, il est très fréquent d'observer des arrivées en pleine nuit et dans une moindre mesure des départs très tardifs.

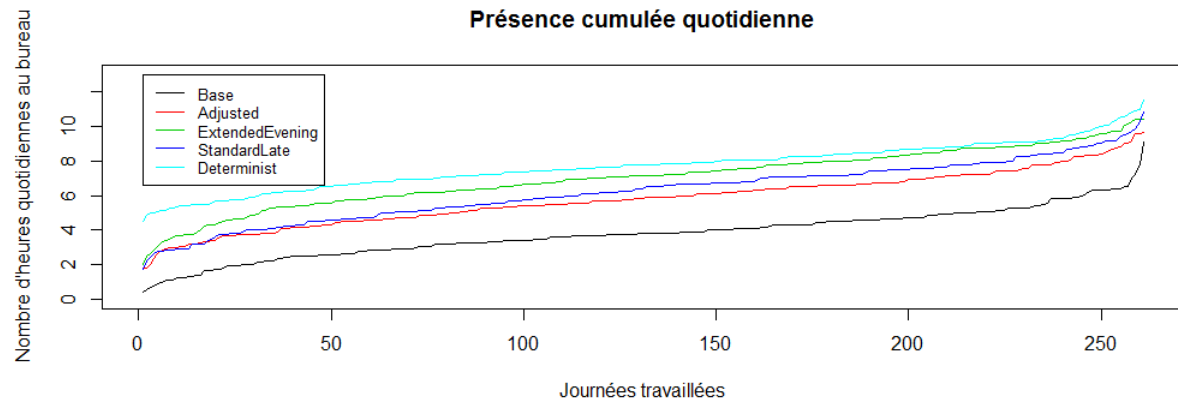


FIGURE 5.10 – Distributions du nombre d'heures quotidiennes de présence pour un agent simulé sur 1 année complète

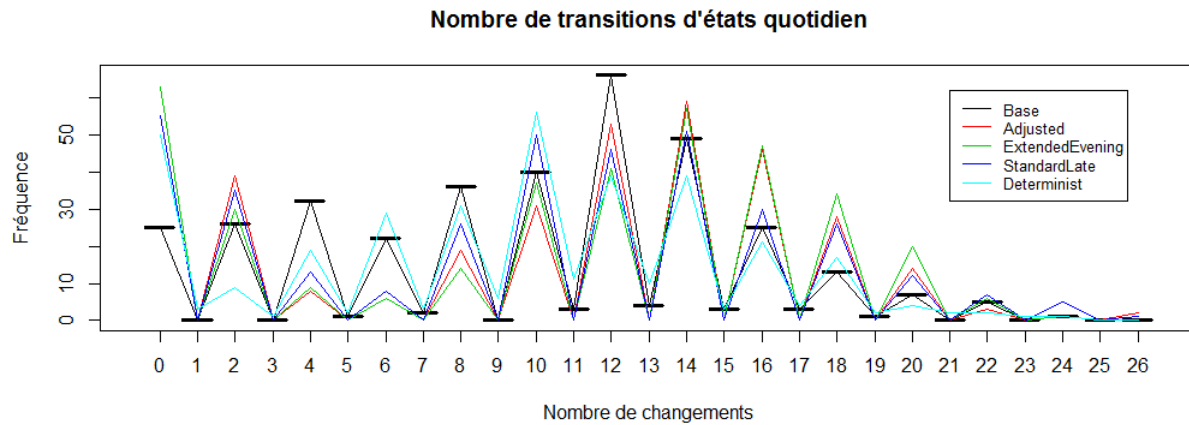


FIGURE 5.11 – Distributions du nombre de transitions quotidien pour un agent simulé sur 1 année complète

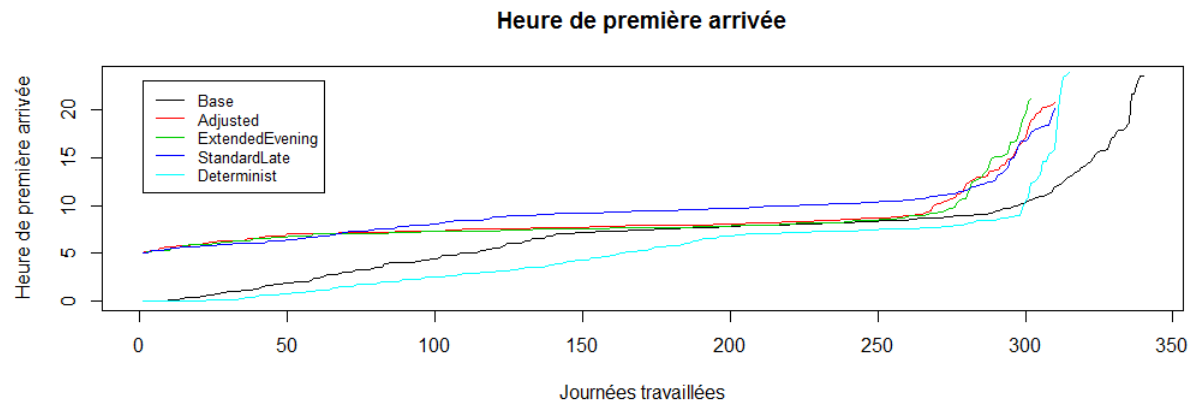


FIGURE 5.12 – Distributions de l'heure de première arrivée dans le bureau pour un agent simulé sur 1 année complète

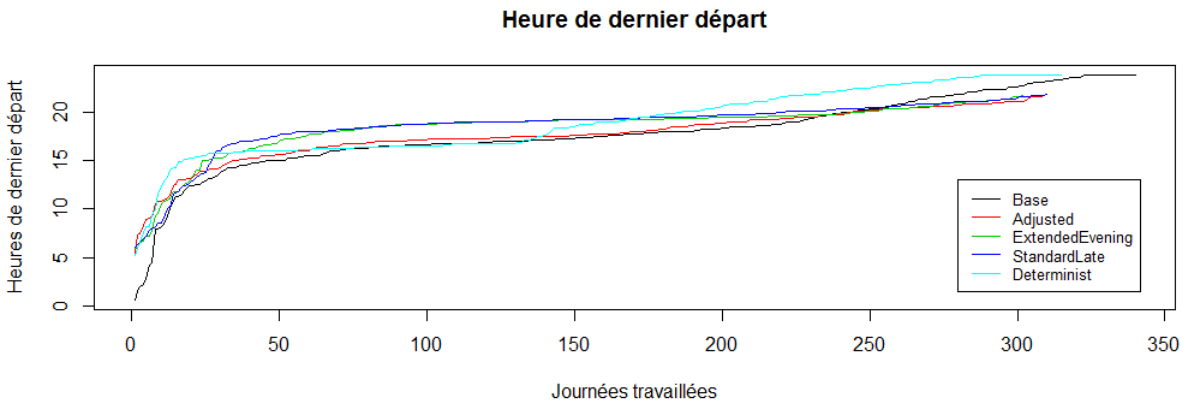


FIGURE 5.13 – Distributions de l'heure de dernier départ dans le bureau pour un agent simulé sur 1 année complète

5.5 Activités dans les logements

Le fonctionnement général du modèle d'activités des logements est forcément très différent de celui des bureaux. Un point commun est qu'il est défini entièrement lors du pre-processus de la simulation. A la différence des bureaux, les activités dans les logements sont variées et ne sont donc pas limitées à la présence. Ces activités impliquent des comportements différents, des apports métaboliques différents dans les différentes zones du logement. La première partie de cette section présente l'état de l'art et plus particulièrement deux modèles qui nous ont interpellé et que nous avons opposé. La seconde partie porte sur la présentation détaillée du modèle de Jaboob [94] répondant à nos exigences avec parcimonie. Le modèle idéal comporte un nombre de paramètres d'entrée limité, il rend compte de la diversité des activités en fonction du type d'habitants et produit des profils d'activités différents pour des individus semblables. Un modèle d'activités stochastique dans les logements convient alors parfaitement à la nature stochastiques des comportements humains.

5.5.1 État de l'art

L'état de l'art a permis de déterminer que l'ensemble des modèles d'activités proposés se base sur des enquêtes emploi du temps. Ces enquêtes se basent sur des échantillons de population larges (de l'ordre de 10000 participants) qui assurent une bonne représentativité des comportements de la vie quotidienne. Chaque répondant d'une enquête est associé à un descriptif socio-démographique et un carnet d'activités renseigné précisément sur une ou plusieurs journées. Le traitement de ces résultats permet de confronter les activités en cours avec les caractéristiques des individus. Ce traitement de données a mené à plusieurs modèles élaborés par Tanimoto et al. [95], Widèn et al. [96] ou encore Aerts et al. [97], sans être exhaustif. Nous proposons dans la suite de détailler deux modèles qui ont particulièrement attirés notre attention, celui de Wilke et al. [98] et celui de Jaboob [94].

Vorger [6] reprend la stratégie de modélisation des activités dans les logements de Wilke et al. [98]. La base de données utilisée est issue de l'étude de 1998-1999⁴ de l'INSEE sur 7949 ménages et 15441 individus français qui ont noté leurs activités sur une journée toutes les 10 minutes. Le

4. L'Enquête Emploi du Temps (EET) n'est plus disponible en ligne et a été remplacée par l'enquête plus récente

modèle proposé issu de cet EET permet dans une première étape de générer pour chaque occupant des périodes de présence et d'absence. Lorsqu'une période de présence débute, une des 20 activités débute également, suivant un modèle de Markov, et une durée lui est attribuée, suivant une loi de Weibull. Si l'activité prend fin avant la période d'absence alors une autre activité débute. En revanche, si une période d'absence commence avant la fin de l'activité alors cette dernière est abrogée. Les modèles de Markov et Weibull sont influencés par l'heure de la journée, par des caractéristiques du ménage et par des caractéristiques individuelles des occupants, rendant les profils d'activités très spécifique à chaque occupant. On peut néanmoins noter que ce modèle hybride présente quelques légers point d'amélioration à apporter. En effet, en raison de la non-continuité de l'enquête emploi du temps à minuit, les activités sont interrompus chaque jour à minuit conduisant à un début de période de sommeil quasi général à minuit et très rarement avant minuit. L'enquête datant de 1999, on peut également se demander si l'évolution des pratiques n'est pas suffisamment significative pour considérer une mise à jour. Aussi, le nombre de vingt activités renseignées nous semble excessif pour un exercice de modélisation de la performance énergétique.

Jaboob [94] a plus récemment proposé un nouveau modèle d'activités basé sur une enquête emploi du temps anglaise datant de 2000-2001. La base de données est issue de questionnaires également renseignés toutes les 10 minutes sur une journée par 6500 ménages et 11700 individus. A partir de ces données, 10 modèles ont été développés et comparés. Il est conclu que le modèle de hybride Markov + Weibull fonctionne le mieux mais que le modèle de Bernoulli seul est recommandé pour sa simplicité et son faible nombre de paramètre d'entrées (240 contre 2880) tout en étant que très légèrement moins performant que le modèle hybride. Sur la base de ces conclusions, Chapman [99] utilise pour la prédiction des activités résidentiels ce modèle parcimonieux de Bernoulli, celui-ci ayant été recommandé. La qualité des modèles a été jugé en se basant sur 5 critères de validation et d'évaluation :

- la sensibilité qui évalue la capacité du modèle à donner un résultat positif lorsqu'une hypothèse est vérifiée
- la spécificité qui évalue la capacité du modèle à donner un résultat négatif lorsque l'hypothèse n'est pas vérifiée.
- la précision qui regroupe la sensibilité et la spécificité
- l'écart moyen à la moyenne, qui évalue l'amplitude de la différences de probabilité entre les simulations et les mesures.
- l'indice de Brier, qui évalue la précision des probabilités du modèle

Or, nous notons qu'aucun de ces paramètres n'évalue le nombre de transitions d'état, qui nous semble pourtant fondamental pour reproduire des emplois du temps probables. Pour cette raison, il nous semble plus approprié d'utiliser un modèle d'activités hybride qui associe à chaque activité commencée une durée. Mahdavi et Tahmasebi [88] proposent un indicateur, sans unité, qu'ils appellent erreur du nombre de transitions et qui est défini par le nombre de transitions prédit moins le nombre de transitions mesurées. Ne possédant pas la base de donnée utilisée par Jaboob pour le développement du modèle, nous proposons dans la suite de simplement calculer le nombre de transitions d'état par jour issu des modèles et de les comparer.

5.5.2 Processus de Bernoulli

A partir de l'EET Anglaise, Jaboob [94] propose un modèle permettant de générer 10 activités. En pré-processus, le modèle calcule pour chaque pas de temps l'activité réalisée pour les occupants. Le Tableau 5.7 les synthétise et associe à chaque activité le lieu où elles se produisent et l'état de l'occupant associé.

La diversité entre agents impacte leurs activités. Les variables explicatives des activités dans les logements sont relatives aux occupants (age, statut civique, genre, retraité/actif, chômeur/actif, niveau éducatif), au ménage (situation familiale, possession d'un ordinateur) et à l'environnement (heure de la journée, jour, saison). Le Tableau 5.8 détaille ces variables et leurs différents niveaux.

Activités	Localisation	État de l'occupant (Clo et Met $[W/m^2]$)
0- Dormir	Chambre	Clo = 2.55 Met = 46
1- Passif	Salon	Clo = 1 Met = 58
2- Audio-visuel	Salon	Clo = 1 Met = 70
3- Bureautique	Bureau ou chambre	Clo = 1 Met = 116
4- Cuisine	Cuisine	Clo = 1 Met = 116
5- Nettoyage	Cuisine	Clo = 1 Met = 116
6- Toilette corporelle	Salle de bain	Clo = 0 Met = 116
7- Vaisselle et machine à laver	Cuisine	Clo = 1 Met = 93
8- Bricolage	Salon	Clo = 1 Met = 93
9- Absent	Extérieur	.

Tableau 5.7 – Nature des activités et états associés

Variables	Niveaux - Codes
Age	Plus de 59 ans - <i>age1</i> Entre 36 et 59 ans - <i>age2</i> Moins de 36 ans - <i>age3</i>
Statut civique	En couple (marié, concubinage, partenaire civique) - <i>civstat1</i> Célibataire - <i>civstat2</i>
Genre	Homme - <i>sex1</i> Femme - <i>sex2</i>
Retraité	Actif - <i>retired0</i> Retraité - <i>retired1</i>
Chômeur	Actif - <i>unemp0</i> Chômeur - <i>unemp1</i>
Éducation	Lycée ou moins - <i>edtry1</i> Premier cycle - <i>edtry2</i> Second cycle et plus - <i>edtry3</i>
Situation familiale	Adulte(s) sans enfants - <i>famstat0</i> Adulte(s) avec bébé (moins de 5 ans) - <i>famstat1</i> Adulte(s) avec enfants (entre 5 et 18 ans) - <i>famstat2</i> Adulte de plus de 40 ans sans enfants - <i>famstat3</i> Enfant avec parents ou garde - <i>famstat4</i> Enfant sans parents ou garde - <i>famstat5</i>
Possession d'ordinateur	Non - <i>computer0</i> Oui - <i>computer1</i>
Heure	1 - 24
Jour	Lundi : Dimanche - <i>day1</i> : <i>day7</i>
Saison	Printemps - <i>season1</i> Été - <i>season2</i> Automne - <i>season3</i> Hiver - <i>season4</i>

Tableau 5.8 – Variables sélectionnées pour expliquer les activités des occupants

L'équation ci-dessous, issue de la régression logistique multinomial de l'EET, permet de calculer la probabilité, $P_j(x, t)$ de commencer une nouvelle activité.

$$P_j(x, t) = \frac{\exp(A_j(x))}{\sum_{j=1}^N \exp(A_j(x))}, j = 1, \dots, N \text{ et } A_j(x) = \alpha_j + \sum_{k=1}^n \beta_{jk} x_{jk} \quad (5.9)$$

N correspond au nombre d'activités total, soit 10, n correspond au nombre de prédicteurs, soit 10 (nombre de variables dans le Tableau 5.8 excepté l'heure), α et β sont respectivement l'interception et la pente. Les probabilités de commencer une activité dépendent ainsi des caractéristiques des occupants mais également du temps, en émane donc pour chaque occupant une matrice à 4 dimensions [10][24][7][4] (activités, heures, jour de la semaine et saison, respectivement).

5.5.3 Modèle hybride

Le modèle hybride couple au modèle de Bernoulli un modèle de Weibull. Ainsi, lorsqu'une activité débute, une durée correspondante y est associée. Wilke propose dans son modèle d'activités des coefficients de durée désagregés. Bien sûr, les fonctions de Weibull diffèrent temporellement, la durée

de l'activité de sommeil est plus longue si elle commence en début de nuit qu'en début d'après-midi, mais elle diffère également selon les caractéristiques des occupants, la durée d'un repas pour un retraité est plus longue que pour un actif. Pour considérer ces caractéristiques liées aux occupants les données sont structurées en arbres binaires. Pour chaque activité et chaque heure de la journée un arbre binaire est proposé, les nœuds de celui-ci étant formé par les attributs des occupants.

Au contraire, Jaboob [94] fourni dans sa thèse les coefficients de forme et d'échelle de manière agrégés pour chaque heure et activité de la simulation, mais pas en fonction des caractéristiques des occupants. L'auteur justifie ce choix par un modèle davantage parcimonieux et une plus-value discutable de la désagrégation, les distinctions étant très peu intuitives et les caractéristiques des individus multi-colinéaires. Pour ces raisons, nous décidons d'utiliser les coefficients agrégés de Jaboob.

La durée de l'équation est alors définie par l'équation ci-dessous, U étant un nombre aléatoire tiré entre 0 et 1.

$$t_j = \frac{(-\log(U))^{\frac{1}{k}}}{\lambda} \quad (5.10)$$

Les paramètres de forme k et d'échelle λ , déterminés par la méthode du maximum de vraisemblance, maximisent la probabilité de reproduire, par une loi de Weibull, la distribution observée de l'enquête emploi du temps.

Il est à noter que les coefficients de la loi de Weibull ne sont pas connus pour l'activité informatique (*IT*) lorsqu'elle a lieu de 2 à 4 heures du matin dans la base de données de Jaboob. Cela est la conséquence d'un événement peu ou pas présent à ces heures dans la base de données. Pour s'affranchir de cette méconnaissance problématique pour le modèle, nous proposons une simple interpolation linéaire basée sur les intervalles de temps précédent et suivant :

$$f(x) = \frac{x_b - x}{x_b - x_a} y_a + \frac{x - x_a}{x_b - x_a} y_b \quad (5.11)$$

Sachant que $\lambda(2) = 61.806$ et que $\lambda(5) = 40.125$ on a alors $\lambda(3) = 54.579$ et $\lambda(4) = 47.352$. Et sachant que $k(2) = 1.143$ et que $k(5) = 0.813$ on a alors $k(3) = 1.033$ et $k(4) = 0.923$. L'ensemble des coefficients se trouve en Annexe de la thèse de Jaboob [94].

5.5.4 Présentation des résultats

Afin de tester et visualiser les sorties des modèles d'activités dans les logements, nous avons généré un ensemble de graphiques, Figure 5.14, qui présente les profils d'activités journaliers de 2 occupants différents, le premier est un jeune homme de 20 ans, avec ordinateur, actif et célibataire alors que le second est un retraité marié de 60 ans, sans ordinateur, sous les deux types de modèles, Bernoulli et hybride. Les profils générés par les deux familles de modèle sont globalement en accord avec le sens commun, nous pouvons néanmoins émettre un certain nombre de critiques. Pour la comparaison d'archétype, on retrouve sans surprise une proportion de temps à l'extérieur très supérieur chez l'occupant actif que chez le retraité, une durée devant la télévision supérieure pour le retraité ou encore une période de sieste plus significative chez les retraités. Étonnamment, plusieurs activités sont réparties uniformément sur la période d'éveil, comme l'activité cuisine dont on attendait des pics aux heures de repas. Également étonnamment, on note une importante proportion de l'activité

informatique à 9 et 14 heure chez l'occupant retraité. Pour la comparaison des deux modèles on a tendance à penser que le modèle hybride reproduit mieux le sommeil que le modèle de Bernoulli qui génère assez peu d'heures de sommeil et un nombre d'autres activités semble t-il élevé. L'activité douche-toilette se retrouve dans le modèle hybride quant à elle réduite mais les deux pics du matin et du soir restent visibles.

La Figure 5.15 permet d'évaluer le nombre de transitions entre deux activités. Sans surprise, nous ne notons pas de différences significatives entre le nombre de transitions entre deux catégories d'occupants, au contraire du type de modèle. Sur 150 jours de simulations, le modèle de Bernoulli a généré en moyenne 185 activités quotidiennes contre 56 pour le modèle hybride, pour un pas de temps de 5 minutes. Cet indicateur est difficile à interpréter rigoureusement car nous n'avons pas identifié de valeur étalonnée dans la littérature. En effet, l'enquête emploi du temps est à pas de temps fixe, plusieurs activités peuvent alors avoir lieu sur un même pas de temps sans être prise en compte dans l'enquête. Le nombre d'activités recensés dans l'enquête est également de grande influence sur le nombre de changement d'états. Enfin, le pas de temps de simulation, impacte considérablement ce nombre de transitions. Une simulation au pas de temps de 10 minutes a mené à 14 transitions, contre les 56 au pas de 5 minutes. Cet indicateur de nombre de transitions n'est en revanche pas sans intérêt, d'une part car il peut être utilisé pour comparer des modèles, ici le modèle de Bernoulli seul au modèle hybride Bernoulli (pour déterminer le début des activités) + Weibull (pour déterminer les durées des activités) et d'autre part pour mieux appréhender la dynamique des occupants dans ce modèle de prédiction des activités.

Comme nous l'avons indiqué en introduction, nous ne proposons pas pour le modèle d'activités dans les logements résidentiels d'adaptation contextuelle supplémentaire, car le modèle initial comporte de base 11 variables. Nous estimons donc que le développement de ce modèle a suffisamment bien intégré la diversité d'activité des occupants sans devoir à l'accentuer.

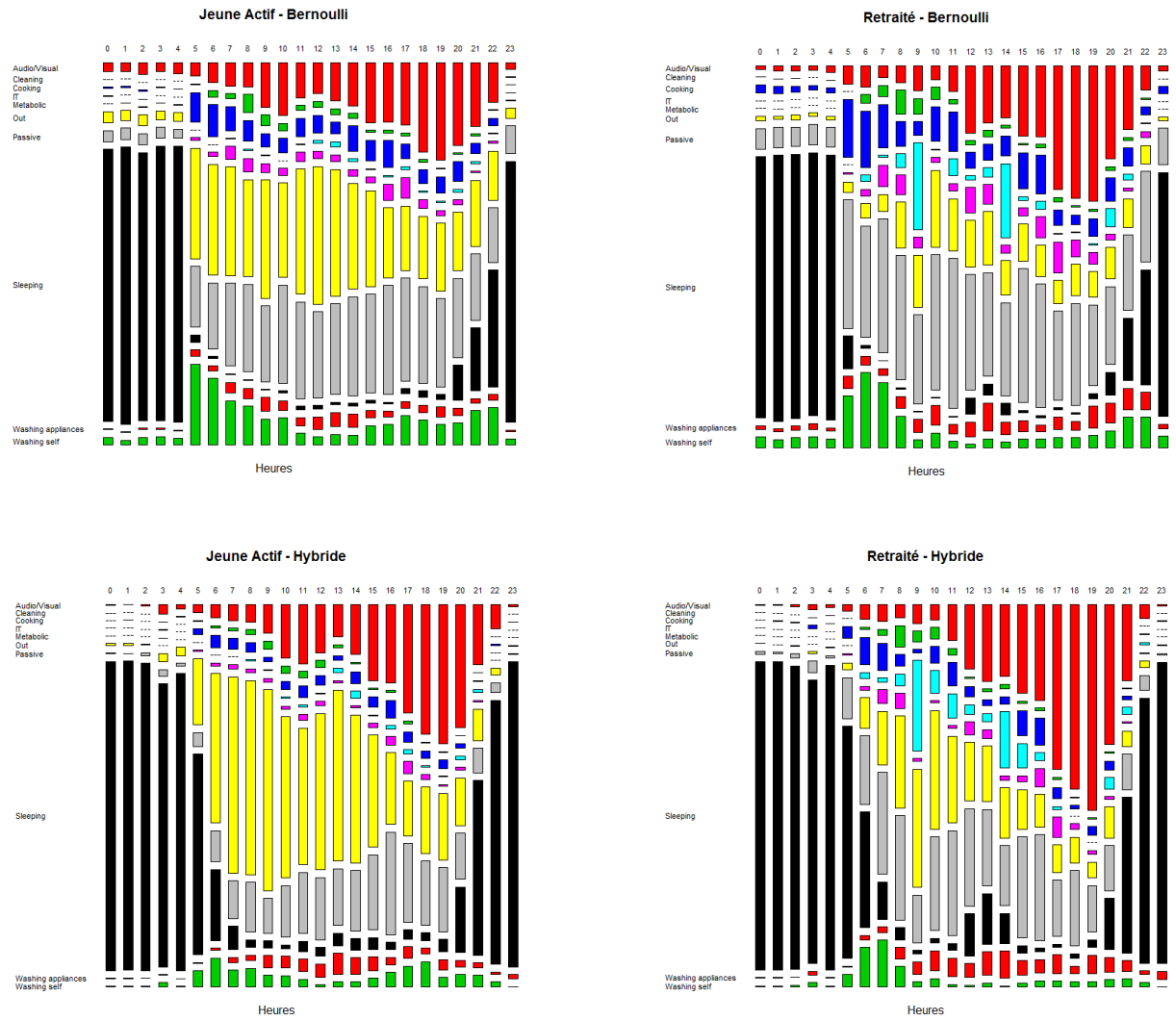


FIGURE 5.14 – Chronogramme moyen des activités sur une journée calculé sur 150 jours, pour un jeune actif (à gauche) et pour un retraité (à droite), selon le modèle de Bernoulli (en haut) et le modèle hybride Bernoulli + Weibull(en bas), toutes choses égales par ailleurs

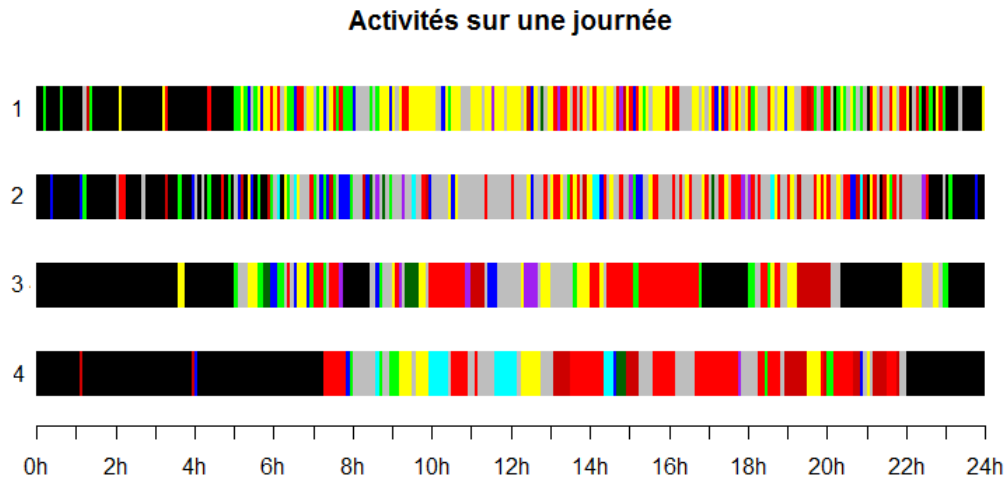


FIGURE 5.15 – Exemple de scénarios d’activités pour une journée d’hiver pour ; 1- l’actif avec le modèle de Bernoulli, 2- le retraité avec le modèle de Bernoulli, 3- l’actif avec le modèle hybride, 4- le retraité avec le modèle hybride. Le code couleur est le même que pour la Figure 5.14

5.6 Gains et confort thermique

La connaissance de la présence des occupants dans les différentes zones des bâtiments est comme nous l'avons déjà évoqué un pré-requis aux modèles adaptatifs (actions sur les fenêtres, les occultations et l'éclairage) et aux modèles d'usage d'électricité spécifique et de consommations d'ECS. Cette section présente comment cette présence est de surcroît exploitable pour associer des gains métaboliques à chaque zone et attribuer à chaque occupant un niveau de confort thermique évalué par les indices PMV (*Predicted Mean Vote*) et PPD (*Predicted Percentage Dissatisfied*). La norme ISO 7730 [100] issu du travail initial de Fanger [101] est utilisé pour définir les gains métaboliques et les indicateurs de confort thermique. Nous proposons ainsi une présentation de l'algorithme implémenté dans la plateforme MASS.

Nous pouvons d'ores et déjà indiqué que comme EnergyPlus ne prend qu'un unique taux métabolique par zone, le FMU ne renverra pas des gains pour chaque occupant mais une somme pour l'ensemble des occupants présents par zone.

Les modèles d'activités (Section 5.5) et de présence (Section 5.4) ont permit d'attribuer des scénarios stochastiques de présence dans les bâtiments pour l'ensemble des occupants. Le Tableau 5.7 (Page 81) présentait les associations entre activités et pièces ainsi que le niveau d'isolation vestimentaire Clo et le taux métabolique Met .

Comme nous l'avions présenté lors de la présentation de la plateforme du comportement des occupants ; MASS (Chapitre 4), l'intérêt de la co-simulation est de pouvoir faire échanger des variables entre EnergyPlus et la plateforme de modélisation des comportements des occupants. D'après la norme ISO-7730 [100] nous avons besoin de variables environnementales pour le calcul des gains internes. Ces gains internes pour l'environnement sont égaux à la somme (Eq. 5.12) de la perte d'énergie latente (par diffusion au travers de la peau (Eq. 5.13), par sudation (Eq. 5.14) et par respiration (Eq. 5.15)) et sensible (par chaleur sèche de respiration (Eq. 5.16), par rayonnement (Eq. 5.17), par convection (Eq. 5.18)) :

$$GM = GM1 + GM2 + GM3 + GM4 + GM5 + GM6 \quad (5.12)$$

$$GM1 = 3.05 * 0.001 * (5733 - 6.99 * (Met - TE) - PPVE) \quad (5.13)$$

$$GM2 = 0.42 * (Met - TE - 58.15) \quad (5.14)$$

$$\text{Si } GM2 < 0 \text{ alors } GM2 = 0$$

$$GM3 = 1.7 * 0.00001 * Met * (5867 - PPVE) \quad (5.15)$$

$$GM4 = 0.0014 * Met * (34 - T_a) \quad (5.16)$$

$$GM5 = 3.96 * S_{clo} * (Xn^4 - (\frac{T_{rad}}{100})^4) \quad (5.17)$$

$$GM6 = S_{clo} * h_c * (T_{cl} - T_a) \quad (5.18)$$

Où GM correspond aux gains métaboliques $[W]$, Met correspond au taux métabolique $[W/m^2]$, TE correspond au Travail Extérieur $[W/m^2]$, $PPVE$ correspond à la pression partielle de vapeur d'eau $[Pa]$, T_a correspond à la température ambiante $[^\circ C]$, S_{clo} correspond à la surface vestimentaire $[m^2]$, Xn correspond à un coefficient issu d'un résultat intermédiaire, T_{rad} correspond à température radiante moyenne $[^\circ C]$ et T_{cl} correspond à température moyenne des vêtements $[^\circ C]$.

Nous pouvons noter que le travail extérieur est fixé à 0 car l'activité musculaire peut être considérée comme négligeable en résidentiel et bureau. La pression partielle de vapeur d'eau est quant à elle calculée à partir de la température radiante et de l'humidité relative. Aussi, la différence $(Met - TE)$ correspond à la production interne de chaleur dans le corps humain. Pour encore plus d'informations, le détail des calculs intermédiaires se trouve dans la norme ISO-7730 [100] qui propose également une aide sur le codage informatique de l'algorithme.

En complément du calcul de gains métaboliques la norme ISO-7730 détaille le calcul des indices PMV et PPD.

Pour définir le PMV (Eq. 5.19), le coefficient de transmission de sensation thermique (TS) doit préalablement être calculé (Eq. 5.20). Ce dernier nécessite de connaître le taux métabolique (Met) lié à l'activité (Tableau 5.7).

$$PMV = TS * ((Met - TE) - GM1 - GM2 - GM3 - GM4 - GM5 - GM6) \quad (5.19)$$

$$TS = 0.303 * e^{-0.036 * Met} + 0.028 \quad (5.20)$$

Pour définir le PPD, seule la connaissance du PMV est nécessaire (Eq. 5.21) :

$$PPD = 100 - 95 * e^{-0.03353 * PMV^4 - 0.2179 * PMV^2} \quad (5.21)$$

La Figure 5.16 montre la relation entre le PMV et le PPD également appelé modèle PMV/PPD. Afin de rendre compte de la dispersion des indices de Fanger le signal a été gigué⁵ en 2D. En se basant sur la signification des 7 indices du PMV de Fanger présentés dans Tableau 5.9, la répartition du confort thermique pour un agent au cours d'une année de simulation dans la maison (non optimisée donc pas nécessairement confortable) semble relativement bien répartie, avec tout de même moins de sensation fraîche ($PMV = -2$).

	Sensation thermal						
Description	Froid	Frais	Un peu frais	Neutre	Un peu chaud	Chaud	Très chaud
PMV	-3	-2	-1	0	+1	+2	+3

Tableau 5.9 – PPD en fonction de PMV

5. La gigue (*jitter* en anglais) est une fluctuation du signal afin d'y entraîner des erreurs en sortie

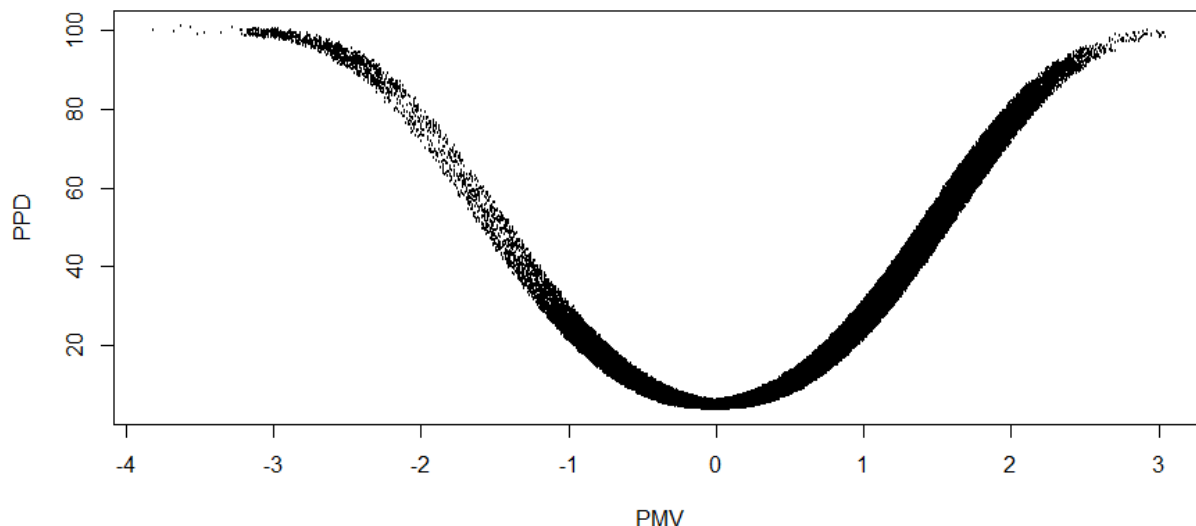


FIGURE 5.16 – Relation entre les indices PMV et PPD

La connaissance de la sensation thermique des occupants n'est pas une information directement nécessaire pour l'outil de simulation thermique. Néanmoins cette information est, au même titre que la connaissance des activités, nécessaire à la modélisation des activités adaptatives, tel que la gestion du chauffage.

5.7 Gestion des ouvrants

5.7.1 État de l'art

Le contrôle de l'ouverture et fermeture des fenêtres est un paramètre fondamental du confort adaptatif et de la consommation énergétique des bâtiments. Une prise en compte affinée de cette gestion est alors nécessaire à un exercice de prédiction. Pour cela, nous avons pu recenser dans la littérature un nombre de propositions de modèles très élevé, que nous présentons dans ce présent chapitre. Le Tableau 5.10 synthétise le contexte de la campagne de mesure, le type de modèle ainsi que les atouts et faiblesses du modèle proposé. Pour sa part, le Tableau 5.11 met en avant les variables d'entrée et de sortie des différents modèles. Nous proposons également une présentation succincte du fonctionnement des modèles dans les paragraphes ci-dessous.

Bien que la corrélation entre les actions sur les fenêtres et les températures internes et externes ait été établie depuis les premières fenêtres, le premier modèle mathématique de prédiction a été proposé en 1984 par Warren et Parkins [102]. Dans ce modèle la proportion de fenêtres ouvertes dépend de la météo (2 niveaux : ensoleillé ou nuageux), de la taille des ouvrants (2 niveaux : grands ou petit) et de la température extérieure (régression linéaire). Warren et Pakins assurent que les actions sur les petites fenêtres sont motivées par la qualité de l'air et que les actions sur les baies sont davantage liées au confort thermique.

Fritsch et al. [103] proposent un modèle pour prédire l'angle d'ouverture des fenêtres en hiver. Lors des heures de travail un processus de Markov définit les probabilités de transition (chaque 30 minutes) entre 6 angles d'ouvertures possibles sur 4 plages de température.

Nicol [104] est le premier à corrélér la température extérieure avec la proportion de fenêtres ouvertes par une régression logistique. Il réalise ce travail sur des bureaux localisés en Europe, en Angleterre et au Pakistan. Il note que les pakistanais ont tendance à moins ouvrir les fenêtres que les 2 autres groupes, qu'il explique par un contexte différent (bureaux climatisés, air sec, contrôle sur les fenêtres limité, ...).

Yun et Steemers [105] proposent un modèle qui considère la présence (arrivées et départs) des occupants pour estimer la probabilité d'action sur les ouvrants. L'ensemble des modèles revus utilise la température extérieure comme variable explicative principale, plutôt que la température extérieure, car c'est une variable dépendante du site uniquement et pas du bâtiment modélisé. Une autre difficulté à l'utilisation de la température interne est sa relative invariance en période de chauffe, ce qui mène à une corrélation non significative avec la position des fenêtres en hiver. Néanmoins, Yun et Steemers se sont restreint à la période estivale et suggèrent clairement que l'action sur les fenêtres est principalement expliquée par la température interne. De plus, il est observé dans cette étude que pour des raisons de sécurité l'ensemble des fenêtres étaient fermées la nuit, exceptées celles qui avaient été conçues de sorte à ce que la ventilation naturelle soit exploitée.

Rijal et al. [106] proposent un modèle plus raffiné qui considère la température opérative et externe. Ils utilisent une régression logistique multiple pour définir la probabilité d'ouverture d'une fenêtre. Une bande morte de $\pm 2K$ pour la température intérieure et de $\pm 5K$ pour la température extérieure est définie pour différencier les probabilités d'ouverture de celles de fermetures et donc éviter une répétition d'actions. En ayant pré-calculé les températures externes, opérative et de confort, la probabilité d'action est calculée par $\text{logit}(p) = 0.171\theta_{op} + 0.166\theta_{out} - 6.4$, si $|\theta_{op} - \theta_{confort}| > 2K$. L'ensemble de ce modèle est plus connu sous le nom d'algorithme d'Humphreys et est disponible dans la version standard du logiciel ESP-r.

Comme Yun et Steemers [105], Herkel et al. [107] considèrent les déplacements des occupants entre zones comme une variable explicative de la gestion des ouvrants. En revanche, ce modèle utilise des chaînes de Markov pour définir les déplacements, puis des probabilités de transitions déterminées par régressions logistiques fonction de la température extérieure pour déterminer l'action sur la fenêtre.

Les probabilités d'actions dans le "meilleur" modèle d'Haldi et Robinson [56] dépendent des mouvements des occupants entre zones, mais également de variables environnementales et contextuelles. Ces dernières sont composées de 2 booléens indiquant s'il pleut et si la zone se trouve au rez-de-chaussé. Les auteurs de ce modèle sont à notre connaissance les premiers à avoir proposé en addition des probabilités de transition d'état, des durées d'ouvertures dépendantes uniquement de la température extérieure.

Schweiker et al. [108] sont à notre connaissance les premiers à avoir proposé un modèle robuste de gestion des ouvrants dans le secteur résidentiel pour les chambres et pièces à vivre. Ils ont testé la performance du modèle d'Haldi et Robinson [56] sur des appartements en Suisse et une résidence étudiante au Japon et ont conclu que les prédictions pour les logements Suisse étaient acceptables

contrairement aux mesures sur la résidence asiatique. Les raisons avancées au non-fonctionnement sont le climat chaud et humide, l'utilisation d'air conditionné et la forte absence des étudiants en journée. Il est à noter que les mouvements entre zones ne sont pas considérés, à cause de l'impossibilité de définir des transitions d'occupation précises.

Zhang et Barret [109] ont testé la sensibilité des facteurs d'influences sur la gestion des ouvrants par les occupants. Bien que les résultats de recherche listent les facteurs d'influences, les auteurs ne présentent pas de modèle pouvant être intégré à un outil de simulation thermique.

Andersen et al. [110] ont proposé un modèle de gestion des ouvertures dans les chambres et pièce à vivre de logements. Les auteurs ont différencié les logements habités par des propriétaires et des locataires ainsi que les logements ventilés mécaniquement et naturellement, formant 4 groupes. Pour chacun de ces groupes la période de la journée, la saison et d'autres facteurs environnemental sont intégrés à des modèles logistiques selon leurs influences.

Fabi et al. [111] ont étudié les facteurs d'influence des actions sur les ouvrants de différents bureaux et indiquent qu'il est difficile de trouver un consensus sur les paramètres les plus influents. Même la température extérieure n'apparaît pas influente sur l'ensemble des bureaux avec seulement 1 bureau sur 7 pour les ouvertures et 5 sur 7 pour les fermetures. Le paramétrage pour une intégration dans un outil de simulation n'est pas fournit.

D'Oca et al. [112] reprennent la suite des travaux d'Andersen et al. [110] sur de la modélisation en résidentiel et proposent un modèle d'ajustement de température de consigne en plus de la gestion des ouvrants. Les auteurs suggèrent d'intégrer de la diversité entre les occupants modélisés, sans pour autant donner plus de détails.

Auteurs	Location	Bâtiment	Durée campagne	Intervalle de mesure	Modèle	Points forts	Points faibles
Warren et Parkins [102], 1984	Royaume-Uni	5 bureaux	3 mois	2 fois/jour	Régression linéaires	Distinction des ouvrants par leurs tailles	Modèle statique
Fritsch et al. [103], 1990	Suisse	4 bureaux	8 mois	30 min	Processus de Markov	6 angles d'ouverture estimés	Restriction à la saison de chauffe; Pas de temps élevé
Nicol [104], 2001	Pays européen et Pakistan	25 bureaux	?	?	Régression logistique	Nature internationale des données	Modèle statique; Variable explicative unique
Yun et Steemers [105], 2008	Royaume-Uni	6 bureaux	3 mois	30 min	Régression logistique	Considération des mouvements des occupants	Restriction à la période estivale
Rijal et al. [106], 2008	Royaume-Uni	15 bureaux	18 mois	15 min	Régression logistique	Température opérative considérée	Base de données ancienne; Calibration bande morte
Herkel et al. [107], 2008	Allemagne	21 bureaux	13 mois	1 min	Régression logistique	Saisonnalité considérée	Fréquence de transition sur-évaluée; Paramétrage non-fournit
Haldi et Robinson [56], 2009	Suisse	14 bureaux	7 ans	5 min	Régression logistique + Weibull	Comparaison de 8 modèles; Validation interne	Angle d'ouverture non considéré
Schweiker et al. [108], 2012	1)Suisse; 2)Japon	1)3 appart.; 2)39 dortoirs	1)16 mois; 2)1 mois	1 min	Bernoulli; Markov; Humphreys	Validation externe de [56] et [106]; Extrapolation sur le résidentiel	L'influence de l'occupation n'est pas utilisée
Zhang et Barret [109], 2012	Royaume-Uni	bureaux	16 mois	60 min	Modèle logistique	Étude de l'orientation; Considération des espaces communs	Variable explicative unique alors que davantage sont significatifs
Andersen et al. [110], 2013	Danemark	15 logements	8 mois	10 min	Régression logistique	Statut d'occupation (propriétaire/locataire) étudié	Moins d'une année de mesure; peu parcimonieux (4 sous-modèles)
Fabi et al. [111], 2014	République Tchèque	8 bureaux	11 mois	5 min	Régression logistique	Diversité entre occupants	Pas de validation
D'Oca et al. [112], 2014	Danemark	15 logements	8 mois	10 min	Régression logistique	Diversité entre occupants	L'occupation n'est pas utilisée

Tableau 5.10 – Synthèse des modèles les plus pertinents de gestion des ouvrants

Variables\Auteurs	[102]	[103]	[104]	[105]	[106]	[107]	[56]	[108]	[109]	[110]	[111]	[112]
Environnementales												
Température intérieure / opérative		/		X	X	/	X	X	/	/	X	X
Température extérieure	X	X	X	/	X	X	X	X	X	X	X	X
Rayonnement solaire	X	/				/			/	/		X
Vitesse du vent	/	/				/		/	/			/
Précipitation	/	/					X		/			
Bruit		/										
Odeur et polluants		/								X		/
Humidité		/	/		/			/	/	/	X	/
Saisonnalité									X	/	/	
Heure de la journée				/					X	/	/	X
Socio-psycho-physiologiques												
Mouvements occupants et activité		/		X		X	X		/		X	
Propriétaire/Locataire										/		
Espace partagé							/	/			/	
Sécurité (Étage)				/			X					
Différences culturelles			/					/				/
Bâti et système												
Type / Taille d'ouvrant	X		/									
Type / Taille de la pièce										/		X
Orientation									/			
Air conditionné			/					X				
Ventilation mécanique										/		
A expliquer												
Etat ouvert/fermé	X		X									
Probabilité d'action		X		X	X	X	X	X	X	X	X	X
Angle d'ouverture		X						X				

Tableau 5.11 – Synthèse des données d'entrée et de sortie des modèles de gestion des ouvrants étudiés

A partir de cette revue de modèles de gestion des ouvrants, nous pouvons tirer plusieurs conclusions :

- peu d'études ont été réalisées dans les logements,
- les régressions logistiques et les processus de Markov à temps discret sont les modèles les plus fréquemment utilisés,
- les stimulus thermiques sont la cause prédominante des actions sur les ouvrants,
- les arrivés et départs entre pièces favorisent les actions,
- la saisonnalité a un impact significatif sur la gestions des ouvrants, mais semble étroitement corrélée à la température extérieure,
- la taille des fenêtres et l'angle d'ouverture sont rarement considérés,
- les relations sociales sur le choix de l'état de la fenêtre sont peu documentées,
- les études sont indépendantes et peu de procédures de validations externes existent,
- le climat, le type d'utilisation et la présence d'air-conditionné ont une influence déterminante sur l'action des ouvrants,

5.7.2 Modèle d'Haldi et Robinson

Le modèle de base utilisé dans la plateforme pour prédire les interactions avec les fenêtres est celui d'Haldi et Robinson [56]. Ce modèle hybride prédit dans un premier temps les probabilités de transition du modèle de Markov issues de régression logistiques, puis en cas d'ouverture prédit la durée d'ouverture de la fenêtre issue d'une distribution de Weibull.

La probabilité de transition est composée de modèles non imbriqués, ou *non-nested* en anglais, de la forme :

$$P_{ij}(x_1, \dots, x_n) = \frac{\exp(\alpha + \sum_{k=1}^n \beta_k x_k)}{1 + \exp(\alpha + \sum_{k=1}^n \beta_k x_k)} \quad (5.22)$$

Le modèle de gestion des ouvrants est en réalité composé de sous-modèles qui dépendent de la présence des occupants. Le modèle diffère alors selon que l'occupant arrive dans une zone, qu'il y soit de façon intermédiaire ou qu'il en parte. Nous pouvons noter que la connaissance de $P_{10,int}$ et de $P_{10,arr}$ n'est pas nécessaire puisque dans ces cas la durée d'ouverture a déjà été attribué et la fenêtre se fermera une fois le décompte achevé. Le Tableau 5.7.2 synthétise les coefficients associés aux autres probabilités.

	α	$\beta_{\theta_{in}}$	$\beta_{\theta_{out}}$	$\beta_{\theta_{out},dm}$	$\beta_{f_{abs},prev}$	$\beta_{f_{abs},next}$	$\beta_{t_{pres}}$	β_R	β_{GF}
$P_{01,arr}$	-13.88	0.312	0.0433	0	1.862	0	0	-0.45	0
$P_{01,int}$	-12.23	0.281	0.0271	0	0	0	$-8.78.10^{-4}$	-0.336	0
$P_{01,dep}$	-8.75	0	0	0.1371	0	0.83	0	0	0
$P_{10,dep}$	-8.54	0.21	0	-0.09	0	1.61	0	0	-0.92

Tableau 5.12 – Coefficients des variables explicatives des probabilités de transition des ouvertures de fenêtres

Lorsque le modèle prédit une ouverture, une distribution de la durée d'ouverture est estimée par la distribution de Weibull. L'équation permettant de déterminer la durée d'ouverture est :

$$t_{open} = -\lambda \cdot \log(random)^{\frac{1}{k}} \quad (5.23)$$

avec les paramètres de forme $k = 0.418$ et d'échelle $\lambda = \frac{1}{e^{(2.213+0.173\theta_{out})}}$, *random* un nombre aléatoire entre 0 et 1 et θ_{out} la température extérieure, et seule variable explicative de loi de Weibull. La Figure 5.17 permet de visualiser son impacte sur la durée d'ouverture des fenêtres. Ainsi, on peut lire que pour un même nombre aléatoire généré la durée d'ouverture sera d'autant plus longue que le température extérieure sera élevée.

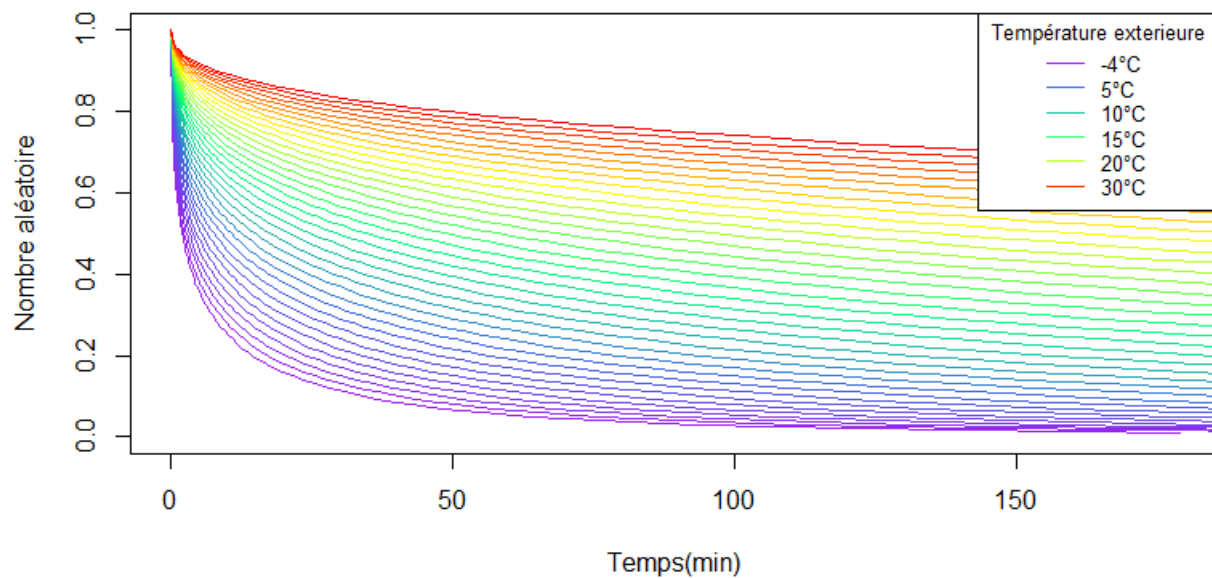


FIGURE 5.17 – Fonction de survie de la durée d’ouverture suivant la fonction de Weibull pour des températures extérieures comprises entre -4 et 32 ° C

5.7.3 Ajustement du modèle

Fabi et al. [113] Incorporation de phénomènes sociologiques qualitatifs au modèle : By default the regression coefficient k parameters used with the predictors in equation 4.1.5 are estimated from data relating to an aggregate population (ie. using all empirical data for all members of the population surveyed), so that each agent will use the same values to predict the probability of a transition - Lorsque l’activité cuisine a lieu on ouvre la fenêtre - Lorsque l’occupant se réveille alors il ouvre la fenêtre - Intégration des PMV ou PPD - Dans le modèle de base, lorsque l’occupant entre dans la pièce et que la fenêtre est ouverte alors la durée d’ouverture est calculée. Une idée consiste alors de considérer le confort thermique. Andersen et al. [110] ont avancé l’hypothèse que les fumeurs ouvrent plus la fenêtre.

5.8 Gestion des stores

1- Etat de l’art sur les drivers de la gestion des stores La thèse d’Haldi peut être reprise pour cette partie L’éblouissement est un driver important pour la gestion des stores. Néanmoins, l’éblouissement est difficilement exprimable numériquement il est donc peu évident de l’intégrer dans les outils de simulation.

2- Présentation du modèle courant

3- Incorporation de facteurs contextuels qualitatifs au modèle : - Lorsque l’activité audio-visuelle a lieu on ferme les stores - Lorsque l’activité dormir a lieu on ferme les stores - Intégration des PMV

ou PPD - Store intérieur, rideaux ou extérieur ?

5.9 Gestion de l'éclairage

1- Présentation du modèle courant

2- Incorporation de phénomènes sociologiques qualitatifs au modèle : - Lorsque l'activité audiovisuelle a lieu on ferme la lumière - Lorsque l'activité dormir a lieu on éteint forcément la lumière

5.10 Utilisation des appareils électriques

5.10.1 Types d'appareils électriques

Widén (2009) a catégorisé les appareils électriques en fonction de l'utilisation de la puissance :

Type de puissance	Exemple
Puissance non définie par l'activité	Appareils de froid, radio réveil
Puissance constante pendant l'activité	Télévision, Appareils de cuisson
Puissance constante après l'activité	Machine à laver, lave vaisselle
Puissance constante après avec contrainte de temps	Bains, douches
Activité avec puissance dépendante du temps	Éclairage (variations journalières et de saison)

Une catégorisation de la sorte permet une étude temporelle de la variation d'énergie.

5.10.2 Modélisation de la possession et de l'utilisation des appareils électriques

Jaboob (2015) propose une modélisation du taux de pénétration⁶ de la possession, de l'utilisation et de la fraction de puissance des appareils électriques. Cette modélisation est de type bottom-up pour chaque famille d'appareil, cela permet de considérer la diversité des ménages, des comportements individuels des occupants et bien sûr les caractéristiques intrinsèques des appareils. La modélisation de la possession des appareils est réalisée par régression logistique. La modélisation de l'utilisation des appareils considère d'une part l'allumage et d'autre part sa durée d'utilisation. L'allumage est modélisé par Bernoulli et la durée par un processus aléatoire à temps continu. La modélisation de la fraction de la puissance est réalisée par processus de Bernoulli ou de Markov.

5.11 Gestion des consignes de température

Intégrer quelque part [112] - Voir le réutiliser.

1- Que cherche t-on ? Prédire la température de consigne pour l'envoyer au cœur de calcul.

2- Introduction sur le choix de la température de chauffage (Brisepierre, p273 - sociologie de l'énergie]

6. Le taux de pénétration aussi appelé taux d'équipement est le pourcentage de la population équipée d'un appareil électrique

3- Comment la température de consigne est utilisée par EnergyPlus ? En étudiant la température intérieure on s'aperçoit qu'elle est strictement égale à la température de consigne. Hypothèse également faite par le CEREMA dans ces travaux sur le suivi de bâtiments démonstrateurs à basse consommation. (p127 Bat démonstrateurs à basse consommation d'énergie - Enseignements opérationnels tirés de 60 constructions et rénovations du programme PREBAT 2012-2015). "L'analyse statistique des températures en période de chauffe permet d'estimer la température en hiver en se basant sur la mesure de la température intérieur pendant les heures de fonctionnement du chauffage et pendant les heures d'occupation identifiées par enquête."

4- Quels sont les facteurs influençant l'utilisation des systèmes de chauffage.

Plusieurs études ont recensé les facteurs influençant l'utilisation des systèmes de chauffage. L'Annex53 [3] a synthétisé l'ensemble de ces facteurs d'un point de vu qualitatif. Maresca et al. [114] ont pour leur part réalisé une étude pour le compte du CREDOC sur la maîtrise des consommations d'énergie des ménages. L'approche sociologique par plan d'expérience est pleine d'enseignements, cette approche permet notamment de déterminer avec un minimum d'essai l'influence individuel des différents paramètres. Dealière et al [115] dans l'article de l'INSEE - La précarité énergétique : avoir froid ou dépenser trop pour se chauffer - justifient les différences de satisfaction thermique selon des variables propres au ménage, comme le revenu et sa structure, mais également par la vétusté du logement et le système de chauffage. Cavailhes et al.[116] de l'INRA ont utilisé des méthodes d'économétrie de données de panel issues des enquêtes logement de l'INSEE. Cette étude considère l'ensemble des variables explicatives généralement avancé mais présente ses résultats sous forme d'évolution entre les années de référence de l'étude, 1984 et 1988, ce qui les rend difficilement exploitable dans notre contexte. Penot-Antoniou et al. [117] dans le rapport sur les déterminants de la température de chauffage, analysent la variance entre la température adoptée par les ménages et les variables explicatives qualitatives. L'approche est celle qui correspond au besoin, car elle laisse la possibilité d'être codé et intégré à notre plateforme comportementale, en revanche un certain nombre de paramètres issus de l'étude économétrique ont des coefficients difficilement explicables. Par exemple un ménage ayant des ressources comprises entre 535 et 1100 €se chauffe de 2.5 ° C de plus que la moyenne alors qu'un ménage gagnant de 1100 à 1500 €se chauffe moins de 1.7 ° C en moyenne. Ce résultat non linéaire n'est pas une exception et soulève un doute sur la fiabilité de l'étude, qui se repose pourtant sur un échantillon de 373 ménages.

[118] : Complexe mais parcimonisation envisageable

[29] : Petite étude sur 13 logements

[119] : Même données qu'Andersen mais développement d'un modèle logistique plutôt que linéaire.

Variables \ Auteurs	[3]	[114]	[115]	[116]	[117]	[118]	[29]
Environnementales							
Zone climatique				X	X		
Température extérieure	X					X	X
Humidité relative / Pluie	X			X			X
Altitude				X			
Vitesse du vent	X						X
Radiation solaire							X
Localisation / Type de commune		X		X		X	
Heure de la journée	X						X
Socio-psychologique							
Statut d'occupation	X		X	X	X	X	
Revenu		X	X		X	X	
Age		X		X	X	X	
Nationalité				X			
Diplôme				X			
Genre	X			X			
Coût du chauffage			X	X			
Structure du ménage / CO2			X		X	X	X
Vêtue	X						
Stratégie de régulation	X					X	
Bâti et systèmes							
Année de construction		X	X	X	X	X	
Travaux de réhabilitation					X		
Type de chauffage			X	X	X	X	
Type de combustible					X	X	
Qualité enveloppe	X		X	X	X	X	
Structure du bâti (individuel/collectif)		X	X			X	
Exposition principale				X			
Superficie		X		X			
Étage				X			
Pièces du logement		X					
Type de ventilation	X						

D'autres modèles ont été développés comme l'analyse statistique de Karjalainen —CITE— sur l'utilisation des thermostats en Finlande ou la régression linéaire multivariée de Schweiker et al. sur la modélisation de l'air conditionné au Japon... <- T. Hong, An Ontology to represent energy

Notre choix se porte sur le modèle de Kelly et al. car il est basé sur une étude significative, car ...

5- Choix pour le modèle de Kelly. Avec adaptation pour un modèle plus parcimonieux.

Pour développer un modèle, de type régression linéaire multiple, un logiciel de programmation statistique - comme R - a été utilisé. Ce type de logiciel permet de déterminer les coefficients Alpha et a_i de l'équation de régression :

$$T_{int} = Alpha + \sum_{i=1}^n a_i * V_i \quad (5.24)$$

Avec T_{int} la température intérieure journalière, *Alpha* et a_i les coefficients à déterminer pour la

régression et V_i les valeurs des variables explicatives.

Pour obtenir les différents coefficients sous R il suffit de rentrer la fonction `lm()` en y spécifiant la variable à expliquer, les variables explicatives et la localisation du fichier :

```
lm(Tint ~ Text + Text2 + Localisation + ... + Dbl_Glz + Wall_U, data = mydata)
```

Le logiciel R génère alors les coefficients de la régression et

Au risque de 1%, il n'existe pas d'association statistiquement significative entre la température intérieure et les variables explicatives : déclaration de température de consigne, présence d'un programmateur automatique, tranche d'âge de 60-64 ans, présence d'un système de chauffage central et d'un système de chauffage au gaz d'appoint. Ces variables explicatives sont donc supprimées du modèle développé.

Nous proposons aussi dans le fichier de configuration de laisser la possibilité aux utilisateurs de ne pas définir certains paramètres lorsqu'ils ne sont pas connus !

6- Changement de la température intérieure

[119] Le modèle résulte en de petits ajustements de la température de consigne. Cela est en adéquation avec les résultats de l'étude d'Andersen [29] qui indique que les actions adaptatives des habitants lorsqu'ils ont froid sont de 66 à 78 % du temps de petits ajustement contre moins de 5% du temps des grosses augmentations sur le thermostat.

7- Interactions sociales ...

Le modèle de base de Kelly peut être complété par l'incorporation d'informations qualitatives supplémentaires

La température de consigne fixée à 19 °C depuis le choc pétrolier de 1974 fait figure de norme mais ne reflète pas les faits réels. Son influence sur les consommations énergétiques y est très fortement corrélée et un ajustement plus fidèle à la réalité est nécessaire. Pour cela le modèle proposé consiste à tirer sur une loi normale la température de base issue du bureau d'études d'Enertech. Puis, en fonction des paramètres d'influences V (age, genre, charge financière, zone, longue absence...) la base est modifiée :

$$T_{consprinc} = T_{base} + \sum_V X_V$$

Cette approche proposée par Vorger [6] est très souple et permet notamment de gérer les réduits. Son calibrage est néanmoins discutable car basé sur le bon sens. En ce basant sur le *British Home Heating Study* qui a réalisé une enquête sur les systèmes de chauffage et de contrôle, un modèle sur le choix de la température de consigne, notamment en fonction du systèmes, peut être créé plus finement. Cette enquête est composée d'un questionnaire et de mesures dynamiques (températures, humidité relative, ...) sur un échantillon de 32 familles anglaises.

Manque de données nous oblige à adopter une approche empirique, plutôt que de ré-exploiter des modèles qui ne nous semble pas robustes. Le modèle proposé a donc vocation à être amélioré, lorsque des données sur la fréquence des interactions des occupants avec le système de chauffage seront disponibles.

Mise en contexte : - Intégration des PMV ou PPD

5.12 Consommations d'eau chaude sanitaire

5.12.1 Systèmes

Le modèle d'ETI ainsi que des données nationales (A trouver INSEE) peut permettre de modéliser les systèmes de chauffage de l'eau et le taux de pénétration des systèmes. Cette modélisation préalable est souvent omise dans les modèles de puisages d'ECS alors que son impacte sur les consommations finales en dépend relativement significativement.

On recense trois principales énergies pour la production d'eau chaude sanitaire : le gaz, l'électricité et les énergies renouvelables. Les chauffe-eau au gaz et électriques sont soit instantanés soit à accumulation. Concernant les énergies renouvelables, on retrouve de manière croissante le ballon thermodynamique ou pompe à chaleur et le chauffe eau solaire d'appoint.

5.12.2 Volumes de consommation

Selon Evarts et Swan [120] les puisages d'ECS sont très diverses selon les ménages et donc dépendent de leurs caractéristiques socio-démographiques. La fréquence et l'intensité des puisages sont encore plus fortement corrélés aux activités des occupants.

Selon les activités en cours, des puisages d'ECS y sont associés. A titre d'exemple, l'activité nettoyage corporelle implique un puisage en lien avec celui de la douche ou du bain.

L'ADEME a lancé un programme de recherche, baptisé PACTE, pour améliorer l'efficacité énergétique de l'ECS dans l'habitat. Ces travaux visent à améliorer la prise en compte de la dimension socio-comportementale de l'usage de l'ECS et à modéliser, simuler et évaluer le fonctionnement des équipements. La figure 5.18 présente les partenaires du PACTE ECS, dont l'investissement est de plus 8 millions d'euros sur 5 ans.



FIGURE 5.18 – Les différents partenaires du PACTE ECS

La figure 5.19 révèle la diversité de consommation à l'échelle du logement plutôt qu'à celle d'un immeuble.

UNE VARIATION DES BESOINS JOURNALIERS PLUS FAIBLE A L'ECHELLE DE L'IMMEUBLE QUE DU LOGEMENT

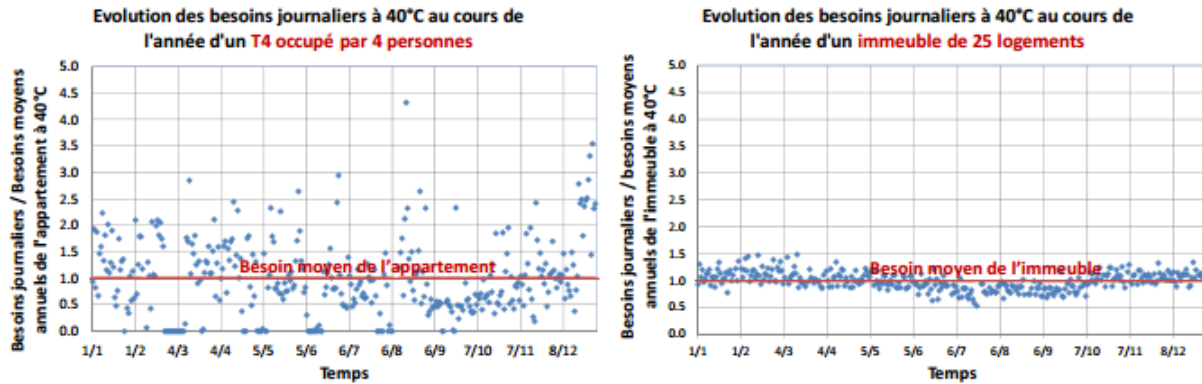


Figure 11 : Exemple d'exploitation de deux télésuivis réalisée par le COSTIC dans le cadre de ses travaux transverses au PACTE ECS sur les besoins. Ces deux exemples montrent que les besoins journaliers d'ECS varient moins au cours de l'année à l'échelle de l'immeuble qu'à celle du logement compte tenu du foisonnement. A l'échelle du logement, les variations sont très importantes et peuvent aller jusqu'à plus de 5, 7 voire 9 fois la valeur moyenne journalière du logement. Moins le nombre d'occupant du logement ou le nombre de logement d'un immeuble est important, plus les variations sont marquées. Les données exploitées proviennent d'un suivi instrumenté d'un appartement réalisé par le COSTIC et d'un suivi d'un immeuble effectué par TECSOL.

FIGURE 5.19 – Importance de l'information à l'échelle du logement pour prendre en compte la diversité des consommations

La publication ADEME-COSTIC des résultats valorisés est prévue courant 2016 alors que l'étude se tient depuis 2011.

Contactez le directeur technique de COSTIC : Cedric Beaumont (prestations@costic.com) pour récupérer les résultats non agrégés

Troisième partie

Application et perspectives

Tous les facteurs influents ne sont pas propices à la modélisation mathématique.

Chapitre 6

Recommandation aux architectes et designers

6.1 Conception de l'espace

6.2 Conception des ouvrants

6.3 Conception de l'éclairage

6.4 Conception des stores et volets

Chapitre 7

Discussion

7.1 La problématisation avant la modélisation

Avant de modéliser un phénomène il faut le problématiser. Cela renvoi à des démarches intellectuelles différentes et d'orientation opposées. Aujourd'hui la modélisation est l'approche communément utilisée par les ingénieurs et la problématisation est plutôt utilisée en sciences humaines et sociales.

2009 - Michelot Christian - Modélisation ou problématisation ?

7.2 Appropriation de la technologie

Suite à l'apparition des préoccupations environnementales, les bâtiments sont de plus en plus performants, mais aussi de plus en plus standardisés, car soumis à des réglementations toujours plus exigeantes. Pour répondre à ces exigences, les acteurs du bâtiment n'ont pas eu d'autres choix que d'y intégrer les nouvelles technologies et les habitants n'ont pas eu le choix de les assimiler. Or d'après Beslay [121], s'approprier, c'est transformer. En effet, les bâtiments récents sont exigeant en terme d'usage et impliquent de nouvelles habitudes, tout en étant devenus difficiles à régler, à exploiter et à habiter. Cette difficulté d'utilisation des bâtiments performants, résulte alors parfois en des comportements déviant voir absurdes qu'il faut corriger pour atteindre les objectifs environnementaux mais également de confort.

7.3 L'accompagnement des usagers

Norman [122] a dit dans son livre à succès *The Design of Everyday Things* : "la technologie change rapidement, les gens changent doucement"

Modéliser le comportement des usagers des bâtiments, ne va pas résoudre seul le problème de performances énergétiques décevantes. Cela va permettre de mieux comprendre les usages et de mieux les appréhender lors du processus de conception ou rénovation des bâtiments. Cette nouvelle connaissance doit en retour profiter aux occupants, par leur accompagnement. Cet activité, généralement sous le nom d'Assistance à Maîtrise d'Usage, est en plein essor.

En région Rhône-Alpes, Vie to B¹ est spécialisé dans l'accompagnement de l'usage de bâtiments performants. Ils ont pour missions principales d'accompagner les occupants dans l'appropriation de leur logement et de les accompagner dans la conciliation entre confort et performance énergétique.

Brisepierre et al. [123], dans l'ouvrage "l'accompagnement des occupants : Une évidence à déconstruire", démontrent tout l'intérêt ...

Lenormand et al. [38], lors des Journées Internationales de la Sociologie de l'Energie, ont remis en cause les pratiques des énergéticiens qu'ils jugent décorélées des usages quotidiens.

7.4 Conclusion

Nous avons vu dans les chapitres précédents que la sociologie est une science qui permet d'aider au développement de modèles physiques, d'une part dans l'élaboration de questionnaires, d'interviews ou de suivi de mesures mais également dans le traitement des résultats et de l'interprétation qui peut en être faite.

Ce chapitre démontre également que la seule modélisation ne peut pas résoudre les défaillances d'usages, mais qu'un accompagnement personnalisé des usagers est en revanche une solution fiable et durable à mettre en avant dans les prochaines opérations neuves ou de rénovations.

1. Site officiel de Vie to B : <http://vie-to-b.fr/>, visité le 23/02/2016

Bibliographie

- [1] GIEC, “Cinquième rapport du Groupe d’experts Intergouvernemental sur l’Evolution du Climat sur les changements climatiques et leurs évolutions futures,” tech. rep., GIEC, 2014.
- [2] J. Rifkin, *La troisième révolution industrielle : Comment le pouvoir latéral va transformer l’énergie, l’économie et le monde*. Les liens qui liberent, 2012.
- [3] H. Polinder, M. Schweiker, A. Van Der Aa, K. Schakib-Ekbatan, V. Fabi, R. Andersen, N. Morishita, C. Wang, S. Corgnati, P. Heiselberg, D. Yan, B. Olesen, T. Bednar, and A. Wagner, *Annex53 : Volume II : Occupant behavior and modeling - Total energy use in buildings*. IEA/ECBCS, 2013.
- [4] J. H. Kämpf and D. Robinson, “A simplified thermal model to support analysis of urban resource flows,” *Energy and Buildings*, vol. 39, pp. 445–453, Apr. 2007.
- [5] Q. Darakdjian, B. Lacarrière, and B. Bourges, “Spatial approach of the energy demand modeling at urban scale,” Master’s thesis, Ecole des Mines de Nantes, 2013.
- [6] E. Vorger, P. Schalbart, and B. Peuportier, “Etude de l’influence des occupants sur la performance énergétique des logements par le biais d’une modélisation stochastique globale,” *Conférence IBPSA France-Arras*, 2014.
- [7] B. Michaelson and J. Eiden, “Human Comfort Modelica - Library Thermal Comfort in Buildings and Mobile Applications,” *Modelica Conference*, pp. 403–412, Oct. 2009.
- [8] K. Charles, “Fanger’s thermal comfort and draught models,” tech. rep., Institut de Recherche en Construction, 2003.
- [9] S. Gaaloul, *Interopérabilité sur les standards Modelica et composant logiciel pour la simulation énergétique des systèmes de bâtiment*. PhD thesis, Université de Grenoble, 2012.
- [10] J. Sousa, “Energy simulation software for buildings : Review and comparison.” Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto, Portugal, 2013.
- [11] J. Chapman, P.-O. Siebers, and D. Robinson, “Coupling multi-agent stochastic simulation of occupants with building simulation,” *Building Simulation and Optimization*, 2014.
- [12] D. J. Bourgeois, *Detailed occupancy prediction, occupancy-sensing control and advanced behavioural modelling within whole-building energy simulation*. PhD thesis, Université Laval Québec, 2005.
- [13] P. Hoes, J. Hensen, M. Loomans, B. de Vries, and D. Bourgeois, “User behavior in whole building simulation,” *Energy and Buildings*, vol. 41, pp. 295–302, Mar. 2009.
- [14] M. Bonte, F. Thellier, and B. Lartigue, “Impact of occupant’s actions on energy building performance and thermal sensation,” *Energy and Buildings*, vol. 76, pp. 219–227, June 2014.

- [15] E. Mills, H. Friedman, T. Powell, N. Bourassa, D. Clardge, T. Haasl, and M. A. Piette, “The cost-effectiveness of commercial-buildings commissioning. a meta-analysis of energy and non-energy impacts in existing buildings and new construction in the united states,” tech. rep., Lawrence Berkeley National Laboratory, 2004.
- [16] L. Norford, R. Socolow, E. Hsieh, and G. Spadaro, “Two-to-one discrepancy between measured and predicted performance of a ‘low-energy’ office building : insights from reconciliation based on the doe-2 model,” *Energy and Buildings*, vol. 21, pp. 121–131, 1994.
- [17] J. A. Clarke, *Energy Simulation in Building Design*. Routledge, 2001. Google-Books-ID : WH0VCiF8jkoC.
- [18] B. Peuportier, *Energétique des Bâtiments et Simulation Thermique*. Eyrolles, 2016.
- [19] J. Al Koussa, “Virtual computational testbed for building-integrated renewable energy solutions,” Master’s thesis, Eindhoven University of Technology, 2014.
- [20] H.-M. Chen, C.-W. Lin, S.-H. Hsieh, H.-F. Chao, C.-S. Chen, R.-S. Shiu, S.-R. Ye, and Y.-C. Deng, “Persuasive feedback model for inducing energy conservation behaviors of building users based on interaction with a virtual object,” *Energy and Buildings*, vol. 45, pp. 106–115, Feb. 2012.
- [21] A. Kashif, S. Ploix, J. Dugdale, and X. H. B. Le, “Simulating the dynamics of occupant behaviour for power management in residential buildings,” *Energy and Buildings*, vol. 56, pp. 85–93, Jan. 2013.
- [22] T. de Meester, A.-F. Marique, A. De Herde, and S. Reiter, “Impacts of occupant behaviours on residential heating consumption for detached houses in a temperate climate in the northern part of Europe,” *Energy and Buildings*, vol. 57, pp. 313–323, Feb. 2013.
- [23] L. Degelman, “A model for simulation of daylighting and occupancy sensors as an energy control strategy for office buildings,” *Building Simulation*, vol. 99, p. 571–578, 1999.
- [24] T. S. Larsen, H. N. Knudsen, A. M. Kanstrup, E. T. Christiansen, K. Gram-Hanssen, M. Mosgaard, H. Brohus, P. Heiselberg, and J. Rose, “Occupants Influence on the Energy Consumption of Danish Domestic Buildings : state of the art,” tech. rep., Department of Civil Engineering, Aalborg University, 2010.
- [25] T. Zaraket, *Stochastic activity-based approach of occupant-related energy consumption in residential buildings*. PhD thesis, Châtenay-Malabry, Ecole centrale de Paris, 2014.
- [26] E. Foda, I. Almesri, H. B. Awbi, and K. Sirén, “Models of human thermoregulation and the prediction of local and overall thermal sensations,” *Building and Environment*, vol. 46, pp. 2023–2032, Oct. 2011.
- [27] C. M. Jacquot, L. Schellen, B. R. Kingma, M. A. van Baak, and W. D. van Marken Lichtenbelt, “Influence of thermophysiology on thermal behavior : the essentials of categorization,” *Physiology & Behavior*, vol. 128, pp. 180–187, Apr. 2014.
- [28] Y. Sutter, D. Dumortier, and M. Fontoynt, “The use of shading systems in VDU task offices : A pilot study,” *Energy and Buildings*, vol. 38, pp. 780–789, July 2006.
- [29] R. V. Andersen, *Occupant behaviour with regard to control of the indoor environment*. PhD thesis, Technical University of Denmark, 2009.

- [30] W. O'Brien and H. B. Gunay, "The contextual factors contributing to occupants' adaptive comfort behaviors in offices – A review and proposed modeling framework," *Building and Environment*, vol. 77, pp. 77–87, July 2014.
- [31] A. Leaman, "Window seat or aisle? studies of buildings in use are showing the importance of personal control of one's environment, which includes windows," *Architects' Journal*, Mar. 1999.
- [32] A. Keul, R. Salzmann, and A. Lehmden, "Komfort und luftqualität im niedrigenergie-ziegelgebaude," *Mauerwerk*, vol. 15, pp. 176–178, 2011.
- [33] A. Müller, P. Biermayr, L. Kranzl, R. Haas, and F. Altenburger, "Systeme zur warmebereitstellung und raumklimatisierung im osterreichischen gebaudebestand : Technologische anforderungen bis zum jahr 2050," tech. rep., Technische Universität Wien, 2010.
- [34] L. Peeters, J. Van der Veken, and L. Helsen, "Control of heating systems in residential buildings : Current practice," *Energy and Buildings*, vol. 40, pp. 1446–1455, 2008.
- [35] G. Brisepierre, *Les conditions sociales et organisationnelles du changement des pratiques de consommation d'énergie dans l'habitat collectif*. PhD thesis, Université Paris Descartes, 2011.
- [36] Fondation Batiment-Energie, *Methodes et outils de la garantie de résultats énergétiques : Bâtiments tertiaires et collectifs*, 2016.
- [37] C. Borel, "Consommations énergétiques réelles : Comment les prévoir et s'engager?," tech. rep., IFPEB, 2014.
- [38] P. Lenormand, M. Bourget, and F. More, "Vers le kamasutra de l'énergéticien," *Journées Internationales de Sociologie de l'Energie*, vol. 2, 2015.
- [39] G. Paquette, "L'ingénierie des interactions dans les systèmes d'apprentissage," *Revue des sciences de l'éducation*, vol. 25, no. 1, pp. 135–161, 1999.
- [40] P. Davidsson and M. Boman, "Distributed monitoring and control of office buildings by embedded agents," *Information Sciences*, vol. 171, pp. 293–307, May 2005.
- [41] A. Kashif, X. H. B. Le, J. Dugdale, and S. Ploix, "Agent based framework to simulate inhabitants' behaviour in domestic settings for energy management," in *Conference on Agents and Artificial Intelligence*, pp. 190–199, SciTePress - Science and Technology Publications, 2011.
- [42] K. Tijani, A. Kashif, S. Ploix, B. Haas, J. Dugdale, and Q. D. Ngo, "Comparison between purely statistical and multi-agent based approaches for occupant behaviour modeling in buildings," *IBPSA Conference*, 2014.
- [43] S. Schwartz, "Normative influences on altruism," *Advances in Experimental Social Psychology*, vol. 10, pp. 221–279, 1977.
- [44] I. Ajzen, "The theory of planned behavior," *Organizational behavior and human decision processes*, vol. 50, no. 2, pp. 179–211, 1991.
- [45] M. Savall, *Une architecture d'agents pour la simulation - Le modèle YAMAM et sa plate-forme Phoenix*. PhD thesis, INSA de Rouen, 2003.
- [46] J. Erceau, "Intelligence artificielle distribuée et systèmes multi-agents - de la théorie aux applications," *23ème Ecole Internationale d'Informatique de l'AFCEt, Neuchâtel*, 1993.

- [47] P. Maes, "Intelligent software : Programs that can act independently will ease the burdens that computers put on people," *Scientific American*, pp. 84–86, 1995.
- [48] D. Yan, W. O'Brien, T. Hong, X. Feng, H. Burak Gunay, F. Tahmasebi, and A. Mahdavi, "Occupant behavior modeling for building performance simulation : Current state and future challenges," *Energy and Buildings*, vol. 107, pp. 264–278, Nov. 2015.
- [49] E. Alonso, "From Artificial Intelligence to Multi-Agent Systems : Some Historical and Computational Remarks," *Artificial Intelligence Review*, vol. 21, no. 1, pp. 3–24, 1998.
- [50] E. Bonabeau, "Agent-based modeling : Methods and techniques for simulating human systems," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 99, no. suppl 3, pp. 7280–7287, 2002.
- [51] B. Huberman and S. Clearwater, "A multi-agent system for controlling building environments," in *Conference on MultiAgent Systems*, 1995.
- [52] A. Alfakara and B. Croxford, "Understanding occupants' behaviours using detailed agent-based modelling," *Building Simulation and Optimization*, 2014.
- [53] C. J. Andrews, D. Yi, U. Krogmann, J. A. Senick, and R. E. Wener, "Designing Buildings for Real Occupants : An Agent-Based Approach," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A : Systems and Humans*, vol. 41, pp. 1077–1091, Nov. 2011.
- [54] D. Robinson, U. Wilke, and F. Haldi, "Multi agent simulation of occupants' presence and behaviour," in *Proceedings of building simulation*, pp. 2110–2117, 2011.
- [55] J. Page, D. Robinson, N. Morel, and J.-L. Scartezzini, "A generalised stochastic model for the simulation of occupant presence," *Energy and Buildings*, vol. 40, pp. 83–98, Jan. 2008.
- [56] F. Haldi and D. Robinson, "Interactions with window openings by office occupants," *Building and Environment*, vol. 44, pp. 2378–2395, Dec. 2009.
- [57] F. Haldi, *Towards a Unified Model of Occupants' Behaviour and Comfort for Building Energy Simulation*. PhD thesis, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2010.
- [58] J. Huang, F. C. Winkelmann, F. Buhl, C. O. Pedersen, D. Fisher, R. Liesen, R. Taylor, R. Strand, D. B. Crawley, and L. K. Lawrie, "Linking the COMIS multi-zone airflow model with the EnergyPlus building energy simulation program," in *Proc. of the 6-th IBPSA Conference*, vol. 2, pp. 1065–1070, 1999.
- [59] M. Wetter, "Co-simulation of building energy and control systems with the Building Controls Virtual Test Bed," *Journal of Building Performance Simulation*, vol. 4, pp. 185–203, Sept. 2011.
- [60] J. Langevin, J. Wen, and P. L. Gurian, "Simulating the human-building interaction : Development and validation of an agent-based model of office occupant behaviors," *Building and Environment*, Dec. 2014.
- [61] T. S. Noudui, "Functional Mock-Up Unit Import in EnergyPlus For Co-Simulation," *International Building Performance Simulation Association*, 2014.
- [62] G. Plessis, E. Amouroux, and Y. Haradji, "Coupling occupant behaviour with a building energy model - a fmi application," *10th Modelica International Conference*, 2014.
- [63] T. Hong, H. Sun, Y. Chen, S. C. Taylor-Lange, and D. Yan, "An occupant behavior modeling tool for co-simulation," *Energy and Buildings*, vol. 117, pp. 272–281, Apr. 2016.

- [64] A. Perlis, “Epigrams in programming,” *ACM’s SIGPLAN*, 1982.
- [65] EnergyPlus, “EnergyPlus External Interface(s) Application Guide,” 2016.
- [66] Y. Benezeth, H. Laurent, B. Emile, and C. Rosenberger, “Towards a sensor for detecting human presence and characterizing activity,” *Energy and Buildings*, vol. 43, pp. 305–314, Feb. 2011.
- [67] M. Gruber, A. Trüschel, and J.-O. Dalenbäck, “CO2 sensors for occupancy estimations : Potential in building automation applications,” *Energy and Buildings*, vol. 84, pp. 548–556, Dec. 2014.
- [68] F. Fleuret, J. Berclaz, R. Lengagne, and P. Fua, “Multicamera people tracking with a probabilistic occupancy map,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, no. 2, pp. 267–282, 2008.
- [69] M. S. Rea, “Window blind occlusion : a pilot study,” *Building and Environment*, vol. 19, no. 2, pp. 133–37, 1984.
- [70] B. Gunay, W. O’Brien, I. Beausoleil-Morrison, and A. Perna, “On the behavioral effects of residential electricity submetering in a heating season,” *Building and Environment*, vol. 81, pp. 396–403, Nov. 2014.
- [71] M. Schweiker and A. Wagner, “The effect of occupancy on perceived control, neutral temperature, and behavioral patterns,” *Energy and Buildings*, vol. 117, pp. 246–259, Apr. 2016.
- [72] L. Ricroch, “En 25 ans, moins de tâches domestiques pour les femmes, l’écart de situation avec les hommes se réduit,” *Regards sur la parité, INSEE* http://www.insee.fr/fr/ffc/docs_ffc/ref/FHPARIT12g_D3tachesd.pdf. Consulté le, vol. 22, no. 05, p. 2103, 2012.
- [73] S. Gauthier and D. Shipworth, “Behavioural responses to cold thermal discomfort,” *Building Research & Information*, vol. 43, pp. 355–370, May 2015.
- [74] E. W. Steyerberg, S. E. Bleeker, H. A. Moll, D. E. Grobbee, and K. G. Moons, “Internal and external validation of predictive models : A simulation study of bias and precision in small samples,” *Journal of Clinical Epidemiology*, vol. 56, pp. 441–447, May 2003.
- [75] I. Gaetani, P.-J. Hoes, and J. Hensen, “Occupant behavior in building energy simulation : towards a fit-for-purpose modeling strategy,” *TBD*, vol. TBD, p. TBD, 2016.
- [76] M. Pitt and J. Myong, “When a good fit can be bad,” *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 6, no. 10, pp. 421–425, 2002.
- [77] G. Newsham, A. Mahdavi, and I. Beausoleil-Morrison, “Lightswitch : a stochastic model for predicting office lighting energy consumption,” *3rd European Conference on Energy Efficient Lighting, Newcastle, UK*, pp. 59–66, 1995.
- [78] Y. Yamaguchi, Y. Shimoda, and M. Mizuno, “Development of district energy system simulation model based on detailed energy demand model,” in *Proceeding of Eighth International IBPSA Conference*, pp. 1443–1450, 2003.
- [79] D. Wang, C. C. Federspiel, and F. Rubinstein, “Modeling occupancy in single person offices,” *Energy and Buildings*, vol. 37, pp. 121–126, Feb. 2005.
- [80] C. Liao, Y. Lin, and P. Barooah, “Agent-based and graphical modelling of building occupancy,” *Journal of Building Performance Simulation*, vol. 5, pp. 5–25, Jan. 2011.

- [81] X. Feng, D. Yan, and T. Hong, "Simulation of occupancy in buildings," *Energy and Buildings*, vol. 87, pp. 348–359, Jan. 2015.
- [82] V. L. Erickson, Y. Lin, A. Kamthe, R. Brahme, A. Surana, A. E. Cerpa, M. D. Sohn, and S. Narayanan, "Energy efficient building environment control strategies using real-time occupancy measurements," in *Proceedings of the First ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Buildings*, pp. 19–24, ACM, 2009.
- [83] V. Tabak and B. de Vries, "Methods for the prediction of intermediate activities by office occupants," *Building and Environment*, vol. 45, pp. 1366–1372, June 2010.
- [84] J. A. Davis and D. W. Nutter, "Occupancy diversity factors for common university building types," *Energy and Buildings*, vol. 42, pp. 1543–1551, Sept. 2010.
- [85] C. Wang, D. Yan, and Y. Jiang, "A novel approach for building occupancy simulation," *Building Simulation*, vol. 4, pp. 149–167, June 2011.
- [86] C. Duarte, K. Van Den Wymelenberg, and C. Rieger, "Revealing occupancy patterns in an office building through the use of occupancy sensor data," *Energy and Buildings*, vol. 67, pp. 587–595, Dec. 2013.
- [87] W.-K. Chang and T. Hong, "Statistical Analysis and Modeling of Occupancy Patterns in Open-Plan Offices using Measured Lighting-Switch Data," *Building Simulation*, vol. 6, pp. 23–32, 2014.
- [88] A. Mahdavi and F. Tahmasebi, "Predicting people's presence in buildings : An empirically based model performance analysis," *Energy and Buildings*, vol. 86, pp. 349–355, Jan. 2015.
- [89] C. Reinhart, *Daylight availability and manual lighting control in office buildings simulation studies and analysis of measurements*. PhD thesis, Technical University of Karlsruhe, Germany, 2001.
- [90] OECD.Stat, "Durée moyenne hebdomadaire habituelle du travail dans l'emploi principal."
- [91] M. Pak, "La durée du travail des salariés à temps complet," *DARES Analyses*, 2013.
- [92] A. Chenu, "Les horaires et l'organisation du temps de travail," *Économie et statistique*, vol. 352, pp. 151–167, 2002.
- [93] L. Lesnard, "Flexibilité des horaires de travail et inégalités sociales," *Données sociales*, pp. 371–378, 2006.
- [94] J. Said, *Stochastic Modelling of Occupants' Activities and Related Behaviours*. PhD thesis, University of Nottingham, 2016.
- [95] J. Tanimoto, A. Hagishima, and H. Sagara, "Validation of probabilistic methodology for generating actual inhabitants' behavior schedules for accurate prediction of maximum energy requirements," *Energy and Buildings*, vol. 40, pp. 316–322, Jan. 2008.
- [96] J. Widén, A. Molin, and K. Ellegård, "Models of domestic occupancy, activities and energy use based on time-use data : deterministic and stochastic approaches with application to various building-related simulations," *Journal of Building Performance Simulation*, vol. 5, pp. 27–44, Jan. 2012.
- [97] D. Aerts, J. Minnen, I. Glorieux, I. Wouters, and F. Descamps, "A method for the identification and modelling of realistic domestic occupancy sequences for building energy demand simulations and peer comparison," *Building and environment*, vol. 75, pp. 67–78, 2014.

- [98] U. Wilke, F. Haldi, J.-L. Scartezzini, and D. Robinson, "A bottom-up stochastic model to predict building occupants' time-dependent activities," *Building and Environment*, vol. 60, pp. 254–264, Feb. 2013.
- [99] J. Chapman, *TBD*. PhD thesis, University of Nottingham, 2016.
- [100] AFNOR, "NF EN ISO 7730 : Ergonomie des ambiances thermiques - Détermination analytique et interprétation du confort thermique par le calcul des indices PMV et PPD et par des critères de confort thermique local," tech. rep., Norme Européenne, 2006.
- [101] P. O. Fanger, "Thermal Comfort-Analysis and Applications in Environmental Engineering," *C.D.T Press*, p. 244, 1970.
- [102] P. Warren and L. Parkins, "Window-Opening Behaviour in Office Buildings," Tech. Rep. 90, ASHRAE Transactions, 1984.
- [103] R. Fritsch, A. Kohler, M. Nygård-Ferguson, and J.-L. Scartezzini, "A stochastic model of user behaviour regarding ventilation," *Building and Environment*, vol. 25, pp. 173–181, Jan. 1990.
- [104] F. Nicol, "Characterising occupant behaviour in buildings : Towards a stochastic model of occupant use of windows, lights, heaters and fans," in *Building Simulation*, Seventh International IBPSA Conference, (Rio de Janeiro, Brazil), 2001.
- [105] G. Y. Yun and K. Steemers, "Time-dependent occupant behaviour models of window control in summer," *Building and Environment*, vol. 43, pp. 1471–1482, Sept. 2008.
- [106] H. B. Rijal, P. Tuohy, F. Nicol, M. A. Humphreys, A. Samuel, and J. Clarke, "Development of an adaptive window-opening algorithm to predict the thermal comfort, energy use and overheating in buildings," *Journal of Building Performance Simulation*, vol. 1, pp. 17–30, Mar. 2008.
- [107] S. Herkel, U. Knapp, and J. Pfafferott, "Towards a model of user behaviour regarding the manual control of windows in office buildings," *Building and Environment*, vol. 43, pp. 588–600, 2008.
- [108] M. Schweiker, F. Haldi, M. Shukuya, and D. Robinson, "Verification of stochastic models of window opening behaviour for residential buildings," *Journal of Building Performance Simulation*, vol. 5, pp. 55–74, Jan. 2012.
- [109] Y. Zhang and P. Barrett, "Factors influencing the occupants' window opening behaviour in a naturally ventilated office building," *Building and Environment*, vol. 50, pp. 125–134, Apr. 2012.
- [110] R. Andersen, V. Fabi, J. Toftum, S. P. Corgnati, and B. W. Olesen, "Window opening behaviour modelled from measurements in Danish dwellings," *Building and Environment*, vol. 69, pp. 101–113, Nov. 2013.
- [111] V. Fabi, V. Maggiora, S. Corgnati, and R. Andersen, "Occupants' behaviour in office building : stochastic models for windows opening," in *Counting the Cost of Comfort in a changing world*, (London), Counting the Cost of Comfort in a changing world, Apr. 2014.
- [112] S. D'Oca, V. Fabi, S. P. Corgnati, and R. K. Andersen, "Effect of thermostat and window opening occupant behavior models on energy use in homes," *Building Simulation*, vol. 7, pp. 683–694, Dec. 2014.

- [113] V. Fabi, R. V. Andersen, S. Corgnati, and B. W. Olesen, “Occupants’ window opening behaviour : A literature review of factors influencing occupant behaviour and models,” *Building and Environment*, vol. 58, pp. 188–198, Dec. 2012.
- [114] B. Maresca, A. Dujin, and R. Picard, *La consommation d’énergie dans l’habitat entre recherche de confort et impératif écologique*. Centre de recherche pour l’étude et l’observation des conditions de vie, 2009.
- [115] I. Devalière, P. Briant, and S. Arnault, “La précarité énergétique : avoir froid ou dépenser trop pour se chauffer,” tech. rep., Centre Scientifique et Technique du Bâtiment, 2011.
- [116] J. Cavailhès, D. Joly, T. Brossard, H. Cardot, M. Hilal, and P. Wavresky, “La consommation d’énergie des ménages en France,” in *Convention MEEDM-INRA*, p. 0009, 2011.
- [117] L. Penot-Antoniou and R. Zobiri, “Les déterminants de la température de chauffage adoptée par les ménages,” tech. rep., CGDD, 2013.
- [118] S. Kelly, M. Shipworth, D. Shipworth, M. Gentry, A. Wright, M. Pollitt, D. Crawford-Brown, and K. Lomas, “Predicting the diversity of internal temperatures from the English residential sector using panel methods,” *Applied Energy*, vol. 102, pp. 601–621, 2013.
- [119] V. Fabi, R. V. Andersen, and S. P. Corgnati, “Influence of occupant’s heating set-point preferences on indoor environmental quality and heating demand in residential buildings,” *HVAC&R Research*, vol. 19, no. 5, pp. 635–645, 2013.
- [120] J. C. Evarts and L. G. Swan, “Domestic hot water consumption estimates for solar thermal system sizing,” *Energy and Buildings*, vol. 58, pp. 58–65, Mar. 2013.
- [121] C. Beslay, “Individualisation des frais de chauffage et maîtrise de la demande en énergie,” *Énergie et société : Sciences, gouvernances et usages*, vol. 22, pp. 183–191, 2008.
- [122] D. Norman and P. Berkrot, *The Design of Everyday Things*. Basic Books, 1988.
- [123] G. Brisepierre, A. Gaspard, and T. Micheli-Balian, “L’accompagnement des habitants : Une évidence à déconstruire,” tech. rep., Leroy Merlin, 2015.