HAL
open science

Simulation du comportement des usagers dans les bâtiments tertiaires à faible consommation énergétique, en zone tropicale

Maäréva Payet

To cite this version:

Maäréva Payet. Simulation du comportement des usagers dans les bâtiments tertiaires à faible consommation énergétique, en zone tropicale. Eco-conception. Université de la Réunion, 2022. Français. NNT : 2022LARE0022 . tel-04022503

HAL Id: tel-04022503

https://theses.hal.science/tel-04022503

Submitted on 10 Mar 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Ecole Doctorale Sciences, Technologies et Santé (STS)

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 7 Octobre 2022

pour l'obtention du

Doctorat de l'Université de la Réunion

en Physique du bâtiment

par

Maäréva PAYET

Simulation du comportement des usagers dans les bâtiments tertiaires à faible consommation énergétique, en zone tropicale

Composition du jury

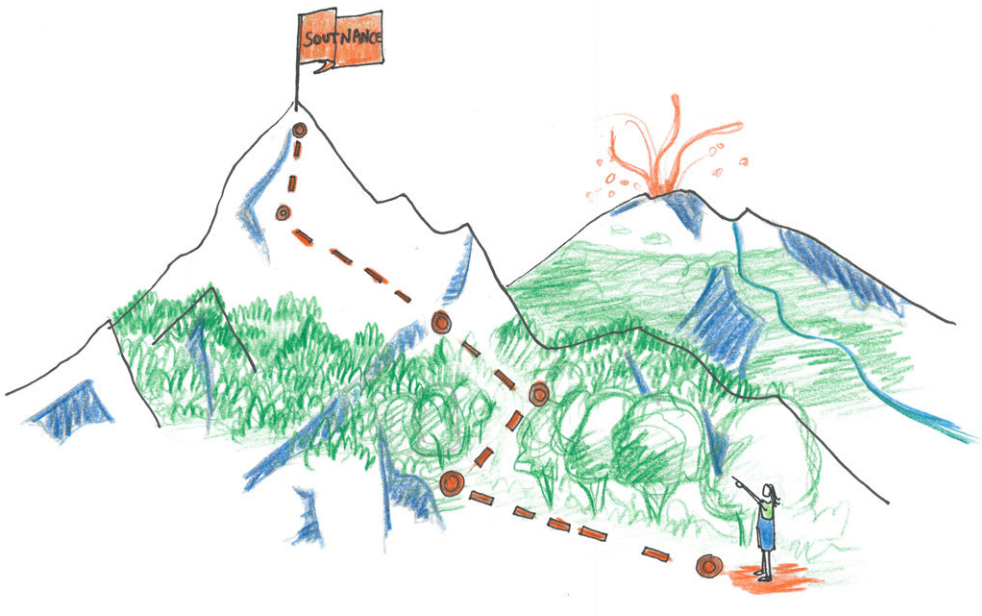
Rapporteuses :	Monika Woloszyn	Professeure, Université Savoie Mont Blanc
	Bérangère Lartigue	Maître de conférences HDR, Université Paul Sabatier Toulouse
Examinatrice :	Manar Amayri	Maître de conférences, Université Grenoble Alpes
Directeur de thèse :	François Garde	Professeur, Université de La Réunion
Co-encadrants de thèse :	Philippe Lauret	Professeur, Université de La Réunion
	Mathieu David	Maître de conférences, Université de La Réunion
Invité :	Antoine Perrau	Architecte et Docteur, LEU Réunion / ENSAM Réunion

Laboratoire de Physique et Ingénierie Mathématique pour l'Energie, l'Environnement et le Bâtiment EA 4518

En convention CIFRE avec le Laboratoire d'Ecologie Urbaine de La Réunion

Bonne lecture.

Remerciements



"Il ne faut pas penser à l'objectif à atteindre, il faut seulement penser à avancer. C'est ainsi, à force d'avancer, qu'on atteint ou qu'on dépasse ses objectifs sans même s'en apercevoir."
Bernard Werber

Lorsque j'ai quitté mon poste d'ingénieure travaux pour me lancer dans l'aventure de la thèse, je ne m'attendais pas à devoir gravir, encore, autant d'épreuves. Des épreuves à la fois personnelles (Combien de fois ai-je remis en question mon sujet ou mes capacités à réussir ?) mais aussi physiques lorsqu'il fallait lutter contre le sommeil pour rendre un article ou un chapitre dans les délais.

Mais ce que je retiendrai par dessus tout, c'est que cette thèse a aussi été parsemée de belles rencontres, de challenges, de découvertes et d'apprentissages constants. Je ressors grandie de cette belle expérience.

Et parce que ce travail n'aurait pas abouti si j'avais été seule, je tiens à remercier un certain nombre de personnes.

Je remercie tout d'abord Monika Wolosyn et Bérangère Lartigue d'avoir accepté de rapporter ce manuscrit en guise de lecture de vacances, ainsi que pour toutes les remarques constructives qu'elles m'ont adressées. Je remercie également Manar Amayri d'avoir bien voulu endosser le rôle d'examinatrice. Je suis vraiment ravie que la parité ait pu être (presque) respectée lors de ma soutenance de thèse.

Je n'aurais certainement jamais démarré cette aventure dans le monde de la recherche sans mon directeur de thèse, François Garde, à qui j'adresse mes remerciements pour la confiance qu'il m'a accordée.

Ce travail n'aurait pas non plus été possible sans l'implication et la bonne humeur permanente de mes co-encadrants Mathieu David et Philippe Lauret. Je les remercie sincèrement

d'avoir toujours répondu présents, de m'avoir accompagné et encouragé pendant ces 3 ans et demi, et d'avoir été aussi réactifs, nuit et jour, dans cette phase de rédaction.

J'ai eu la chance de réaliser ma thèse sereinement grâce à une convention CIFRE avec le Laboratoire d'Ecologie Urbaine (LEU Réunion), bureau d'études spécialisé en aménagement urbain, paysage opérationnel, restauration écologique et qualité environnementale du bâtiment en milieu tropical. LEU fait parti du groupement Ilet Du Centre au même titre que les agences d'architecture LAB Réunion et de structure LET Réunion. Je tiens chaleureusement à remercier l'ensemble des collègues du groupe (Et ex-collègues, Simon, Clara, Emilie et tous les autres...) qui ont contribué à rendre certaines journées moins difficiles grâce à leur bonne humeur, leur passion pour le métier et leurs devinettes.
Merci à Antoine Perrau pour sa confiance tout au long de la thèse, son soutien et son partage d'expériences très enrichissant.
Merci également aux nouveaux gérants, Cédric, Benoit et Patrice de me faire confiance en me donnant l'opportunité de réintégrer l'équipe en tant que chargée de Recherche et Développement.
Une mention spéciale à Maxime qui m'a rejoint en cours de route sur le chemin sinueux de la thèse CIFRE. C'est toujours un plaisir d'échanger avec toi pendant des heures sur les modèles de confort ou la place de la recherche en entreprise. Merci pour ta franchise et ton implication. Je suis heureuse de pouvoir continuer à travailler avec toi.
La deuxième mention spéciale est destinée à Lisa et Florence, deux paysagistes et dessinatrices talentueuses qui m'ont aidée à sublimer, lors d'une soirée petits-fours-bières, l'ensemble des illustrations de ce manuscrit. Il n'aurait pas été le même sans votre touche artistique !

Merci aux membres de mon comité de thèse Stéphane Ploix, Christian Inard et Jean Castaing-Lasvignottes qui ont su m'éclairer sur mon parcours par leurs points de vue ou leurs remarques parfois difficiles à entendre mais constructives, et qui ont également su me mettre à l'épreuve avec des questions auxquelles je n'étais pas préparée !

Je remercie toute l'équipe de l'INP Grenoble où j'ai eu l'occasion de réaliser un court stage de recherche. Merci particulièrement à Manar et Stéphane pour votre accueil, vos conseils qui m'ont permis d'avancer et pour toutes les bonnes adresses de restaurants :) Vous êtes les bienvenus à La Réunion.

Je n'oublie pas toute l'équipe de l'IUT Génie Civil de La Réunion, le personnel de l'ESIROI ainsi que tous les collègues et amis doctorants du laboratoire PIMENT.
Merci à Maïtié et Hélène pour vos conseils toujours pertinents, à Edel pour votre bienveillance et votre implication auprès des doctorants, vous êtes une vraie source de motivation !
Je remercie Vanessa Dijoux pour son professionnalisme et son efficacité à la gestion administrative du laboratoire.
Jérôme Vigneron, merci pour ton aide précieuse en instrumentation et pour tes petites blagues qui me manqueront !
Un grand merci à Lionel qui a su faire preuve d'une (très) grande patience lors de mon apprentissage sur Python et Overleaf. Merci pour ta pédagogie, ta bonne humeur et ton dévouement.
Je remercie également tous les étudiants que j'ai eu l'occasion d'encadrer et qui ont participé ponctuellement à ce travail de thèse.

Il me tient à coeur de remercier toutes mes collègues de l'association Elles Bougent délégation La Réunion qui sont pour moi des modèles de femmes inspirantes. Grâce à elles et aux différentes

actions que nous menons, j'ai compris que tout était possible, dans n'importe quel domaine, et qu'il n'y avait pas UN chemin mais plusieurs voies possibles pour atteindre nos objectifs.

Merci à Francis Cabrel et au lagon de l'Etang Salé les Bains qui ont été des remèdes anti-stress indéniables : efficacité prouvée !

Au terme de ce parcours, je terminerai par remercier mes proches.
Aurélie mon mentor, merci pour ton peps, ton soutien et la préparation mentale avant (et après...) MT180. Clarisse, Laurence, Laeti, merci d'être là pour me faire sourire et pour vos mots toujours réconfortants. Tahiana, merci de faire partie de ma vie, tu es toujours présente malgré les kilomètres qui nous séparent. Chacune d'entre vous est également pour moi un modèle de wonderwoman.
Brice, merci d'avoir supporté mes états d'âme, mes doutes constants et d'avoir tenté à plusieurs reprises de comprendre mes travaux.
Une petite pensée pour Agnès et ses cours particuliers d'anglais. Grâce à toi les conférences internationales ne me font plus peur !
Marraine, Christian, Dominique et Philippe, je sais que vous auriez aimé être présents physiquement à ma soutenance. Merci de croire en moi.
Enfin, les mots ne suffiraient pas pour décrire tout ce qu'ils représentent pour moi, les meilleurs, mes parents. Maman, Papa, merci pour tout l'amour et le soutien que vous m'avez toujours apportés. Je vous aime et j'espère que vous êtes fiers de moi.

Grâce à vous tous, j'arrive au bout de ce périple. Terminés les "Je le ferai après la thèse". Maintenant ça y est, il est temps d'avancer vers d'autres sommets.
Place à de nouveaux projets !

Table des matières

Table des sigles et acronymes **xi**

Introduction générale **1**

1 Contexte, définitions et état de l'art **5**

1.1 Le bâtiment tropical face aux enjeux environnementaux 6

1.1.1 Le rôle clé du secteur bâtiment 6

1.1.2 Climat de la zone tropicale humide et enjeux énergétiques 7

1.1.3 Le cas spécifique de l'île de La Réunion 9

1.2 La conception de bâtiments à faible consommation énergétique en climat tropical humide 10

1.2.1 Les règles d'or 10

1.2.2 Évolution des réglementations, labels et outils : des adaptations pour le climat tropical humide de La Réunion 13

1.2.3 Pratiques des bureaux d'études et difficultés rencontrées 15

1.3 Comportements des usagers 20

1.3.1 Les comportements des usagers et leur impact énergétique sur le bâtiment 20

1.3.2 La chaîne des acteurs, de la conception à l'exploitation 23

1.3.3 Modélisation des comportements des usagers dans la littérature 25

1.4 Conclusion du chapitre : les verrous identifiés et contributions du travail de thèse 31

2 Observation des comportements dans un cas d'étude concret : partie expérimentale **33**

2.1 Présentation de l'étude de cas 34

2.1.1 Le bâtiment de l'Ilet du Centre 34

2.1.2 Les usagers du bâtiment 37

2.1.3 Détail des commandes disponibles 38

2.2 Instrumentation 41

2.2.1 État de l'art 41
2.2.2 Acquisition des données 42
2.2.3 Difficultés de la tâche expérimentale 46
2.3 Analyse des données 48
2.3.1 Analyse statistique temporelle 48
2.3.2 Analyse spatiale 54
2.4 Conclusion du chapitre et contributions 56

3 Modélisation de l'occupation et du comportement des usagers 59

3.1 Choix de classifieurs pour modéliser le comportement des usagers 60
3.1.1 Justification de la classification 60
3.1.2 Préparation des données 61
3.2 Techniques de classification sélectionnées 64
3.2.1 Régression logistique 65
3.2.2 Arbre de décision 66
3.2.3 Forêt aléatoire 68
3.2.4 Réseau bayésien 69
3.2.5 Comparaison des techniques 71
3.3 Modélisation des comportements 72
3.3.1 Construction des modèles 72
3.3.2 Évaluation de la performance des modèles 73
3.3.3 Modélisation de l'occupation 75
3.3.4 Modélisation des comportements individuels 77
3.3.5 Modélisation des comportements combinés 79
3.4 Comparaison des modèles et des techniques utilisées 79
3.5 Expertise apportée par les modèles en complément d'une simulation thermique dynamique 83
3.6 Conclusion du chapitre et contributions 87

4 Intégration des modèles de comportements dans le processus de conception 89

4.1 Choix de l'outil de simulation thermique dynamique 90

4.2 Proposition d'une méthode de couplage des modèles de comportement avec EnergyPlus 91

4.2.1 Choix de la méthode d'intégration des comportements usagers 91

4.2.2 Mise en oeuvre de l'intégration des modèles de comportement dans EnergyPlus 94

4.3 Application sur le cas d'étude 96

4.3.1 Méthode de calibration et de validation du modèle du bâtiment 96

4.3.2 Première étape de calibration 99

4.3.3 Deuxième étape de calibration et validation 103

4.4 Comparaison des simulations 107

4.4.1 Simulation type bureau d'études : les hypothèses 108

4.4.2 La simulation PythonPlugin 109

4.4.3 Résultats des simulations 109

4.5 Conclusion du chapitre et contributions 113

Conclusion générale et perspectives 115

A Questionnaire sur la méthodologie employée en conception à destination des bureaux d'études 119

B Article publié dans Energy and Buildings 123

C Fiche technique du Duripanel 139

D Fiche technique du TRESPA 153

E Comparaison des températures intérieures et humidités relatives simulées 157

F Code permettant d'intégrer le modèle de comportement n°1 via méthode PythonPlugin 159

Bibliographie 163

Table des figures

1 Organisation du manuscrit de thèse 3

1.1 Carte mondiale de la classification Köppen-Trewartha KTC, basées sur les données CRU TS 3.10 pour la période 1961-1990 sur une grille régulière de 0,5° de latitude/longitude [10] 8

1.2 Carte du climat de la Réunion selon la classification de Köppen d'après [22] . . . 10

1.3 Intégration de la végétation dans un projet de construction, préconisations du guide JACO, des JArdins pour le COnfort [32] 12

1.4 Résultats obtenus à la question : En phase ESQUISSE, quels outils utilisez-vous habituellement pour estimer le futur impact énergétique du bâtiment tertiaire ? Et en phase de PROJET définitif ? 17

1.5 Résultats obtenus à la question : Comment déterminez-vous les hypothèses d'entrée dans les simulations thermiques dynamiques (occupation par les occupants, utilisation des équipements etc.) ? 18

1.6 Facteurs qui conditionnent les comportements des occupants dans les bâtiments . 22

1.7 Qui sont les acteurs qui impactent la performance énergétique du bâtiment en climat tropical humide 24

1.8 Quelles sont les méthodes de modélisation des comportements occupants ? 27

1.9 Principe de fonctionnement d'un modèle déterministe vs modèle probabiliste . . 28

2.1 Vue sur façade Nord Nord-Est de l'Ilet du Centre. Débord horizontal en bois couplé à des brises-soleil horizontaux. Crédit image : Hervé Douris 34

2.2 Vue sur façade Sud Sud-Ouest de l'Ilet du Centre. Brises-soleil verticaux inclinés. Crédit image : Hervé Douris 35

2.3 Vue intérieure des bureaux de l'Ilet du Centre. Open-space équipé de jalousies toute hauteur et de brasseurs d'air 36

2.4 Tranches d'âge des usagers de l'Ilet du Centre 37

2.5 Les commandes disponibles à L'Ilet du Centre 38

2.6 Schéma de principe d'une fenêtre type "jalousie" [115] 39

2.7 Fonctionnement d'un brasseur d'air. Issu du livret 3 du programme PREBAT [1] [25]. Crédit image : Jacques Gandemer 40

1. *Programme de Recherche et d'Expérimentation sur l'énergie dans le BAtiment*

2.8 Contact magnétique en position 0 "ouverte" 43

2.9 Contact magnétique en position 1 "fermée" 43

2.10 Schéma de branchement du système de mesure par concentrateur multivoies Omegawatt 44

2.11 Plan d'implantation des commandes, Rez-De-Chaussée et étage des bureaux de l'Ilet du Centre 45

2.12 Différence entre les mesures de température d'air intérieure relevées par chacun des capteurs et la moyenne 48

2.13 Synthèse annuelle des données de température et humidité intérieure 49

2.14 Diagramme de Givoni des conditions de confort intérieur de l'Ilet du Centre sur la période 2019-2021 50

2.15 Répartition des puissances moyennes par sous-usage 50

2.16 Répartition horaire des puissances moyennes par chaque sous-usage 51

2.17 Corrélations entre le comportement des usagers, c'est-à-dire l'utilisation des brasseurs d'air et l'ouverture des jalousies, et la température de l'air intérieur, l'humidité relative intérieure et la vitesse du vent extérieur. En vert foncé les points situées dans la zone de confort de Givoni à 0 m/s, en vert clair les points dans la zone à 0.5 m/s, en jaune la zone à 1 m/s et en rouge les points dans la zone d'inconfort. 52

2.18 Ratio d'utilisation des commandes en fonction de la température de l'air intérieure et de l'humidité relative intérieure 54

2.19 Comparaison du niveau d'utilisation des jalousies en fonction de leur localisation, pour le mois de Novembre 2020. En vert = partie basse du bloc jalousie ouverte / en orange = partie haute ouverte 55

2.20 Localisation des jalousies les moins utilisées sur le mois de Novembre 2020 56

2.21 Comparaison de l'utilisation des blocs inférieurs et supérieurs des jalousies 56

3.1 Évolution des actions sur les jalousies et brasseurs d'air sur 3 journées consécutives de Février 2021 (période estivale) 61

3.2 Évolution du niveau d'utilisation des brasseurs d'air entre février 2020 et juin 2021 62

3.3 Répartition des données par classe pour les commandes jalousies en vert et brasseurs d'air en bleu 62

3.4 Représentation du niveau d'utilisation des jalousies sur le diagramme de GIVONI. En orange les points pour lesquels le niveau d'utilisation est "Faible", en bleu "Moyen" et en vert "Fort") 63

3.5 Représentation du niveau d'utilisation des brasseurs d'air sur le diagramme de GIVONI. En orange les points pour lesquels le niveau d'utilisation est "Faible", en bleu "Moyen" et en vert "Fort") 64

3.6 Modèle régression logistique : probabilité d'appartenance à la classe "Forte" en fonction de la température intérieure 65

3.7 Principe d'un arbre de décision 67

3.8 Principe d'une forêt aléatoire 69

3.9 Principe d'un réseau bayésien 70

3.10 Cartographie des techniques de classification par apprentissage automatique utilisées 72

3.11 Méthodologie globale employée pour modéliser les comportements des usagers dans les bâtiments à faible consommation énergétique en climat tropical. Dans ce schéma, LR signifie régression logistique, DT arbre de décision, RF forêt aléatoire et BN réseaux bayésiens 73

3.12 Exemple d'une matrice de confusion obtenue pour la classe Faible d'utilisation des jalousies estimée par le modèle 74

3.13 Corrélation entre données d'occupation mesurées et estimées par le modèle DT . 76

3.14 4 premiers niveaux de profondeur de l'arbre de décision de régression obtenu pour l'estimation de l'occupation 76

3.15 Arbre de décision de régression obtenu pour l'estimation du pourcentage de personnes présentes en fonction de l'heure de la journée et du ratio de consommation des prises de courant par mètre carré. 77

3.16 Modèle 1 : Description du modèle pour l'estimation du niveau d'utilisation des jalousies. Notez que le classifieur peut être une régression logistique (RL), un arbre de décision (DT), une forêt aléatoire (RF) ou un réseau bayésien (BN). . . 78

3.17 Modèle 2 : Description du modèle pour l'estimation du niveau d'utilisation des BA. Notez que le classifieur peut être une régression logistique (RL), un arbre de décision (DT), une forêt aléatoire (RF) ou un réseau bayésien (BN). 78

3.18 Modèle 3 : Description du modèle pour l'estimation du niveau d'utilisation des brasseurs d'air avec des informations connues sur l'utilisation des jalousies. Notez que le classifieur peut être une régression logistique (RL), un arbre de décision (DT), une forêt aléatoire (RF) ou un réseau bayésien (BN). 79

3.19 Modèle 4 : Combinaison de modèles pour estimer le niveau d'utilisation des brasseurs d'air, avec comme entrée le niveau estimé d'utilisation des jalousies. Notez que le classifieur peut être une régression logistique (RL), un arbre de décision (DT), une forêt aléatoire (RF) ou un réseau bayésien (BN). 79

3.20 Scores F1 moyens obtenus pour l'estimation du niveau d'utilisation des jalousies (Modèle 1) 80

3.21 Scores F1 moyens obtenus pour l'estimation du niveau d'utilisation des brasseurs d'air sans données sur les jalousies (modèle 2) VS intégration des données sur les jalousies : cas idéal lorsque cette information est connue d'avance (modèle 3) VS combinaison avec le modèle 1 (modèle 4) 81

3.22 Comparaison des modèles proposés avec des modèles de la littérature pour l'utilisation des brasseurs d'air, fonction de la température intérieure 82

3.23 Importance des variables d'entrée dans le modèle 1 prédisant l'utilisation des jalousies 83

3.24 Importance des variables d'entrée dans le modèle 4 prédisant l'utilisation des brasseurs d'air 83

3.25 Estimation du niveau d'utilisation des jalousies : Règles pratiques obtenues pour le modèle 1 84

3.26 Estimation du niveau d'utilisation des brasseurs d'air : Règles pratiques obtenues pour le modèle 4, à partir du modèle 1 84

3.27 Encadrement du taux d'utilisation des jalousies le plus probable en fonction de la température intérieure 85

3.28 Encadrement du taux d'utilisation des brasseurs d'air le plus probable en fonction de la température intérieure 85

4.1 Principe de fonctionnement du logiciel de STD [2] EnergyPlus 91

4.2 Les méthodes d'interaction avec EnergyPlus 93

4.3 Méthodes d'interaction entre EnergyPlus et Python 93

4.4 Déroulement de la simulation EnergyPlus avec intégration du modèle de comportement n°1 94

4.5 Échange de données entre les capteurs et les actionneurs lors de la mise en oeuvre du PythonPlugin. Avec FO le facteur d'ouverture des jalousies, Ratio Elec la puissance totale des brasseurs d'air de la zone, Tint la température intérieure de la zone, HRint l'humidité relative de la zone et Occ le taux d'occupation dans la zone. 96

4.6 Modèle de bâtiment sous Sketchup, vue sur façade Nord de l'Ilet du Centre . . . 99

4.7 Modèle de bâtiment sous Sketchup, vue intérieure des bureaux de l'Ilet du Centre depuis la façade Sud affichée sans les masques solaires 99

4.8 Les flux d'air dans le bâtiment 102

2. *Simulation Thermique Dynamique*

4.9 Processus de calibration du modèle de bâtiment 104

4.10 Planning d'utilisation des brasseurs d'air dans la simulation BE sur l'année (hypothèse) 108

4.11 Planning d'ouverture des jalousies dans la simulation BE sur une semaine type (hypothèse) 108

4.12 Comparaison des puissances moyennes horaires des brasseurs d'air obtenues par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur l'année 2020 109

4.13 Comparaison des puissances moyennes horaires des brasseurs d'air obtenues par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur 1 mois de mi-saison en 2020) . . . 110

4.14 Comparaison des puissances moyennes horaires des brasseurs d'air obtenues par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur 1 mois d'été en 2020) 110

4.15 Comparaison du facteur d'ouverture des jalousies simulées par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur l'année 2020) 111

4.16 Comparaison du facteur d'ouverture des jalousies simulées par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur 1 mois de mi-saison en 2020) 111

E.1 Comparaison de la température intérieure simulée par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur l'année 2020 157

E.2 Comparaison de la température intérieure simulée par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur période d'avril 2020 157

E.3 Comparaison de l'humidité relative simulée par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur l'année 2020 158

E.4 Comparaison de l'humidité relative simulée par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur période d'avril 2020 158

Liste des tableaux

2.1 Équipements de mesure à l'intérieur du bâtiment 44

3.1 Comparaison des techniques de classification utilisées 72

3.2 Résumé des variables utilisées pour construire les modèles 78

3.3 Résultats de performance complets, classe par classe, du modèle 1 81

3.4 Résultats de performance complets, classe par classe, des modèles 2, 3 et 4 81

4.1 Comparaison des méthodes d'intégration des comportements usagers dans la simulation thermique dynamique 94

4.2 Calibration de modèles de bâtiment à partir de données mesurées de température et métriques utilisées 98

4.3 Caractéristiques thermiques des parois horizontales 100

4.4 Caractéristiques thermiques des parois verticales opaques 100

4.5 Caractéristiques thermiques des parois intérieures 100

4.6 Caractéristiques thermiques du vitrage 100

4.7 Comparaison de coefficients de décharges de la littérature 103

4.8 Semaines simulées lors des processus de calibration et de validation du modèle de l'Ilet du Centre 104

4.9 Modifications apportées au modèle lors du processus de calibration 105

4.10 Comparaison des métriques pour la calibration à partir des données de températures intérieures sur la semaine S1 (sans occupation) 105

4.11 Comparaison des métriques pour la calibration à partir des données d'humidités relatives sur la semaine S1 (sans occupation) 105

4.12 Résultats de validation horaire à partir des températures intérieures 106

4.13 Résultats de validation horaire à partir de l'humidité relative 106

4.14 Résultats de validation mensuelle à partir de la température intérieure 107

4.15 Résultats de validation mensuelle à partir de l'humidité relative 107

4.16 Comparaison des différentes simulations de l'Ilet du Centre 112

Table des sigles et acronymes

ADEME	*Agence de l'environnement et de la maîtrise de l'énergie*
AIE	*Agence Internationale de l'Énergie*
API	*Application Programming Interface*
ASHRAE	*American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning*
BA	*Brasseur d'Air*
BCVTB	*Building Controls Virtual Test Bed*
BN	*Bayesian Network*
COSTIC	*Centre d'études et de formation pour le génie climatique*
CV(RMSE)	*Coefficient of Variation of the Root Mean Square Error*
DOE	*U.S. Department of Energy*
DT	*Decision Tree*
EMS	*Energy Managment System*
EPW	*EnergyPlus Weather format*
ERL	*EnergyPlus Runtime Language*
ESP-r	*Energy Simulation Software tool*
FEMP	*Federal Energy Management Program*
FN	*False Negative*
FP	*False Positive*
GES	*Gaz à Effet de Serre*
GIEC	*Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat*
IDA ICE	*Indoor Climate Energy*
IDD	*Input Data Dictionnary*
IDF	*Input Data File*
IES-VE	*Integrated Environmental Solutions - Virtual Environment*
INSEE	*Institut national de la statistique et des études économiques*
IPMVP	*International Performance Measurements and Verification Protocol*
LAB	*Laboratoire d'Architecture Bioclimatique*
LET	*Laboratoire d'Etudes Techniques*
LEU	*Laboratoire d'Ecologie Urbaine*
LR	*Logistic Regression*
MAD	*Max Absolute Difference*
MBE	*Mean bias error*
NMBE	*Normalized Mean Bias Error*
PACTE	*Programme d'Action pour la Qualité de la Construction et la Transition Énergétique*
PERENE	*PERformance ÉNErgétique des bâtiments à La Réunion*

PIMENT	*Physique et Ingénierie Mathématique pour l'énergie, l'environnement et le bâtiment*
PREBAT	*Programme de Recherche et d'Expérimentation sur l'énergie dans le BAtiment*
PV	*Photovoltaïque*
RE 2020	*Réglementation Environnementale 2020*
RF	*Random Forest*
RMSE	*Root Mean Square Deviation*
RTAADOM	*Réglementation Thermique, Acoustique et Aéraulique dans les Départements et Régions d'Outre-Mer*
SS	*Skill Score*
STD	*Simulation Thermique Dynamique*
TEC-Tec	*Tropical Énergie Carbone Réduction*
TN	*True Negative*
TP	*True Positive*

Introduction générale

Un rapport de l'Université Australienne James Cook indique que près de **50% de la population mondiale vivra dans la ceinture intertropicale d'ici 2050**. Cette partie du monde sera donc confrontée à une augmentation des besoins énergétiques. **Réduire la demande en énergie liée à la climatisation**, actuellement le poste le plus consommateur dans les bâtiments tertiaires, tout en garantissant le confort des usagers, constitue le défi le plus important à relever.

Dans ces zones, ce sont les conditions météorologiques en période estivale qui sont les plus contraignantes pour le confort des usagers. Les températures restent relativement constantes et chaudes tout au long de l'année. L'humidité et le rayonnement solaire présentent également des niveaux élevés. A La Réunion, ce climat est tempéré par les alizés, des vents réguliers qu'on retrouve dans les régions intertropicales, soufflant d'est en ouest.

Ces conditions climatiques permettent le **développement de bâtiments bioclimatiques à faible consommation énergétique** qui utilisent des solutions passives ou à faible consommation d'énergie pour créer un environnement confortable pour les usagers, tout en réduisant la part des systèmes fortement consommateurs. L'utilisation de la climatisation pour ce type de bâtiments est donc différente des pratiques observées dans des climats tempérés.

Parmi les alternatives à l'utilisation de la climatisation, on peut citer la **ventilation naturelle traversante**, possible grâce à de nombreuses ouvertures positionnées sur des façades opposées. C'est la différence de pression entre ces façades, qui constitue le moteur principal du flux d'air intérieur. Des **brasseurs d'air peuvent également servir de complément** pendant les périodes les plus chaudes et humides qui sont en général des périodes de vent plutôt calme.

Or, plus les températures et l'humidité à l'intérieur des bâtiments vont être élevées, plus il sera difficile de maintenir des conditions confortables uniquement par le biais de ces solutions, et plus les usagers seront tentés de rajouter des systèmes de rafraîchissement actifs à forte consommation d'énergie pour y parvenir. Une conception bioclimatique pouvant difficilement être efficiente en cas de phénomène climatique extrême, doit-on recourir à des systèmes actifs pour palier à quelques jours d'inconfort par an ? **Les usagers utiliseront-ils le bâtiment comme prévu en conception, ou engendreront-ils des consommations non anticipées ?** Ce sont ces questions que se posent les bureaux d'études et qui rendent **difficile l'estimation précise des futures consommations énergétiques en phase de conception.**

Lors de cette phase, de réels efforts sont déployés pour réduire l'impact environnemental du secteur du bâtiment. La phase d'exploitation reste cruciale, et pourtant, elle est souvent négligée ou même omise par l'équipe de conception. De nombreuses études ont montré que l'impact du **comportement des usagers sur la consommation d'énergie des bâtiments était mal estimé par les concepteurs**, en raison du grand nombre de facteurs qui doivent être pris en compte. Par conséquent, des écarts entre la performance énergétique prévue par les logiciels de simulation et la performance énergétique réelle des bâtiments existent. Ce constat est **d'autant plus vrai en climat tropical pour lequel peu d'informations sur le comportement des usagers dans les bâtiments bioclimatiques tertiaires sont disponibles dans la**

littérature.

Cette thèse CIFRE est issue d'un travail collaboratif entre le laboratoire de recherche PIMENT (Physique et Ingénierie Mathématique pour l'Energie, l'Environnement et le Bâtiment) rattaché à l'Université de La Réunion et spécialisé en physique du bâtiment, et le bureau d'étude LEU Réunion (Laboratoire d'Ecologie Urbaine Réunion) spécialisé en qualité environnementale des bâtiments.

Cette thèse contribue à fournir de nouveaux outils pour comprendre et intégrer avec plus de précision, le comportement des usagers de bâtiments tertiaires à faible consommation énergétique en climat tropical humide, dans le processus de conception. Ce travail s'inscrit dans une volonté et un besoin global d'améliorer les hypothèses habituellement prises par les concepteurs.

Pour ce faire, nous avons d'abord suivi les actions des usagers dans un bâtiment tertiaire bioclimatique situé dans le climat tropical humide de La Réunion. Quatre techniques d'apprentissage automatique ont été mises en œuvre pour modéliser les comportements : la régression logistique, les arbres de décision, les forêts aléatoires et les réseaux bayésiens. Plus précisément, les modèles développés permettent d'estimer l'utilisation des commandes passives (type de fenêtres appelées jalousies) et à faible consommation d'énergie (brasseurs d'air) en prenant en compte le niveau de confort hygrothermique. De plus, comme les actions et les commandes considérées sont liées, un modèle combiné représentant les relations entre ces deux commandes est également proposé. Les modèles de comportement développés ont ensuite été couplés à un modèle de bâtiment qui a été simulé avec un logiciel de simulation thermique dynamique couramment employé par les concepteurs.

Ce manuscrit est organisé en quatre chapitres. En partant de la définition des mots clés du titre de cette thèse, le **chapitre 1** positionne le secteur du bâtiment dans le contexte actuel d'urgence environnementale. Nous détaillons ensuite les principes de conception des bâtiments à faible consommation énergétique adaptés au cas spécifique du climat tropical humide et les enjeux associés. Un état de l'art sur les comportements des usagers vis-à-vis des commandes disponibles dans les bâtiments est proposé avec notamment un détail des paramètres qui les conditionnent. La difficulté qu'ils impliquent pour les bureaux d'études en conception lorsque ces derniers doivent estimer l'impact énergétique du futur projet de construction est également explicitée, et les méthodes utilisées dans la littérature et par les professionnels du secteur sont présentées. A la fin de ce premier chapitre, les principales contributions de ce travail de thèse, qui ont permis de lever les verrous identifiés, sont exposées.

Le **chapitre 2** décrit la première contribution de ce travail de thèse, à savoir la mise en place d'une étude expérimentale ayant pour objectif d'acquérir des données sur les comportements des usagers dans un bâtiment tertiaire à faible impact environnemental en climat tropical humide. Le cas d'étude, les usagers et le protocole d'instrumentation sont présentés. Les données récoltées sont ensuite analysées selon les points de vue statistique et spatio-temporel.

Le **chapitre 3** porte sur la modélisation de l'occupation et des comportements usagers à partir de la base de données constituée. Le fonctionnement des quatre techniques d'apprentissage automatique sélectionnées dans cette thèse est détaillé. Nous présentons ensuite la méthodologie de construction des modèles de comportements, de la préparation des données jusqu'à la combinaison des modèles entre eux. Leurs performances sont finalement comparées et des règles

expertes, utilisables en conception en complément d'une simulation thermique dynamique, sont proposées.

Enfin, l'intégration des modèles développés dans le processus de conception fait l'objet du **chapitre 4**. Après avoir sélectionné un outil de simulation thermique dynamique, une méthode de couplage des modèles de comportement avec un modèle de bâtiment est mise en œuvre. Elle est appliquée au cas d'étude, préalablement calibré et validé à partir des données de températures et humidités mesurées sur l'année 2020. Les résultats de simulation obtenus avec et sans couplage sont comparés afin de déterminer la performance de la méthode proposée.

La figure 3.11 résume l'organisation générale de ce travail de thèse.

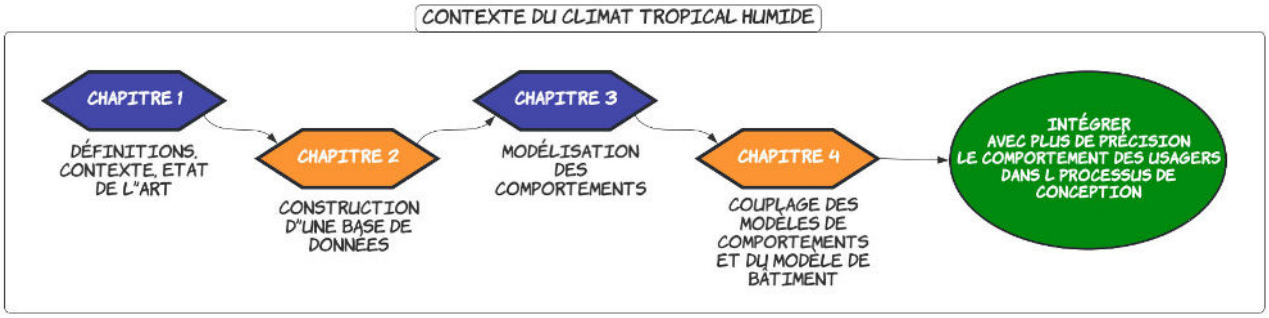
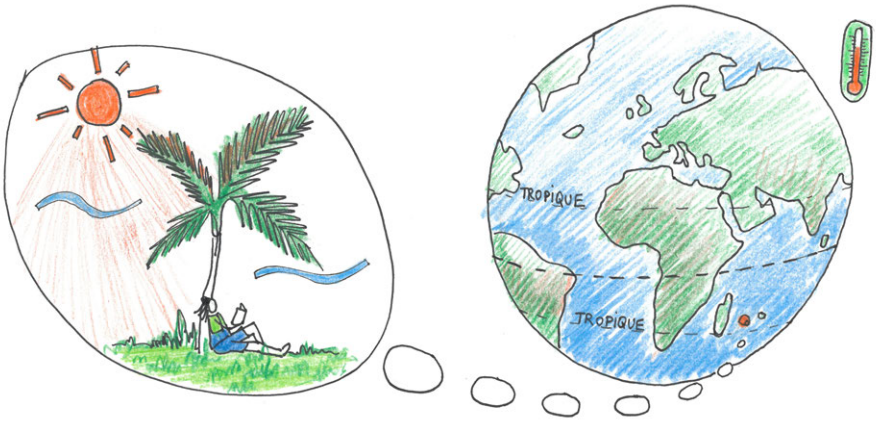


FIGURE 1 – Organisation du manuscrit de thèse

Chapitre 1

Contexte, définitions et état de l'art



"Il vaut mieux penser le changement, que changer le pansement." Francis Blanche

Sommaire

1.1 Le bâtiment tropical face aux enjeux environnementaux 6
1.1.1 Le rôle clé du secteur bâtiment 6
1.1.2 Climat de la zone tropicale humide et enjeux énergétiques 7
1.1.3 Le cas spécifique de l'île de La Réunion 9
1.2 La conception de bâtiments à faible consommation énergétique en climat tropical humide 10
1.2.1 Les règles d'or 10
1.2.2 Évolution des réglementations, labels et outils : des adaptations pour le climat tropical humide de La Réunion 13
1.2.3 Pratiques des bureaux d'études et difficultés rencontrées 15
1.3 Comportements des usagers 20
1.3.1 Les comportements des usagers et leur impact énergétique sur le bâtiment . 20
1.3.2 La chaîne des acteurs, de la conception à l'exploitation 23
1.3.3 Modélisation des comportements des usagers dans la littérature 25
1.4 Conclusion du chapitre : les verrous identifiés et contributions du travail de thèse 31

Ce premier chapitre vise à positionner les travaux menés durant cette thèse dans le contexte environnemental et énergétique actuel. Les mots-clés du titre cette thèse ainsi que les principaux concepts y sont définis et détaillés.

1.1 Le bâtiment tropical face aux enjeux environnementaux

1.1.1 Le rôle clé du secteur bâtiment

Dans son 6ème rapport publié en août 2021 [1], le Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (GIEC[1]) a annoncé qu'il était «scientifiquement établi » que la principale cause du réchauffement climatique était liée aux activités humaines dégageant des quantités importantes de gaz à effet de serre (GES[2]). Ce rapport indique également qu'il ne faudrait pas émettre plus 300 gigatonnes de dioxyde de carbone d'ici 2100, pour éviter de dépasser le seuil de 1.5 °C de réchauffement climatique moyen sur la surface de La Terre.

En France le secteur du bâtiment, résidentiel et tertiaire confondu, produit 17% des émissions de GES [2]. Cependant cette valeur peut être augmentée si les déplacements liés aux choix d'urbanisme, favorisant les constructions neuves plutôt que la réhabilitation, ainsi que le transport des matériaux de construction sont intégrés. En 2020 bien qu'il n'était pas le premier de la liste concernant les émissions de GES, le secteur du bâtiment était le plus gros consommateur d'énergie finale avec 49 %, devant les transports et l'industrie [3].

Gros consommateur signifie potentiellement une marge de progression importante dans la réduction de l'empreinte énergétique et environnementale de ce secteur. Qui plus est, il apparaît comme un des leviers le plus facilement accessible à moyen terme, aux vues des possibilités d'améliorations non exploitées. Dans ce contexte d'urgence climatique, nous devons réduire l'impact environnemental global des bâtiments. Cela revient à diminuer les besoins qu'ils soient énergétiques ou en matériaux. On peut citer comme solutions : l'amélioration du bilan carbone global des projets de construction (des matériaux de construction, jusqu'à l'énergie d'exploitation, en passant par le transports des usagers du bâtiment), la rénovation énergétique et thermique des bâtiments avec notamment la prise en compte du climat, l'utilisation de sources d'énergies renouvelables ou encore l'amélioration de l'efficacité énergétique des systèmes.

La mise en oeuvre de ces solutions passe aussi par le développement de **bâtiments à faible consommation énergétique**, frugaux c'est à dire économes tant en énergie qu'en ressources matériaux, tout en assurant le confort des usagers. Leurs performances sont d'abord imposées par les réglementations thermiques, puis améliorées en respectant des labels ou des référentiels d'aide à la conception spécifiques. Un manifeste pour une frugalité "heureuse et créative" [4], partagé par un certain nombre d'acteurs du milieu de la construction en France, a d'ailleurs été mis en place dans une optique de partage d'idées, de techniques et de ressources, permettant ainsi de généraliser ce type de construction.

Dans cette optique, plusieurs typologies de bâtiments à faible consommation énergétique ont vu le jour ces dernières années [5]. Les dénominations varient selon les pays [6]. On retrouve par exemple :

- les bâtiments basse consommation ("Low energy building") qui correspondent à des bâtiments pour lesquels les besoins énergétiques sont plus faibles que pour des bâtiments standards ;
- les bâtiments passifs ("Passive building") qui sont faibles consommateurs et qui n'utilisent

1. *Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat*
2. *Gaz à Effet de Serre*

aucun système actif ;

- les bâtiments hybrides ou en mode mixte ("Mixed mode building") dans lesquels différentes combinaisons de conditionnement d'air sont mises en oeuvre pour réduire les consommations d'énergie ;
- les bâtiments producteurs d'énergie ("Near zero energy building") qui disposent de moyens de production d'énergie locaux ;
- les bâtiments « zéro énergie » ("Net zero energy building") qui ont de faibles besoins énergétiques ainsi qu'une production locale. Leur bilan énergétique net annuel est nul ;
- Les bâtiments à énergie positive ("Plus energy building ") pour lesquels la production d'énergie dépasse le niveau des bâtiments zéro énergie. Ils peuvent être raccordés au réseau de distribution et exporter le surplus d'électricité ;
- Les bâtiments autonomes pour lesquels l'apport énergétique ne dépend d'aucune ressource distante. Cela impose des moyens de stockage d'énergie en local. Ils sont adaptés aux sites isolés.

Ces typologies de bâtiments à faible consommation énergétique utilisent l'**approche bioclimatique**, que Thiers, S. [6] définit comme une technique permettant d'améliorer la conception de l'enveloppe du bâtiment. En prenant en considération à la fois les risques (chaleur, pluie, vent) mais également les atouts du climat (lumière, fraîcheur naturelle), il est possible d'optimiser l'implantation, l'orientation, la compacité du bâtiment afin d'utiliser le moins possible d'équipements techniques, consommateurs d'énergie. L'objectif étant de réduire la demande en énergie, tout en assurant le confort des usagers.

Cette notion d'approche bioclimatique a d'ailleurs été introduite dans la réglementation thermique RT 2012 [7] applicable en France métropolitaine, avec le coefficient Bbio, qui sert à mesurer la qualité de conception. La valeur de ce coefficient a ensuite été recadrée par la nouvelle réglementation environnementale RE 2020 [3]. Un même bâtiment placé dans deux pays différents, n'aura pas forcément une performance identique. Si l'objectif est de s'adapter à des conditions hivernales froides, ou si au contraire, le but est d'éviter les surchauffes en saison chaude, les moyens déployés ne seront pas les mêmes. Chaque projet doit être conçu pour s'adapter à son environnement et il est donc impératif de bien connaître le climat sur site pour orienter les choix de conception.

1.1.2 Climat de la zone tropicale humide et enjeux énergétiques

Lorsqu'au tout début du 20ème siècle, Köppen [8] propose sa première version de la classification des climats, présentée par la suite par Geiger, l'idée initiale était de cartographier les biomes terrestres dans le but d'étudier la répartition des espèces végétales. Cette classification de Köppen-Geiger est encore aujourd'hui largement utilisée pour de nombreuses applications [9]. Dans ce système, les climats sont classés en fonction de valeurs seuils, de la saisonnalité de la température de l'air et des précipitations mensuelles. Les zones soumises à un climat tropical, et qui se trouvent entre les tropiques du Cancer et du Capricorne, sont dans la classe A. En s'appuyant sur ce principe original, Trewartha a plus tard, proposé une nouvelle classification appelée "Köppen-Trewartha" [10], qui ajuste les critères de température originaux et les seuils entre les climats humides et secs. Ainsi, parmi les 6 groupes climatiques principaux qui sont redéfinis, le groupe A de la classification Köppen-Trewartha englobe les **climats tropicaux**

3. *Réglementation Environnementale 2020*

humides. Les critères d'appartenance à cette classe sont :

- Une température moyenne de l'air de chaque mois de l'année supérieures à 18°C ;
- Des précipitations supérieures au seuil R :

$$R = 2.3 \times T - 0.64 \times Pw + 41 \tag{1.1}$$

avec Pw le pourcentage des précipitations annuelles survenant en hiver et T la température annuelle moyenne en °C.

La figure 1.1 représente la répartition des différentes classes selon Köppen-Trewartha.

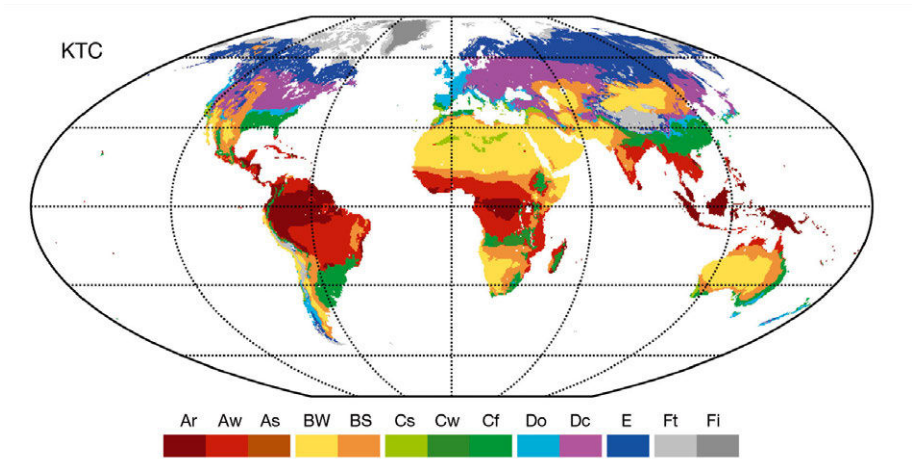


FIGURE 1.1 – Carte mondiale de la classification Köppen-Trewartha KTC, basées sur les données CRU TS 3.10 pour la période 1961-1990 sur une grille régulière de 0,5° de latitude/longitude [10]

Deux sous-classes principales Ar (pour tropical humide), Aw (pour tropical humide et sec) sont caractérisées par le nombre de mois secs dans l'année, c'est à dire les mois avec des précipitations totales moyennes ne dépassant par 5,5 cm.

Une pluviométrie importante et donc une humidité relative dans l'air élevée, peut engendrer certaines problématiques spécifiques pour le secteur de la construction, comme le développement de moisissures et champignons détériorant la qualité d'air intérieur [11]. L'humidité relative correspond au rapport exprimé en pourcentage entre la quantité de vapeur d'eau contenue dans l'air à une certaine température, et la quantité maximale de vapeur d'eau qu'il peut contenir à la même température [12]. C'est un des paramètres impactant le confort thermique. En saison chaude, en plus d'altérer la qualité de l'air, des taux trop élevés peuvent également freiner l'efficacité des mécanismes d'évapotranspiration permettant de refroidir le corps humain en abaissant la température cutanée, et ainsi créer des situations inconfortables pour les occupants [13].

D'après Belda *et al* [10] la superficie des territoires concernés par le climat tropical humide, et plus particulièrement la sous-classe Aw, augmente depuis la période 1965-1994.

Nous avons d'une part, un climat type tropical humide qui s'étend sur la surface de la Terre. Ainsi, à cause du réchauffement climatique, davantage de pays vont devoir faire face à des

températures plus élevées. D'autre part, au vu de la croissance démographique et économique importante dans ces zones, un rapport de l'Université australienne James Cook [14] prévoit que près de 50 % de la population mondiale vivra sous les tropiques d'ici 2050. Une **augmentation** significative de la population, du **taux de construction et également de la demande en énergie** y est donc attendue dans les années à venir. Pour ces climats où les problématiques estivales sont prédominantes, les systèmes de refroidissement à forte consommation d'énergie (climatisation), représentent une part importante de la consommation d'énergie totale des bâtiments [15], particulièrement dans le secteur tertiaire [16] [17]. Réduire cet usage est un challenge important pour les futurs projets de construction.

1.1.3 Le cas spécifique de l'île de La Réunion

Le travail présenté dans cette thèse s'appuie sur une étude de cas basée sur l'**île de La Réunion**, plus précisément pour une latitude de 21° Sud proche du tropique du Capricorne, à l'Est de Madagascar, dans l'Océan Indien.

Sur ce petit territoire français, qui est un département d'Outre-mer, le secteur du bâtiment (résidentiel et tertiaire confondu) représente 25% des consommations d'énergies primaires. C'est également le plus gros consommateur d'électricité, produite en majorité par des énergies fossiles [16]. Chaque kWh électrique produit émet en moyenne 700g de dioxyde de carbone [18]. Cette électricité fortement carbonée et la démographie croissante [4] font du développement de bâtiments à faible consommation énergétique un enjeu prioritaire sur l'île.

A La Réunion, la topographie est très marquée, et de nombreux microclimats sont observés en fonction de l'endroit où l'on se situe sur l'île. Pour notre étude, nous avons ciblé la zone côtière, en dessous de 200m d'altitude, qui est sous l'influence d'un climat tropical humide. C'est la zone la plus habitée. La Figure 1.2 montre la répartition des zones climatiques de l'île selon Köppen. La zone qui nous concerne est la zone A en bleu.

Les deux saisons marquées à La Réunion se caractérisent par une saison estivale chaude et humide entre Novembre et Avril durant laquelle tombe la majorité des précipitations de l'année, et une saison hivernale sèche entre mai et octobre.

On y retrouve les caractéristiques décrites en section 1.1.2, c'est à dire des températures chaudes mais clémentes et une humidité importante à certains moments de l'année. D'après l'outil d'aide à la conception PERENE [5], publié en 2004 et réactualisé en 2009 [19], les écarts de températures moyennes max/min sont constants toute l'année et varient entre 30°C/22°C durant la saison chaude et 25°C/17°C en hiver austral. Le rayonnement solaire, c'est à dire l'énergie solaire reçue, y est bien plus importante qu'en métropole avec des valeurs variant entre 1500 à 2000 kWh/m^2/an [20]. Mais ces caractéristiques sont tempérées par deux régimes de vents : les alizés et les brises thermiques [21]. Les alizés fréquents dans la zone intertropicale, sont des vents qui proviennent généralement de l'Est Sud-Est. L'intéraction entre les alizés et le relief de l'île est en partie responsable de la multitude de microclimats. Les alizés sont plus forts durant la saison hivernale. Les brises thermiques quant à elles, naissent de la différence de température

4. avec une population actuelle de l'ordre de 850 000 habitants, La Réunion devrait atteindre le million d'habitants à l'horizon 2030

5. *PERformance ÉNErgétique des bâtiments à La Réunion*

entre terre et mer (principalement en été). Elles ont une vitesse moins importante que les vents d'alizé mais elles contribuent à les détourner et sont donc à prendre en considération.

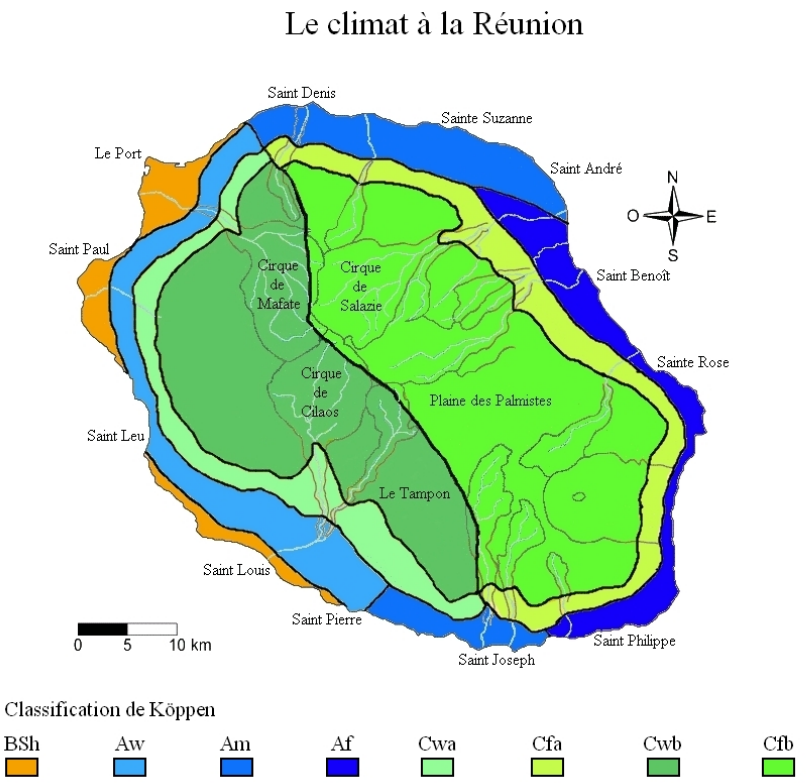


FIGURE 1.2 – Carte du climat de la Réunion selon la classification de Köppen d'après [22]

Prendre en compte à la fois les températures et les taux d'humidité est la base d'une conception à faible consommation énergétique en climat tropical humide. Le vent sera également un avantage pour le développement d'un urbanisme bioclimatique, qui prend d'ailleurs une place de plus en plus importante dans la philosophie de construction Réunionnaise.

1.2 La conception de bâtiments à faible consommation énergétique en climat tropical humide

1.2.1 Les règles d'or

Comme évoqué à la section 1.1.2, l'enjeu principal est de réduire la demande en énergie des bâtiments, et notamment la part des systèmes de refroidissement à forte consommation d'énergie, tout en faisant face aux températures et humidités souvent élevées.

Pour concevoir des bâtiments à faible consommation énergétique, à la fois bioclimatiques, confortables et adaptés aux caractéristiques du climat tropical humide, certaines règles d'or explicitées dans l'article "Vivre au frais en climat chaud" que nous avons rédigé pour la revue trimestrielle grand public "Habitat Naturel" [23], doivent être respectées. Parmi ces règles, Aflaki *et al* [24] ont conclu que la **ventilation naturelle** était la technique de conception passive la

plus efficace pour les bâtiments tropicaux, à condition qu'elle soit couplée à une **stratégie d'évitement de la chaleur**. En fonction des niveaux de débits d'air, la ventilation naturelle peut contribuer à renouveler l'air hygiénique et ainsi diluer les polluants et l'humidité stagnante, à évacuer les apports de chaleur accumulés dans la journée par le principe de décharge thermique ou à améliorer le confort des usagers avec des vitesses d'air suffisantes pour diminuer la température ressentie [25]. En effet, au même titre que la température d'air et l'humidité relative, la vitesse de l'air est un des paramètres qui influence le confort hygrothermique des usagers, en favorisant les échanges de chaleur par convection au niveau de la peau.

Les règles suivantes permettent d'éviter les températures trop élevées à l'intérieur du bâtiment :

- La première consiste à **limiter les sources d'apports de chaleur à l'intérieur du bâtiment**. Ces apports peuvent provenir de l'extérieur lorsque les rayons solaires directs ou diffus sont transmis au travers des parois du bâtiment. Sous les tropiques, la toiture est souvent la zone la plus exposée [26] et doit être protégée soit par la mise en place d'un isolant thermique ou par une sur-toiture. Pour protéger les façades verticales, la multitude de protections solaires présentes sur le marché peuvent apporter des solutions efficaces aussi bien du point de vue thermique qu'architectural, si elles sont étudiées pour répondre à la fois à l'orientation et au type de local à protéger. Cependant, le soleil étant une source d'éclairage naturel, un équilibre entre protections solaires et apport de lumière doit être trouvé. Les apports de chaleur peuvent également être internes au bâtiment et provenir des équipements techniques (principalement électriques) installés et des usagers eux-mêmes. Limiter ces apports internes passe par le choix d'équipements performants et bien dimensionnés. A noter que dans les bâtiments bioclimatiques actuels où l'usage de systèmes de refroidissement est limité, la part des autres équipements devient de plus en plus importante dans le bilan global des apports de chaleur.

- Soigner les abords du bâtiment est la deuxième règle à mettre en oeuvre pour **éviter la création d'îlots de chaleur** qui participent à augmenter davantage les températures d'air dans l'environnement immédiat du bâtiment et à dégrader le confort [27]. Via des mécanismes d'évapo-transpiration, la **végétalisation** permet de réguler la température et l'humidité ambiante par la même occasion [28]. Qiu *et al* [29] ont indiqué que les effets de rafraîchissement passif apportés par la végétation sur la température ambiante pouvaient varier entre 0,24 à 4,0°C en fonction de la localisation. La végétation va également créer des zones ombragées qui empêchent aux surfaces minérales de s'échauffer. L'étude de Spangenberg *et al* [30] à Sao Paulo au Brésil, a montré qu'un parc était jusqu'à 2°C plus frais qu'un square minéralisé. Au délà de l'aspect thermique, des études ont montré que le fait d'intégrer du végétal au bâti et à son pourtour présentait d'autres avantages comme la captation des polluants [31], la fixation des poussières, la gestion des eaux pluviales ou encore la modification de la couleur du son [32]. Pour profiter au maximum du potentiel de la végation, le projet PACTE intitulé "Des JArdins pour le COnfort" [32], mené par LEU[6] Réunion, Delhom acoustique, l'expert en aéraulique Jacques Gandemer et le laboratoire aérodynamique Eiffel, préconise d'implanter un tampon végétal à proximité immédiate de la façade (en gardant un espace libre de 3 m pour les aspects fonctionnels). Ce tampon végétal doit être suffisamment épais et densifié, avec des espèces

6. *Laboratoire d'Ecologie Urbaine*

végétales variées, comme illustré sur la figure 1.3. La couleur et le type des revêtements, notamment pour les voiries et façades, sont également importants car les couleurs foncées conduisent à augmenter la part de rayonnements solaires réfléchis (albédo), et donc la température de l'air.

FIGURE 1.3 – Intégration de la végétation dans un projet de construction, préconisations du guide JACO, des JArdins pour le COnfort [32]

C'est une fois que les sources de chaleur sont réduites, que l'intégration de la **ventilation naturelle comme solution de rafraîchissement** prend tout son sens. Sans cette première étape, le concepteur prend le risque de dégrader le niveau de confort à l'intérieur du bâtiment en faisant circuler de l'air chauffé par l'environnement extérieur, ce qui devient contre-productif et conduit à une mauvaise représentation du concept bioclimatique. Dans un bâtiment entièrement climatisé, un des enjeux en conception est de couper toute interaction entre l'ambiance intérieure que l'on souhaite maîtriser, et les mouvements d'air extérieurs. Lors d'une stratégie en ventilation naturelle, les bâtiments doivent cohabiter avec leur environnement et les échanges d'air sont maximisés.
On distinguera les systèmes de rafraîchissement passif des systèmes à faible consommation d'énergie :

- Les **systèmes passifs** sont basés sur des principes architecturaux qui favorisent les jeux de surpressions et dépressions sur les façades des bâtiments [33]. C'est le moteur principal des flux d'air intérieurs. D'après Aflaki *et al* [24] l'orientation du bâtiment par rapport aux vents dominants, les puits de ventilation permettant de rediriger le vent, et des ouvertures accessibles avec une porosité suffisante sur les façades opposées, sont les solutions de conception à privilégier. La porosité d'une façade correspond au rapport entre la surface d'ouverture libre sur la surface totale de cette façade. **Les ouvertures sont les éléments clés d'une conception à ventilation naturelle**. Selon une étude réalisée par Roetzel *et al* [34], leurs caractéristiques dépendent du climat. Dans les climats chauds, la taille effective des ouvertures et leur opérabilité (emplacement, forme) peuvent être des facteurs privilégiés, plus importants que la protection aux conditions extérieures.

- Lorsque les systèmes passifs ne permettent plus aux usagers d'être en situation de confort, des **systèmes à faible consommation d'énergie comme les brasseurs d'air** peuvent contribuer à réduire davantage la température perçue, en augmentant le mouvement de l'air. Un rafraîchissement est alors obtenu par convection forcée. Indraganti *et al* [35] ont constaté que des vitesses d'air d'environ 1,0 m/s fournies par des brasseurs d'air augmentaient le seuil de température acceptable d'environ 2,7 °C dans des bureaux ventilés naturellement dans le climat chaud et humide de l'Inde. Le terme de systèmes à faible consommation d'énergie est justifié par leur capacité à augmenter le niveau de confort hygrothermique en ayant des besoins énergétiques très faibles, contrai-

rement aux systèmes à forte consommation d'énergie tels que la climatisation. La seule énergie requise sert à faire tourner les pales et donc à augmenter la vitesse de l'air. Les brasseurs d'air sont systématiquement mis à la disposition des usagers dans les bâtiments à faible consommation énergétique récents à La Réunion.

- Les **systèmes de refroidissement à forte consommation d'énergie comme la climatisation** offrent une alternative pendant les mois les plus chauds, lorsque les systèmes passifs ou à faible consommation ne suffisent plus, mais au prix d'une consommation d'énergie beaucoup plus élevée. Un bâtiment qui serait rafraîchi uniquement par des brasseurs d'air consommerait environ 10 fois moins que le même bâtiment entièrement climatisé.

Un bâtiment qui respecte l'ensemble de ces règles bioclimatiques peut consommer entre 2 à 5 fois moins d'électricité qu'un bâtiment climatisé toute l'année [36].

Minimiser d'abord les sources de chaleur, favoriser l'utilisation de la ventilation naturelle chaque fois que cela est possible et enfin, intégrer des systèmes consommateurs d'énergie comme la climatisation uniquement lorsque et où cela s'avère nécessaire est la définition d'un **bâtiment en mode mixte** selon Brager *et al*[37]. Les bâtiments en mode mixte sont classés en sous-catégories en fonction de la stratégie d'exploitation.

1.2.2 Évolution des réglementations, labels et outils : des adaptations pour le climat tropical humide de La Réunion

Les textes réglementaires concernant la conception des bâtiments au niveau national ne prennent pas toujours en compte les règles énoncées à la section 1.2.1 précédente. C'est pourquoi, au fil du temps, les principes architecturaux mis en oeuvre dans la conception des bâtiments réunionnais ont évolué. Historiquement, ces règles étaient déjà appliquées [38], entraînant des modes de vie différents des climats tempérés, d'avantage centrés sur l'utilisation du potentiel climat. A partir des années 1960 et jusqu'au début des années 1990, la conception s'est calquée sur les principes métropolitains et s'est affranchie du climat extérieur en oubliant entre autres, les bénéfices de la végétalisation et du vent, et en réduisant le nombre d'ouvertures. Bien que les coûts de construction aient ainsi été réduits, cela a également engendré le développement de systèmes à forte consommation d'énergie, la minéralisation des sols, et une augmentation de la demande en énergie des bâtiments. Le contexte environnemental devenant ensuite de plus en plus complexe, l'**adaptation de référentiels et de réglementations** a été nécessaire pour ré-instaurer les règles d'or et aider les professionnels du bâtiment à faire des choix qui tiennent compte à la fois du rapport coût/efficacité de la conception et de l'impact environnemental des projets de construction. Dans cette optique, ont vu le jour :

- En 1997, Le label ECODOM [26] qui donnait des prescriptions techniques pour améliorer la qualité thermique et les performances énergétiques des logements neufs aux Antilles et dans les bas de La Réunion ;

- En 2004, l'outil d'aide à la conception PERENE [19], applicable à toutes les typologies de bâtiments et pour l'ensemble des zones climatiques de La Réunion. Des recommandations sur les abords du bâtiment, sur la mise en pratique de la ventilation naturelle

(porosité des façades extérieures, agencement intérieur des locaux), sur la protection solaire de l'enveloppe (toiture, murs, ouvertures), ainsi que sur la consommation finale des bâtiments ont été fournies ;

- En 2008, le programme d'aide à la conception PREBAT REUNION [25], initié par l'ADEME [7] Réunion, qui visait à promouvoir la conception de projets à faible impact environnemental. Par rapport aux outils précédemment cités qui ne traitaient que de la performance énergétique, le programme PREBAT s'est intéressé à l'impact carbone engendré par la conception et la construction des bâtiments. En termes d'exigences sur les consommations, c'est le seul programme qui a fixé des niveaux de performance par mètre carré de surface de plancher et par an, ainsi qu'une estimation des prédictions de la consommation énergétique en phase conception et une vérification par la mesure un an après la livraison du bâtiment. Par exemple, dans le cas d'un bâtiment de bureaux où la climatisation fonctionne uniquement entre le 1er novembre et le 30 avril, une consommation totale de 42-43 kWh/m^2.an est recommandée.

- En 2010, la Réglementation Thermique, Acoustique et Aéraulique [39] dans les Départements et Régions d'Outre-Mer (RTAADOM [8]), mise à jour en 2016 et applicable pour les bâtiments neufs ou parties nouvelles de bâtiments existants à usage d'habitation.

- En 2020, TEC-Tec [9] (Tropical Énergie Carbone Réduction) [18] qui se positionne comme outil d'aide à la décision permettant d'évaluer les bâtiments tertiaires neufs de type bureaux et/ou universitaires et/ou scolaires du point de vue carbone et énergie. Bien qu'il ne soit pas réglementaire, l'objectif était de pouvoir insérer dans les programmes de construction une note minimale à atteindre pour que le projet de bâtiment tertiaire améliore à la fois son impact énergétique mais aussi son impact carbone global. C'est en fait une adaptation réunionnaise du label national Energie-Carbone [40] sorti en 2016 en Métropole dont l'objectif était de généraliser les bâtiments à énergie positive et à faible empreinte carbone. Les moteurs de calcul proposés par Energie Carbone ne possédaient pas de modèle en pression qui puissent simuler les bâtiments en ventilation naturelle. Ils n'utilisaient pas non plus l'approche confort pour passer d'un mode de fonctionnement (ventilation naturelle par systèmes passifs, puis par systèmes à faible consommation d'énergie) à un autre (climatisation), ce qui ne leur permettait pas d'être transposables en contexte tropical, sauf peut-être dans le cas d'un bâtiment climatisé 100% du temps. Mais dans ce cas, il ne s'agit pas d'un bâtiment à faible consommation énergétique et cela sort du cadre de cette thèse.

Depuis 2021, au niveau national, le décret N° 2019-771 du 23 juillet 2019 [41] oblige les bâtiments, parties de bâtiment ou ensembles de bâtiments tertiaires ayant une surface de plancher supérieure à 1 000 m^2, à déclarer annuellement leur consommation énergétique finale. Cette consommation exprimée en kWhef/an/m^2 est ajustée en fonction des variables climatiques selon une méthode définie par arrêté. Deux possibilités existent pour répondre aux objectifs du décret : réduire le niveau de consommation d'énergie finale exprimé en valeur relative (par rapport à un niveau de référence choisi entre 2010 et 2019), ou atteindre un niveau de consommation

7. *Agence de l'environnement et de la maîtrise de l'énergie*
8. *Réglementation Thermique, Acoustique et Aéraulique dans les Départements et Régions d'Outre-Mer*
9. *Tropical Énergie Carbone Réduction*

maximal d'énergie finale fixé en valeur absolue. Les valeurs absolues ont été fixées pour plusieurs zones géographiques par l'arrêté "méthode" du 10 Avril 2020, modifié le 24 Novembre 2020 [42]. Cependant, les valeurs pour les départements d'Outre-Mer, y compris La Réunion doivent être définies par des arrêtés spécifiques, non parus à ce jour.

La réglementation environnementale 2020 ou RE 2020 [43], entrée en vigueur le 1er janvier 2022 se concentre quant à elle sur les constructions neuves. Elle remplace l'ancienne règlementation thermique RT 2012. Elle concerne dans un premier temps les logements individuels et collectif, mais il est prévu que le champ d'action soit élargi au bâtiments tertiaires pour lesquels le permis de construire a été déposé à partir du 1er juillet 2022. L'indicateur de suivi est la moyenne d'émissions de gaz à effet de serre des bâtiments neufs estimées sur l'ensemble de leur cycle de vie, par typologie de bâtiment. Bien que la RE 2020 mette davantage l'accent sur les problématiques de confort d'été, une adaptation pour le contexte des départements d'Outre-Mer sera nécessaire. **Pour le secteur tertiaire neuf, il n'existe donc actuellement aucune démarche réglementaire adaptée au contexte climatique de La Réunion**.

Les adaptations locales ont permis de définir un certain niveau d'exigence, améliorant à la fois l'impact environnemental global du bâtiment, et diminuant de surcroît les consommations énergétiques. **Cependant pour le secteur tertiaire, l'absence de cadre réglementaire et obligatoire, provoque des disparités dans la conception des projets, pour lesquels il devient donc difficile d'obtenir des retours d'expérience.**

1.2.3 Pratiques des bureaux d'études et difficultés rencontrées

A chaque phase de la conception d'un projet, de l'esquisse au projet final, en passant par l'avant-projet sommaire puis l'avant-projet définitif, les bureaux d'études environnementaux, thermiques et/ou fluides ont pour rôle d'orienter les choix techniques de la maîtrise d'ouvrage. Leur objectif est de concevoir des projets qui soient les plus respectueux de l'environnement possible, avec une empreinte environnementale réduite basée sur les règles d'or de la section 1.2.1, tout en répondant à un programme fonctionnel et architectural. A l'aide de divers outils, ils produisent des notes de calculs et fournissent au maître d'ouvrage une **estimation du futur impact du bâtiment, que ce soit en terme d'impact carbone global, de comportement thermique ou d'impact énergétique**. Ces informations permettent d'avoir des valeurs de référence qui serviront à la fois à établir les cahiers des clauses techniques particulières à destination des entreprises qui réaliseront les travaux, mais également lors de l'exploitation du bâtiment, à détecter d'éventuels problèmes techniques. Elles peuvent également être nécessaires lorsque le maître d'ouvrage désire obtenir un label particulier ou des aides financières relatives aux programmes type PREBAT [25], puisqu'il doit alors répondre à des cahiers des charges précis et justifier de certains efforts faits sur son bâtiment. **Cependant, estimer l'impact énergétique futur est parfois complexe dans le cas de bâtiments à faible consommation énergétique en climat tropical, car il faut intégrer la notion de confort hygrothermique, qui affecte directement l'utilisation des systèmes de rafraîchissement d'air**

L'article de Garde *et al* [44] décrit la méthodologie qui a été employée lors d'une collabora-

tion entre le Laboratoire de recherche PIMENT [10] de l'Université de La Réunion et un bureau d'étude local, pour concevoir un bâtiment zéro énergie. Il synthétise les principaux outils qu'utilisent habituellement les bureaux d'études en conception. Tout d'abord, **les outils développés localement** et cités dans la section 1.2.2 **peuvent orienter les premiers principes concernant l'enveloppe du bâtiment.**

Par exemple, respecter les valeurs seuil préconisées permet de fixer certaines solutions architecturales comme la composition des matériaux en façade en fonction des facteurs solaires. Le facteur solaire d'une paroi correspond à la quantité d'énergie transmise par le rayonnement solaire, qu'elle laisse effectivement traverser. Les protections solaires peuvent être optimisées grâce à des **outils de dessin 3D assisté par ordinateur**, qui offrent la possibilité de faire des études d'ombres portées sur les façades.

Des outils de calcul numériques tels que la mécanique des fluides numérique ou les simulations thermiques dynamiques, plus coûteux en temps d'utilisation, permettent de modéliser le comportement thermique et/ou énergétique du futur bâtiment au plus proche de la réalité, sur un pas de temps défini. Ces **méthodes appelées "boîtes blanches" ou "modèles de connaissance" se basent sur un certain nombre de données d'entrée et d'équations physiques [5].** Elles tiennent compte de tous les paramètres influant sur le bilan thermique : apports internes et externes, inertie du bâtiment, transmission à travers les parois, etc.

Ainsi, en couplant ces outils avec un diagramme définissant des zones de confort dépendantes de la température d'air, de l'humidité relative et de la vitesse d'air, Garde *et al* [44] ont pu estimer un nombre d'heures de fonctionnement mixte entre ventilation naturelle, brasseurs d'air et climatisation sur leur cas d'étude. La consommation énergétique de chacun des systèmes a été estimée.

Afin de compléter notre compréhension de la méthodologie employée pour estimer la consommation énergétique future du bâtiment, nous avons interrogé différents bureaux d'étude travaillant sur la conception de bâtiments à La Réunion, par le biais d'entretiens téléphoniques et d'un questionnaire en ligne comportant 7 questions fermées et 1 question ouverte. Sur l'ensemble des bureaux d'études questionnés, 6 ont répondu à ce questionnaire. Ce qui représente un taux de retour de 67 %. Le questionnaire est fourni à l'Annexe A de ce chapitre.

Concernant les méthodes utilisées, les principaux résultats issus de l'étude de terrain indiquent que :

- Les bureaux d'étude tentent la plupart du temps d'estimer la consommation énergétique du bâtiment au plus proche de la réalité, mais 33 % indiquent surdimensionner son impact global et l'utilisation des systèmes afin de s'assurer du confort des futurs usagers ;

- En phase ESQUISSE, la totalité des bureaux d'étude utilise des calculs simplifiés, les ratios fournis par les outils d'aide à la conception et des tableurs type Excel pour estimer le futur impact énergétique du bâtiment (voir Figure 1.4) ;

- En phase PROJET, **83 % des bureaux d'études s'appuient sur des simulations**

10. *Physique et Ingénierie Mathématique pour l'énergie, l'environnement et le bâtiment*

thermiques dynamiques ;

- Lorsque les simulations thermiques dynamiques sont utilisées, ce sont principalement les données de températures d'air et humidité relative, permettant de vérifier le niveau de confort hygrothermique dans les bâtiments, qui sont analysées plutôt que l'estimation précise des consommations futures. A partir des ces informations, une approche basée sur les zones de confort de Givoni [45] ou celle proposée par Aurélie Lenoir [46] permet d'estimer des temps de fonctionnement des systèmes. Ce sont les deux seuls outils liés au confort cités par les bureaux d'étude interrogés.

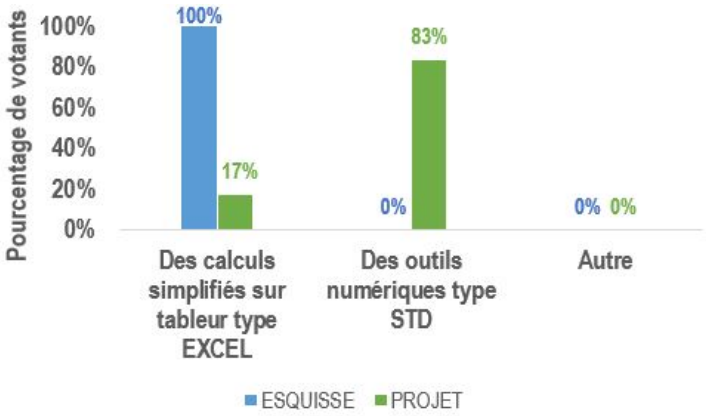


FIGURE 1.4 – Résultats obtenus à la question : En phase ESQUISSE, quels outils utilisez-vous habituellement pour estimer le futur impact énergétique du bâtiment tertiaire ? Et en phase de PROJET définitif ?

Les modèles de confort de Givoni [45] et de Lenoir *et al* [46] permettent de tracer sur un diagramme psychométrique (humidité relative en ordonnée et température d'air intérieure en abscisse) des plages de confort, qui dépendent de la vitesse d'air. Ces modèles ont été définis à partir de données empiriques collectées sur un nombre limité de bâtiments en climat tropical, et sont basés sur le ressenti subjectif des usagers. De plus, pour utiliser ces outils en phase de conception, les données de températures et d'humidité relative intérieure proviennent souvent des simulations thermiques, elles mêmes basées sur un certain nombre d'hypothèses sur les matériaux, l'occupation ou encore l'utilisation des systèmes. Des simplifications sont souvent faites également sur la géométrie même du bâtiment.

Ces hypothèses sont difficiles à établir pour les bureaux d'études. En effet, concernant les difficultés rencontrées en conception, d'après l'étude de terrain réalisée, les bureaux d'études ont déclaré :

- Que la **plus grosse difficulté** était d'estimer le foisonnement, c'est à dire le planning d'**utilisation des systèmes par les usagers** du bâtiment ainsi que le niveau d'occupation au fil de la journée ;

- Que **les données d'entrée nécessaires au fonctionnement des simulations thermiques dynamiques provenaient souvent d'hypothèses grossières** ;

- Qu'il était difficile d'établir les hypothèses à cause du trop peu de retours d'expérience sur

le fonctionnement réel des bâtiments en exploitation. De plus, les maîtres d'ouvrage ne donnent pas souvent les bons scénarios de fonctionnement des bâtiments. Seuls quelques bureaux d'études ont à leur disposition des valeurs de consommations par usage issues d'instrumentation qu'ils ont réalisé sur des bâtiments qu'ils ont conçu. 66 % des bureaux d'étude ne disposent pas de données mesurées et se basent sur les ratios indiqués dans le programme local PREBAT [25] (voir la Figure 1.5) ;

- Que lorsque l'équipe de conception était plus importante, la difficulté à établir des hypothèses était accentuée par le peu d'échanges entre les différents bureaux d'études techniques spécialisés travaillant sur le projet. Par exemple, il n'y a pas toujours de couplage entre les études d'éclairage et la simulation thermique dynamique (STD), qui prend alors en entrée des ratios d'éclairage imprécis ;

- Et enfin, que les outils de simulations pouvaient être coûteux, avec des temps de modélisation longs par rapport aux contraintes de temps et aux contraintes économiques auxquelles doivent faire face les les bureaux d'études.

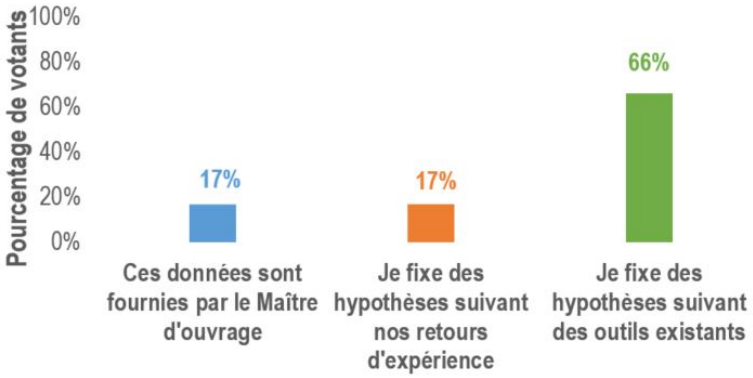


FIGURE 1.5 – Résultats obtenus à la question : Comment déterminez-vous les hypothèses d'entrée dans les simulations thermiques dynamiques (occupation par les occupants, utilisation des équipements etc.) ?

Pour répondre à cette demande de précision sur les données d'entrée des outils de simulation, ces dernières années des méthodes d'estimation innovantes ont été développées : les méthodes « boîtes noires » et les méthodes « boites grises » [5]. **Les « boites noires » ou « modèles de comportement» permettent de déduire des tendances sur des catégories précises de bâtiments, en analysant des données mesurées, issues de bâtiment existants.** Ce sont des méthodes de type « entrées/sorties », qui, pour être précises, nécessitent la mise en place d'une large base de données expérimentales.

Les méthodes intermédiaires dites « boîtes grises » consistent à utiliser des équations de la physiques couplées à des données expérimentales, c'est à dire à coupler boîtes blanches et boîtes noires, dans le but de réduire la quantité d'hypothèses émises en conception et qui sont sources d'erreurs. Cependant, ces méthodes de plus en plus étudiées dans la littérature ont du mal à franchir la barrière qui existe entre recherche et mise en oeuvre pratique, et sont méconnues des bureaux d'études qui ont déclaré qu'"en phase PROJET, aucun outil autre que des calculs simplifiés ou des outils numériques de type simulations

thermiques dynamiques n'était utilisé". **Dans le cadre de cette thèse, nous avons choisi de développer une méthode "boîte grise", associant la simulation thermique dynamique à des données expérimentales, pouvant être utilisée par les bureaux d'étude en conception.**

Il y a encore quelques années, les bâtiments tertiaires étaient plus simples à modéliser car il s'agissait d'enveloppes fermées équipées de menuiseries classiques, avec peu de protections solaires et climatisées toute l'année. De ce fait, les outils étaient tout à fait adaptés à ce type de bâtiment pour modéliser l'impact énergétique futur du bâtiment ainsi que l'utilisation des systèmes. Aujourd'hui, la démarche est de réduire significativement l'impact environnemental des bâtiments tertiaires avec des fonctionnements mixte en ventilation naturelle, brasseurs d'air et/ou climatisation. Les bâtiments sont davantage ouverts sur leur environnement et donc plus difficiles à simuler de par la complexité des phénomènes à prendre en compte de manière couplée, avec encore très peu de retours d'expérience.

A partir de l'analyse de bâtiments zéro énergie à faible impact environnemental, étudiés par la tâche 40 du Programme de collaboration sur les technologies de chauffage et de refroidissement solaire et par l'annexe 52 du Programme de conservation de l'énergie dans les bâtiments et les systèmes communautaires de l'Agence internationale de l'énergie, Athienitis *et al* [47] ont souligné les limites des outils de modélisation. Ils expliquent que la capacité de modélisation des technologies innovantes ou des interactions entre plusieurs équipements est généralement inexistante ou très limitée, et qu'il y a souvent un manque d'informations sur le confort thermique, la demande en énergie et les aspects économiques et environnementaux des projets. L'étude de Lenoir *et al* [48] pointe également du doigt la difficulté à évaluer la consommation future d'un bâtiment situé en climat tropical humide, lors de la phase de conception, à cause du manque de données sur l'occupation et l'utilisation réelle des équipements.

On constate donc que **les équipes de maîtrise d'œuvre rencontrent des difficultés pour estimer correctement la consommation future des bâtiments à faible consommation d'énergie en milieu tropical en phase d'étude**. Cela pénalise grandement le dimensionnement des systèmes, qui se retrouvent par conséquent surdimensionnés par rapport au besoin réel. Daly *et al* ont estimé que la consommation d'énergie obtenue lors de la modélisation de bâtiments australiens pouvait varier de plus de 50% par rapport à une consommation réelle, juste en faisant varier des hypothèses [49]. Cet écart entre la performance énergétique calculée grâce aux logiciels de simulation et la performance énergétique réelle des bâtiments est appelée "Performance gap" [50]. Wei *et al* [51] parlent d'un "défi de taille" lorsqu'il s'agit de décrire précisément le besoin énergétique des bâtiments, étant donné les nombreux facteurs qui entrent en jeu.

Parmi ces facteurs on peut citer les quatre principaux d'après Kwok *et al* [52] : les propriétés physiques comme l'orientation ou l'emplacement, les équipements installés et leur suivi (efficacité énergétique des systèmes, gestion des veilles, maintenance, commissionnement), les facteurs météorologiques tels que la température, l'humidité ou le rayonnement solaire, et enfin, le comportement des occupants et les conséquences de leur présence. **A ce titre, l'impact majeur du comportement des occupants est de plus en plus cité dans la littérature** [53] [54] [55].

1.3 Comportements des usagers

1.3.1 Les comportements des usagers et leur impact énergétique sur le bâtiment

La communauté scientifique est aujourd'hui unanime : le comportement des occupants a un impact significatif sur le bâtiment [53] [54] [55]. D'abord, par leur simple présence dans une zone, puisque les occupants dégagent de la chaleur et de la vapeur d'eau dans l'air, ce qui influe sur le confort hygrothermique de la zone en rajoutant des charges internes. Cette quantité de chaleur et de vapeur d'eau varie notamment en fonction de l'intensité de l'activité. Ensuite, par les effets actifs dus à leur interaction avec les différents composants du bâtiment, que ce soit les systèmes consommateurs d'énergie ou d'autres dispositifs manuels [56]. Dans la suite de ce manuscrit, une nuance de terminologie est faite entre l'occupant du bâtiment qui est la "personne qui occupe un lieu" de manière passive [57], et l'"usager du bâtiment" qui est l'occupant actif interagissant avec le bâtiment et ses composants [58]. Une étude de Wang *et al* [56] en Géorgie a montré que la simple présence des occupants avait moins d'impact sur le bâtiment que le fait qu'ils interagissent avec les commandes disponibles. Ces interactions sont également plus complexes à étudier. Cependant, **la présence est une condition préalable pour qu'une action puisse avoir lieu** [59], et il est donc important de la prendre en considération.

D'une manière générale, les concepteurs imaginent des scénarios d'utilisation du bâtiment optimistes en supposant que les usagers vont exploiter les bâtiments de manière optimale et prévisible [60]. Or, la grande variabilité des comportements d'un individu à l'autre est source d'incertitude pour les concepteurs, et complique l'estimation de la demande énergétique future du bâtiment [61].

En effet, les comportements eux-même sont conditionnés par plusieurs facteurs, synthétisés à la figure 1.6. Ils dépendent de facteurs environnementaux comme le climat, les nuisances, le degré de liberté sur la gestion des équipements du bâtiment ou l'aménagement intérieur, et de facteurs personnels [62]. Concernant les facteurs environnementaux, Huebner *et al* [63] rajoutent une distinction entre les facteurs environnementaux internes décrivant les aspects hygrothermiques, visuels, acoustiques ou de qualité de l'air intérieur, et les facteurs environnementaux externes. Ces derniers peuvent avoir un impact direct sur les conditions internes et un impact indirect par les actions des usagers. Par exemple en cas de nuisances acoustiques, les usagers peuvent décider de fermer les fenêtres pour éviter l'exposition au bruit, et ainsi impacter le confort intérieur. D'après Wei *et al* [64] le taux de CO2 et **l'humidité relative sont souvent négligés face à la température d'air et doivent être pris en compte lors de la modélisation du comportement dans les bâtiments non climatisés**. Le facteur de temporalité est également lié aux paramètres cités précédemment, car pour des bâtiments tertiaires, l'utilisation des systèmes n'est pas la même en week-end qu'en semaine et varie en fonction de la période de l'année et de l'heure de la journée. Ce facteur définit les saisons et impacte ainsi les facteurs environnementaux. De même, l'occupation varie en fonction du temps [65].

Les facteurs personnels quant à eux sont répartis en quatre catégories :

- Les aspects psychologiques (conscience, habitudes, styles de vie, éducation) ;
- Les aspects physiologiques (santé, âge, sexe, métabolisme, sensibilité) ;
- Les facteurs économiques et sociologiques (culture, coût de l'énergie, interactions de

groupe) ;

- Et les attentes/besoins en termes de santé, sécurité et confort que peuvent avoir les usagers [66][67]

Plusieurs sociologues tels que Marie-Christine Zélem [68] ou encore Christophe Beslay [69], s'intéressent aux réactions des occupants et aux freins comportementaux à la transformation énergétique de nos bâtiments. Pour illustrer l'impact sociologique des interactions de groupe, Restrepo-Marin *et al* [70] ont interrogés 514 personnes sur leurs comportements dans des bureaux situés au Chili. Il a été constaté que dans les bureaux partagés, les usagers étaient plus "passifs" vis à vis des fenêtres et des thermostats, notamment parce qu'ils se sentaient moins libres d'effectuer des actions lorsque plusieurs personnes étaient présentes. La satisfaction liée au confort thermique était donc plus élevée dans des bureaux individuels que dans des bureaux partagés. Dans un état de l'art sur l'interaction entre usagers et systèmes du bâtiment, Heydarian *et al* [71] ont estimé qu'il était nécessaire de mieux comprendre comment les différents facteurs isolés, ou combinés, influençaient les comportements.

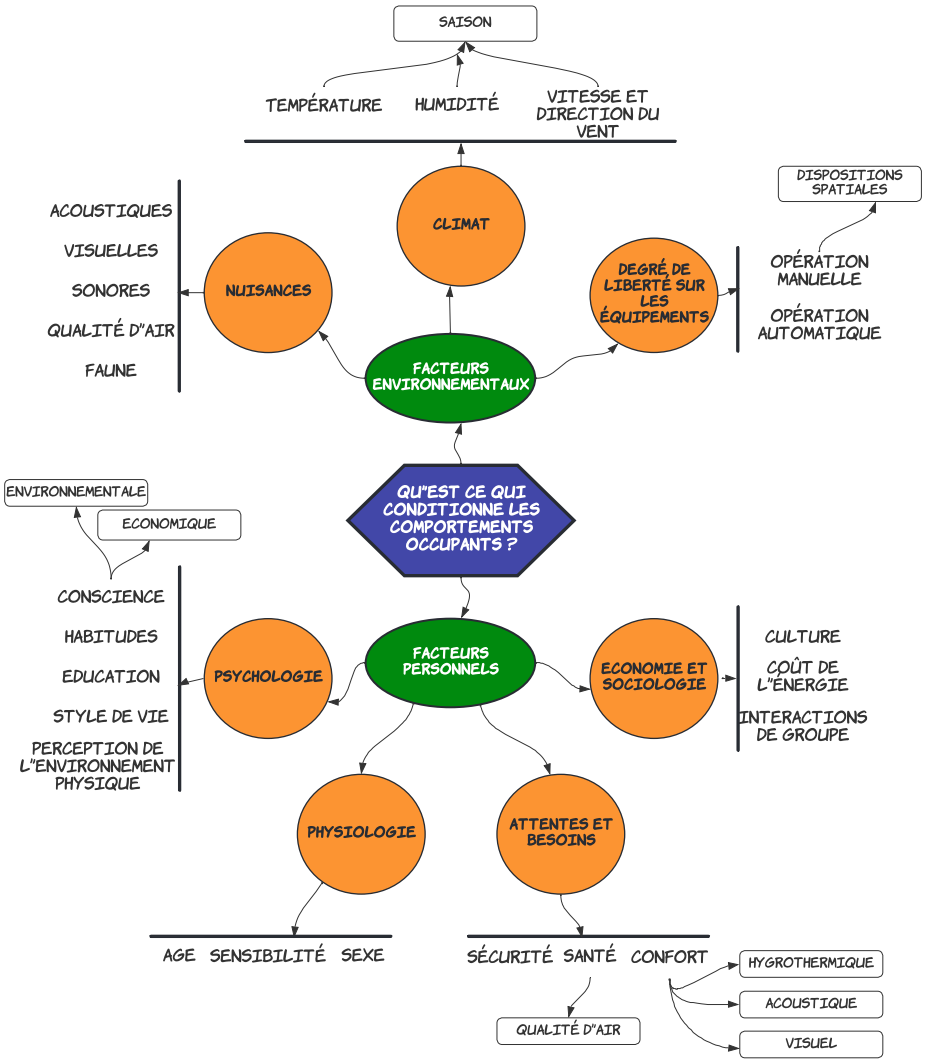


FIGURE 1.6 – Facteurs qui conditionnent les comportements des occupants dans les bâtiments

Au cours d'une journée, face aux conditions intérieures du bâtiment, les usagers peuvent

s'adapter eux-même via des mécanismes physiologiques inconscients (transpiration, frissons) ou des ajustements individuels (changement de vêtements) [59]. Une étude de Kim *et al* [72] a révélé que les occupants d'un bâtiment en mode mixte étaient plus tolérants aux conditions thermiques intérieures lorsqu'il fonctionnait en ventilation naturelle plutôt qu'en climatisation, notamment parce que les usagers ajustaient leur vêture. S'ils ne s'adaptent pas eux-mêmes, les usagers peuvent agir sur les dispositifs disponibles pour adapter le bâtiment à leurs besoins individuels [73]. **Ces dispositifs accessibles aux usagers pour rétablir leurs conditions de confort, en particulier le confort hygrothermique comme les fenêtres ou les brasseurs d'air sont appelés des "commandes"** par Raja *et al* [74]. La possibilité d'ouvrir ou de fermer les fenêtres est un exemple de commande qui permet aux usagers d'agir sur les conditions intérieures pour être confortables. C'est le principe du confort adaptatif abordé par Nicol *et al*, "Si un changement se produit de manière à produire un inconfort, les gens réagissent de manière à rétablir leur confort" [75]. En climat tropical, les usagers acceptent des températures et des humidités plus élevées que dans les climats tempérés [46], et le niveau d'utilisation des commandes sera différent.

Comme énoncé à la section 1.2.1, les commandes avec lesquelles les usagers peuvent interagir dans des bâtiments à faible consommation énergétique en climat tropical sont les systèmes passifs comme les ouvertures, les systèmes à faible consommation d'énergie comme les brasseurs d'air et, s'il elle est disponible, la climatisation pour les quelques mois les plus chauds. Chaque interaction aura un impact différent sur les consommations énergétiques associées au rafraîchissement pour le confort. Le passage entre les différents modes peut être déterminé soit manuellement par les usagers, qui sont alors actifs et maîtres de leur confort, soit automatiquement par un système de gestion du bâtiment alimenté par des données environnementales internes et externes en temps réel. A la Réunion, il est cependant courant de donner aux usagers le contrôle sur les commandes.

1.3.2 La chaîne des acteurs, de la conception à l'exploitation

Pour résumer la section précédente, on peut décrire l'impact du comportement des occupants sur la performance énergétique du bâtiment selon les quatre éléments définis par Turner *et al* [65] :

- Les facteurs qui influencent les comportements des occupants ;
- Les besoins des occupants qui doivent être satisfaits afin d'être à l'aise dans leur environnement ;
- Les actions que les occupants peuvent effectuer pour satisfaire leurs besoins ;
- Et les commandes du bâtiment avec lesquelles ils peuvent interagir et qui affectent la performance énergétique du bâtiment.

Ignorer le comportement des occupants et leurs besoins dans la phase de conception peut donc entraîner des écarts entre l'estimation de la consommation énergétique future du bâtiment et la réalité. A partir d'enquêtes sociologiques, Garabuau-Moussaoui *et al* [76] ont signalé que les usagers de bâtiments tertiaires ne contribuaient pas à une exploitation optimale du bâtiment s'ils n'étaient pas associés aux décisions lors de la conception. Certains facteurs qui conditionnent les comportements dépendent directement des choix faits pendant la phase de conception. Par exemple, dans le cas d'un bâtiment à faible consommation d'énergie en climat tropical, où de nombreuses ouvertures permettent de profiter de la ventilation naturelle pour rafraîchir l'espace,

les concepteurs (bureaux d'étude en collaboration avec les architectes) détermineront la position des ouvertures, leur taille et leur type. Si ces commandes ne sont finalement pas utilisées par les usagers pendant l'exploitation, le bâtiment ne fonctionnera pas efficacement, ou en tout cas pas comme prévu, et cela devient contre productif. **Prendre en compte les retours d'expérience issus du terrain est important pour éviter les comportements énergivores.**

Les concepteurs ont également pour rôle de créér des espaces confortables [60]. Cela passe à la fois par le respect des règles d'or de la section 1.2.1 mais aussi par des **commandes bien choisies et idéalement situées pour les usagers.** Restropo-Marin *et al* [70] ont rapporté que la disposition spatiale et la distance d'accès aux commandes étaient des facteurs influençant les possibilités d'action. Ces paramètres liés à l'aménagement intérieur sont issus de choix en conception. Une plus grande distance entre l'emplacement de travail et la commande rend les usagers moins actifs.

De plus, **dans le cas des bâtiments tertiaires, il est nécessaire de se reposer systématiquement la question de l'usage en fonction du projet.** En effet, selon l'INSEE [11] [77], ce secteur recouvre un vaste champ d'activités qui s'étend du commerce à l'administration, en passant par les transports, les activités financières et immobilières, les services aux entreprises et services aux particuliers, l'éducation, la santé et l'action sociale. Au sein même de cette catégorie, les usagers peuvent être complètement différents et les choix de conception qui en découlent ont un impact important. Dans certains cas, la mise en place de solutions passives tel que l'accès à la ventilation naturelle n'est pas compatible avec les usages du bâtiment, notamment lorsque qu'ils sont intermittents. Par exemple, dans le cas d'une clinique avec hébergement, les usagers sont des patients. Ils ne sont dans le bâtiment que pour une durée limitée et n'ont ni le temps ni la vocation de s'acclimater à leur environnement et de prendre en main les équipements. Ils sont dans l'attente de soins et leur confort est dans la main du personnel de la clinique.
Faudrait-il alors prévoir du personnel spécifique chargé de gérer l'ouverture des fenêtres ou encore l'utilisation des brasseurs d'air dès que les patients en ressentent le besoin ? Autre exemple de bâtiments tertiaires à usage intermittent : les hôtels. Dans la plupart des cas, à l'exception des « éco » établissements hôteliers, les usagers principaux étant les clients, ils payent des prestations et auront tendance à voir le confort, hygrothermique compris, comme un dû, à n'importe quelle saison.
Lorsqu'ils sont confrontés à ce type de bâtiments, les concepteurs n'ont pas le droit à l'erreur car les usagers ne doivent pas se plaindre pour ne pas mettre en péril la réputation du site. Alors est-ce que mettre en place des solutions passives nécessitant des usagers actifs est un bon choix pour ce type d'usage ? Un bâtiment tertiaire type bureaux semblerait à première vue plus facile à faire fonctionner sans système à forte consommation d'énergie puisque les usagers y passeront beaucoup de temps et s'approprieront d'avantage les lieux, ses équipements, etc. Mais est-ce que du personnel de bureau dans le secteur privé ou des fonctionnaires auront la même vision des choses et seront-ils prêts à être actifs sur leur propre confort ? Et est-ce que la configuration même du bâtiment et la position des équipements permettra aux usagers d'être acteurs ? **Chaque nouveau projet doit donc être questionné et c'est là l'importance du travail de conception.**

Un bâtiment bien conçu n'est cependant pas systématiquement bien réalisé, bien réglé, ni

11. *Institut national de la statistique et des études économiques*

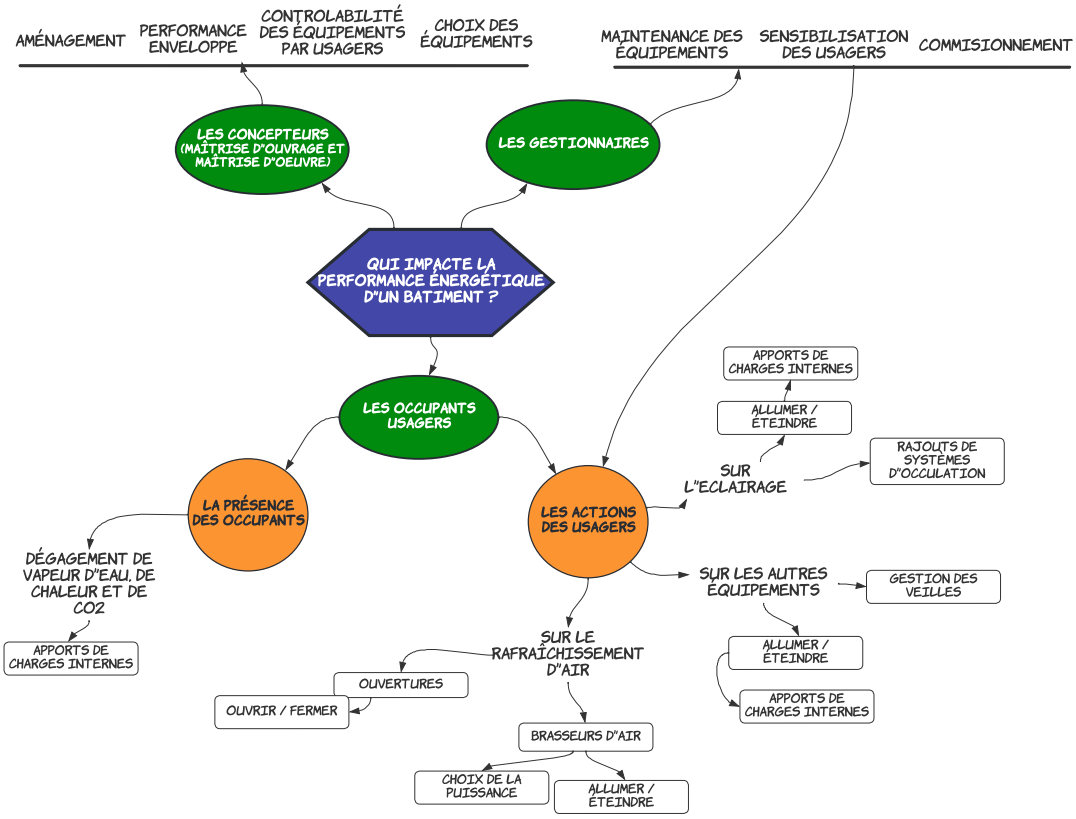


FIGURE 1.7 – Qui sont les acteurs qui impactent la performance énergétique du bâtiment en climat tropical humide

bien exploité. **Pour diminuer les écarts de performance entre la conception et l'exploitation réelle, en plus des concepteurs, une passation d'informations avec les entreprises qui réalisent les travaux et les gestionnaires du site en exploitation doit être intégrée.** Pour cela, le commissionnement apporte une solution. Le Centre d'études et de formation pour le génie climatique (COSTIC [12]) et l'Agence De l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie (ADEME) [78] définissent le commissionnement comme « l'ensemble des tâches pour mener à terme une installation neuve afin qu'elle atteigne le niveau des performances contractuelles et créer les conditions pour les maintenir ».
Ce niveau de performance ne vise pas uniquement les équipements techniques du bâtiment consommateurs d'énergie, mais également l'enveloppe du bâti. Le commissionnement permet de garantir le respect et l'application des objectifs communs de la maîtrise d'ouvrage et des concepteurs, par l'ensemble des intervenants, pour se rapprocher au maximum des performances souhaitées en exploitation. Il intègre également le transfert d'informations concernant le bon fonctionnement du bâtiment, et l'actualisation de la documentation technique pour les gestionnaires de site, responsables de la maîtrise de l'énergie, qui seront ensuite à leur tour chargés de sensibiliser les usagers.
Beslay *et al* [69] indique qu'un compromis sociotechnique impliquant une communication entre les gestionnaires et les usagers, et limitant le recours exclusif aux équipements techniques, doit être trouvé pour assurer la performance du bâtiment. Selon lui, le rôle des gestionnaires est de

12. *Centre d'études et de formation pour le génie climatique*

promouvoir une culture d'économies d'énergie porteuse de valeurs et support de routines [79]. Enfin, les gestionnaires de site doivent veiller à la maintenance de toutes les commandes, car une commande disfonctionnelle ou en mauvais état ne sera pas utilisée. La figure 1.7 répertorie les différents acteurs qui impactent la performance énergétique du bâtiment entre sa conception et son exploitation.

Les travaux des Annexes 53 "Consommation totale d'énergie dans les bâtiments : méthodes d'analyse et d'évaluation" [80], 66 "Définition et simulation du comportement de l'occupant dans les bâtiments"[81], et plus récemment l'annexe 79 "Conception et exploitation des bâtiments axées sur l'occupant" [82], projets de l'Agence Internationale de l'Énergie (AIE [13]), font ressortir l'intérêt qu'ont de nombreux chercheurs à mieux appréhender la complexité du comportement humain afin d'améliorer les estimations faites en conception. L'annexe 79 comprend deux sous-tâches centrées sur la mise en œuvre pratique des modèles comportementaux dans le processus de conception, et sur le développement et la démonstration de commandes de bâtiments à destination des occupants. L'annexe 66 quant à elle, comprend des études de cas et des lignes directrices pour aider à la conception, à l'exploitation et à l'élaboration des politiques des bâtiments, via des approches interdisciplinaires, dans le but de réduire la consommation d'énergie dans les bâtiments tout en améliorant le confort et la productivité des occupants. Il est à noter qu'une grosse partie du travail réalisé dans le cadre de cette annexe concerne la modélisation des comportements occupants.

1.3.3 Modélisation des comportements des usagers dans la littérature

L'objectif de la modélisation est de représenter de façon simplifiée, au moyen d'équations, de fonctions ou de formules mathématiques, un phénomène, ou la relation entre des variables et/ou paramètres. Les modèles permettent d'analyser ces relations ou de prédire des variables dans le futur pour émettre des hypothèses fondées.

Parmi ses différents travaux, l'annexe 66 de l'AIE [81] vise avant tout à améliorer les méthodes de modélisation du comportement des occupants, d'une manière cohérente et formalisée.

Plusieurs auteurs ont proposé une classification de ces méthodes [83]. Happle *et al* [84] les classent selon :

- Deux types de modélisation : déterministe vs. stochastique, termes que nous définirons dans la suite de cette section ;
- Deux niveaux d'informations : le premier basé sur l'espace, c'est à dire que le modèle estime des paramètres tels que la densité nominale d'occupants dans une zone, la température de consigne de climatisation ou la densité de puissance d'un équipement. Le deuxième niveau est basé sur la personne. On s'intéresse alors à la présence ou au comportement d'une personne spécifique.

D'autres auteurs proposent une classe de modèles supplémentaire. Par exemple Carlucci *et al* [85] résument les approches de modélisation utilisées dans la littérature par celles construites avec des règles (il s'agit de la catégorie appelée "déterministe" par Happle *et al*), les approches stochastiques ou probabilistes, et les approches construites à partir de données. Ces dernieres

13. *Agence Internationale de l'Énergie*

sont appelées modèles non probabilistes par Gaetani *et al* [86]. Dans sa thèse, Eric Vorger [87] décrit quant à lui l'approche déterministe basée sur des calendriers et des seuils, l'approche orientée agents basée sur le confort thermique et l'approche stochastique.

Comme Happle *et al*, des auteurs ont proposé une classification selon ce que l'on cherche à modéliser. Par exemple Hong *et al* [88] distinguent les modèles de comportement implicites qui traitent des règles associées à des systèmes physiques, et les modèles explicites qui traitent des règles et de la logique associées directement à l'occupant. De même, Langevin *et al* [89] différencient la démarche adaptative où le comportement est lié au climat extérieur, l'approche où le comportement est lié au climat intérieur et celle centrée sur l'occupant avec la prise en compte du confort comme moteur d'action.

Au stade actuel, il n'y a donc pas de consensus sur la classification et l'applicabilité des approches de modélisation des comportements [90]. **Dans le cadre de cette thèse, nous avons retenu la classification illustrée à la figure 1.8 : les modèles probabilistes/stochastiques et les modèles déterministes. Les modèles déterministes sont divisés en deux branches : les modèles déterministes basés sur des règles expertes et des hypothèses et les modèles déterministes basés sur les données.**

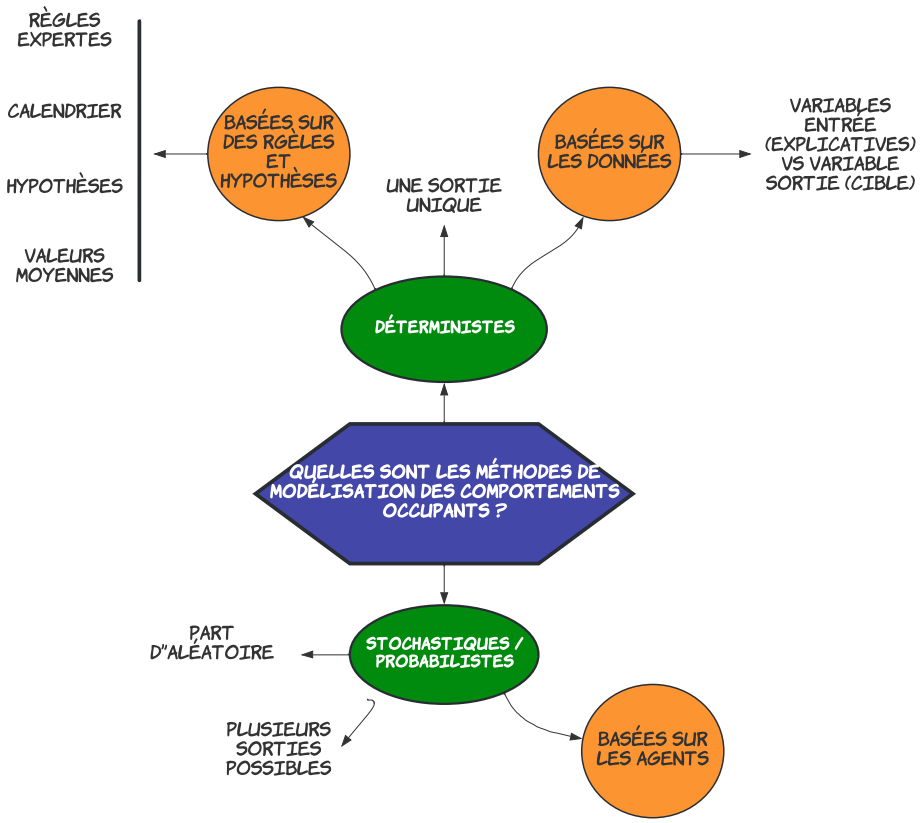


FIGURE 1.8 – Quelles sont les méthodes de modélisation des comportements occupants ?

Les modèles déterministes basés sur des règles expertes et des hypothèses utilisent des scénarios conventionnels, et des règles de comportements standards, identiques pour tous les usagers du bâtiment. Ils fournissent un comportement entièrement reproductible et prévisible, sans prendre en compte de variations par usager moyen [84]. La réglementation thermique française

propose un certain nombre de ces scénarios pour déterminer le nombre d'occupants, les apports internes et les consignes de températures intérieures. Cependant les actions sur les commandes telles que l'ouverture des fenêtres sont négligées ou dictées par des franchissement de seuils de températures [91]. Les valeurs moyennes représentant des phénomènes non dynamiques sont également un exemple de données d'entrée utilisées dans un modèle déterministe.
Des calendriers peuvent représenter un phénomène dynamique répétitif. Par exemple, les ouvertures en position ouverte tous les jours de 8h à 18h, et fermées le soir et le week-end, peu importe les conditions. Des lois physiques simples sont aussi souvent employées, en tant que réponses uniques à des stimuli physiques qui servent à pré définir de manière dynamique les comportements. "Si la température intérieure d'un bureau est supérieure à 28°C sans vent, alors les menuiseries sont ouvertes" est un exemple de lois physiques simples.
Les avantages de ces modèles sont leur facilité d'intégration dans les simulations thermiques dynamiques et leur interprétation simple. Cependant, la difficulté à établir ces hypothèses et à prendre en compte la diversité des comportements en proposant des comportements constants est une limite importante. Tuohy *et al* [92] soutiennent que bien que les paramètres déterministes représentent une certaine moyenne du comportement typique, ils ne sont pas sensibles aux effets d'un environnement particulier sur le confort et le comportement des occupants.

Les modèles déterministes basés sur les données s'apparentent à une boîte noire (voir section 1.2.3), dans laquelle des variables d'entrée et des variables de sortie sont mises en relation, grâce à l'apprentissage automatique et à des approches d'exploration de données [93][94]. **L'apprentissage automatique est un processus de l'intelligence artificielle. Il désigne des méthodes ayant pour but d'extraire de l'information contenue dans des données, pour la réutiliser ensuite**. Par exemple, D'Oca *et al* [95] ont utilisé cette technique pour identifier des modèles de comportement d'ouverture et fermeture de fenêtres, à partir de données mesurées sur 16 bureaux en Allemagne.
Les arbres de décision (DT [14]), les forêts aléatoire (RF [15]) ou encore les régressions linéaires multiples (MLR) et leurs dérivés font partie des techniques habituelles [51]. Ces méthodes sont capables d'apprendre des relations complexes entre une variable de sortie et des variables d'entrée. Cependant, elles sont complètement dépendantes des données et sont difficilement généralisables à des cas non contenus dans les données d'apprentissage. De plus, du point de vue du modèle, les paramètres obtenus n'ont pas de signification physique et l'interprétation des résultats peut être complexe [91], à l'exception de certains algorithmes comme les arbres de décision qui permettent une lecture facile des résultats (cette technique sera présentée dans le chapitre 3).

De manière générale, les approches stochastiques et probabilistes diffèrent de celles qui sont déterministes par le fait qu'elles intègrent une dimension aléatoire dans les variables. D'après Vorger [87], on parle de modèle probabiliste lorsqu'on prédit un état à partir de sa probabilité d'occurrence, et de processus stochastique lorsque la notion dynamique entre les états est intégrée, c'est à dire lorsqu'il y a une séquence d'étapes probabilistes dépendantes entre elles.
Raja *et al* [74] ont déclaré que l'utilisation de commandes par les usagers d'un bâtiment était clairement influencée par des conditions physiques, mais que leur usage tendait à être gouverné par une relation stochastique plutôt que déterministe. Nicol *et al* [75] ont suggéré que le comportement des usagers correspondait à des processus stochastiques et non déterministes : « il

14. *Decision Tree*
15. *Random Forest*

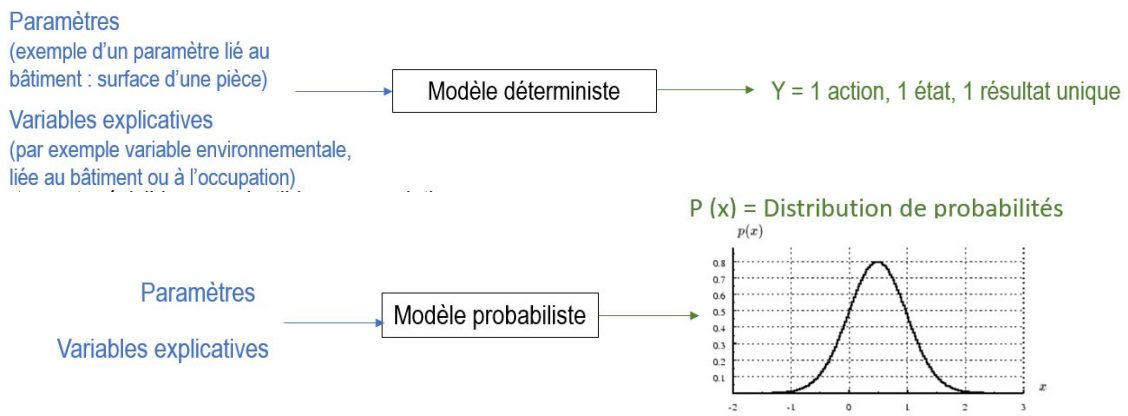


FIGURE 1.9 – Principe de fonctionnement d'un modèle déterministe vs modèle probabiliste

n'y a pas une température précise à laquelle tout le monde ouvre sa fenêtre, mais plus la température est élevée, plus la probabilité que la fenêtre soit ouverte est forte ». Chang *et al* [96] ont également montré que l'un des facteurs de divergence entre les données de consommation d'énergie mesurées et simulées dans les bâtiments était lié à la nature stochastique des profils d'occupation.
Le comportement des usagers d'un bâtiment est donc considéré comme un processus stochastique, variable dans le temps. Les modèles stochastiques servent ainsi à représenter des scénarios non répétitifs en y associant des lois de probabilités qui traduisent la diversité des comportements des usagers. Les relations entre les variables explicatives (= causes) et les variables à expliquer (= effet) sont représentées sous la forme d'une distribution statistique de résultats probables plutôt qu'un résultat déterministe, qui est toujours identique [87]. Le principe est illustré à la figure 1.9. Ces modèles sont généralement établis à partir de données mesurées où des informations sur l'état des commandes sont disponibles et enregistrées en même temps que des variables explicatives, permettant de décrire l'environnement. Les techniques les plus utilisées pour les modèles stochastiques/probabilistes sont les chaînes de Markov, les modèles de Bernoulli, ou encore les modèles de probabilité graphiques comme les réseaux bayésiens [85]. De plus, les aspects, autres qu'environnementaux, comme la psychologie, ne sont pas explicités. Pour palier à ce manque, des approches stochastiques basées sur la présence et les comportements des personnes ont été développées de manière à représenter des systèmes aux dynamiques complexes en décrivant les individus en tant qu'agents autonomes. Ils utilisent les méthodes probabilistes, mais sont aussi capables de modéliser les aspects cognitifs, réactifs et délibératifs [97]. Cependant, ces approches basées sur les agents complexifient la modélisation, ce qui les rendent difficiles à utiliser pour les concepteurs, sans pour autant qu'on soit certain de la précision apportée, étant donné les incertitudes sur les aspects sociaux, psychologiques ou cognitifs [98]. En donnant non pas un résultat unique mais une distribution de résultats en sortie, l'avantage des modèles stochastiques reposent sur le fait qu'ils intègrent des variations de comportement, et qu'ils essayent de représenter au mieux la réalité, sans écarter les situations peu probables ou a priori illogiques du strict point de vue du confort thermique [91]. De plus, les probabilités peuvent donner des résultats assez précis sur des grandeurs incertaines et non observées [84].

Il est à noter que les méthodes basées sur les données peuvent compléter les autres méthodes pour surmonter des lacunes techniques liées par exemple au grand nombre de données, au lieu de simplement les remplacer. Cela permet de fournir des modèles plus fiables et pour lesquels

l'analyse est plus rapide. Par exemple, Bonte [99] a proposé une méthode de modélisation du comportement de l'occupant, appelé OASys (Occupants' Actions System), construite sur un algorithme de réseaux de neurones (méthode déterministe basée sur les données), pour permettre à des agents (méthode stochastique) d'apprendre leurs comportement à partir de données enregistrées. Après une phase d'apprentissage, les agents connaissent les actions qui augmentent leur confort dans des conditions environnementales différentes.

D'après l'article de Deme Belafi *et al* [100], une base de données regroupant un certain nombre de modèles de comportements a été publiée afin de permettre aux chercheurs de les comprendre et de les améliorer. Il s'agit d'une première version de la bibliothèque et des modèles supplémentaires sont en cours d'élaboration.

Selon le récent état de l'art de Carlucci *et al* [85] **peu de ces différentes méthodes ont été mises en œuvre dans des bâtiments non climatisés et de surcroît dans des climats tropicaux**, qui sont peu étudiés par rapport à d'autres climats comme les climats tempérés et continentaux. En effet, l'étude des comportements dans les bâtiments capables de fonctionner avec une ventilation naturelle ne représente que 14% des articles examinés, alors que les travaux sur les bâtiments climatisés sont plus fréquents avec 61% des articles recensés.

Dans la littérature, on retrouve des études sur la prédiction de la consommation d'énergie en climat chaud, comme par exemple avec Dong *et al* [101] qui ont utilisé une méthode déterministe, appelée machines à vecteurs de support, basée sur les données de consommation des années précédentes, le rayonnement solaire et les conditions de température et d'humidité extérieures, pour prédire la consommation mensuelle d'électricité de bâtiments publics situés à Singapour. Asadi *et al* [102] ont cherché à prédire la consommation d'énergie dans les bâtiments commerciaux de Houston dès les premières étapes de la conception du bâtiment, en utilisant les matériaux de construction, la forme du bâtiment et le calendrier des occupants comme variables d'entrée. Les résultats de plusieurs simulations énergétiques successives, utilisant la méthode de Monte Carlo, ont été incorporés dans un ensemble d'équations de régression pour prédire la consommation d'énergie pour chaque scénario de conception. Les charges de refroidissement d'un bâtiment éducatif à Hong Kong ont été modélisées à l'aide de méthodes d'exploration de données telles que les forêts aléatoires ou les réseaux neuronaux [103]. Mba *et al* ont modélisé la température de l'air et l'humidité relative dans une maison individuelle au Cameroun à l'aide de réseaux neuronaux [104]. La méthode de l'arbre de décision a été appliquée à des bâtiments résidentiels au Japon, dont une partie des études de cas étaient située dans un climat subtropical humide, pour prédire la demande énergétique à partir de données mesurées. **Cependant, très peu d'études se concentrent sur l'investigation spécifique du comportement des occupants dans les climats tropicaux [105].**

On peut toutefois citer Neto *et al* [106] qui ont mis en évidence le rôle du comportement des usagers sur l'estimation de la consommation, dans un bâtiment universitaire de Sao Paulo, en comparant un modèle simple de boîte noire et un modèle basé sur une boîte blanche qui simule les principes physiques, comme outil d'audit et de prédiction de la consommation d'énergie. Primanti *et al* [107] ont réalisé une analyse de sensibilité en utilisant une régression multilinéaire pour analyser l'utilisation de stores vénitiens automatisés dans des bureaux partagés situés en Indonésie. De même, Bavaresco *et al* [108] ont étudié l'influence du comportement des usagers vis-à-vis des stores intérieurs sur l'efficacité énergétique d'un bureau situé dans le sud du Brésil, à partir d'enquêtes. Les informations recueillies ont été directement utilisées pour identifier les

charges internes d'un modèle de bâtiment décrit sur l'outil de simulations thermiques dynamiques EnergyPlus. Rijal *et al* [109] ont utilisé la méthode de régression logistique (LR [16]) pour quantifier l'utilisation des fenêtres et des ventilateurs, évaluer le changement d'environnement intérieur causé par ces actions et ensuite les prédire. Les bâtiments étudiés étaient des bureaux en ventilation naturelle situés dans plusieurs climats, dont celui du Pakistan. Une méthode d'implémentation des algorithmes de prédiction dans le logiciel de simulation thermique dynamique des bâtiments ESP-r [17] a été définie.

Comme le mentionnent Carlucci *et al* [85] dans leur conclusion, **il est nécessaire de réaliser de nouvelles études en climat tropical, où les modèles et les données expérimentales manquent pour faire face à une augmentation significative de la population et du taux de construction dans les prochaines années.**

1.4 Conclusion du chapitre : les verrous identifiés et contributions du travail de thèse

Dans ce chapitre, nous avons mis en évidence le rôle du secteur bâtiment face à l'urgence environnementale actuelle, et notamment celui des bâtiments à faible impact environnemental. Le climat tropical et ses enjeux ont été définis, montrant l'importance de réduire la demande en énergie, et surtout de la part des systèmes de refroidissement dans le secteur tertiaire, le plus rapidement possible. Pour y parvenir, nous avons détaillé les principales règles d'or de conception permettant d'aboutir à des bâtiments à faible consommation énergétique adaptés au climat tropical. Les difficultés auxquelles les bureaux d'études en conception font face lorsqu'ils doivent estimer l'impact futur du projet de bâtiment ont été exposées, et l'estimation du comportement des occupants a été désigné comme un des facteurs les plus impactant. De nombreux modèles de comportement ont été développés ces dernières années pour aider les concepteurs, mais peu ont été développés dans le contexte particulier du climat tropical. Il a également été relevé que fournir des modèles donnant non pas avec un résultat unique mais un ensemble de résultats possibles permettait de mieux représenter la réalité.

Au vu de ces éléments, les verrous scientifiques spécifiques au climat tropical humide sont les suivant :

- Premièrement, il y a manque de données expérimentales et de retours d'expérience concernant le comportement des usagers dans les bâtiments tropicaux à faible consommation énergétique. Or, d'après l'état de l'art proposé, le comportement des usagers est une des principales sources d'écarts entre la performance énergétique prévue par les logiciels de simulation en conception et la performance énergétique réelle des bâtiments ;

- Deuxièmement, peu de modèles de comportements vis à vis de l'utilisation combinée des ouvertures et des brasseurs d'air existent dans la littérature ;

- Troisièmement, les concepteurs de bâtiments bioclimatiques à faible consommation énergétique font face à des difficultés lorsqu'ils doivent estimer l'impact du futur projet de

16. *Logistic Regression*
17. *Energy Simulation Software tool*

construction.

Pour répondre à ces verrous, nous proposons la mise en place d'une méthode type "boîte grise" associant la simulation thermique dynamique à des données expérimentales, s'intégrant dans le processus de conception.

Le **chapitre 2** décrit la mise en place d'une étude expérimentale visant à recueillir des données relatives aux comportements spécifiques du climat tropical humide, à savoir les actions vis à vis des systèmes passifs tels que les ouvertures, et les actions sur les systèmes à faible consommation énergétique comme les brasseurs d'air. Les variables hygrothermiques sont également suivies.

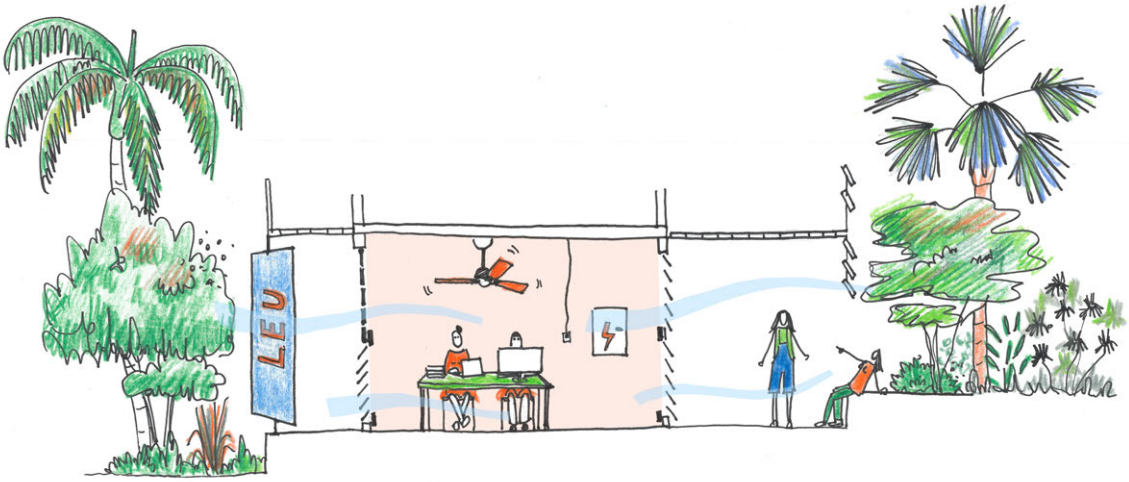
Le **chapitre 3** porte sur le développement de modèles de prédiction de l'occupation et des comportements des usagers.

Enfin, le **chapitre 4** propose une méthode d'intégration des modèles de comportement proposés dans le logiciel de simulation thermique dynamique EnergyPlus.

Nous nous limitons à l'étude des bâtiments à faible impact environnemental tertiaires, type bureaux.

Chapitre 2

Observation des comportements dans un cas d'étude concret : partie expérimentale



"Tout ce qui est mesuré et observé, s'améliore." Bob Parsons

Sommaire

2.1 Présentation de l'étude de cas 34
2.1.1 Le bâtiment de l'Ilet du Centre 34
2.1.2 Les usagers du bâtiment 37
2.1.3 Détail des commandes disponibles 38
2.2 Instrumentation 41
2.2.1 État de l'art 41
2.2.2 Acquisition des données 42
2.2.3 Difficultés de la tâche expérimentale 46
2.3 Analyse des données 48
2.3.1 Analyse statistique temporelle 48
2.3.2 Analyse spatiale 54
2.4 Conclusion du chapitre et contributions 56

Dans le chapitre précédent, les mots-clés et les concepts abordés dans cette thèse ont été définis et contextualisés, en vue d'introduire notre objectif : affiner les hypothèses liées aux comportements des usagers vis à vis des ouvertures et des brasseurs d'air dans les bâtiments tertiaires à faible consommation énergétique en climat tropical humide. Ceci afin d'améliorer les estimations de la performance énergétique faites par les bureaux d'études lors de la conception.

Dans un état de l'art sur la modélisation du comportement des usagers dans les bâtiments intelligents, Jia *et al* [110] ont indiqué que de nombreux travaux se basent sur des hypothèses et non sur des données mesurées pour simuler l'impact des comportements sur la consommation d'énergie des bâtiments. Ils ont suggéré que les futures recherches devaient combiner des données réelles sur les préférences et les tendances comportementales des usagers. La méthode que nous proposons s'appuie donc sur des données mesurées.

Ce second chapitre vise à expliquer la méthodologie expérimentale mise en place dans ce travail de thèse. L'étude de cas, l'instrumentation déployée ainsi que les analyses statistiques et spatio-temporelles des données récoltées pendant près d'un an et demi sont présentées.

2.1 Présentation de l'étude de cas

2.1.1 Le bâtiment de l'Ilet du Centre

Notre étude de cas est située à Saint Pierre, dans le sud de l'île de La Réunion dont les caractéristiques ont été présentées à la section 1.1.3 du chapitre 1. C'est une opération mixte composée à la fois de 66 logements et de 310 m^2 de bureaux répartis sur plusieurs bâtiments. Dans le cadre de cette thèse, **seule la zone à usage tertiaire dédiée aux bureaux a été étudiée**. L'opération, livrée en 2008, s'appelle l'Ilet du Centre. Ce sont les agences d'architecture 2APMR et APA, dirigées par les fondateurs du bureau d'étude LEU Réunion qui l'ont conçue.

FIGURE 2.1 – Vue sur façade Nord Nord-Est de l'Ilet du Centre. Débord horizontal en bois couplé à des brises-soleil horizontaux. Crédit image : Hervé Douris

A cette période, il n'existait aucune réglementation de construction adaptée au climat tropical humide de l'île de La Réunion, ni pour le tertiaire ni même pour la partie logements.

L'équipe de conception a donc appliqué les règles d'or énoncées à la section 1.2.1 du chapitre 1.

Bien que l'opération soit située sur un site urbain, $2000m^2$ de jardins d'espèces endémiques nécessitant très peu, voire pas du tout d'arrosage, ont été implantés tout autour des bâtiments. Les stationnements ont été positionnés en sous-sol afin de laisser davantage d'espace à la végétation. Cela a permis de limiter les effets d'"îlots de chaleur" et d'améliorer les conditions de confort hygrothermique, acoustique et aéraulique au sein des locaux [32]. De nombreuses protections solaires, adaptées à chaque façade (baies et parois opaques) selon leur orientation, ont été installées afin de limiter les apports de chaleur à l'intérieur des bâtiments. Par exemple, la figure 2.1 montre la façade Nord Nord-Est de l'Ilet du Centre. Étant dans l'hémisphère Sud, les façades les plus exposées sont les façades Est, Nord et Ouest. La façade Nord Nord-Est est donc protégée par un grand débord horizontal en bois couplé à des brises-soleil horizontaux qui permettent de bloquer les rayons solaires du matin. La façade Sud Sud-Ouest (voir figure 2.2) est quant à elle protégée par des brises-soleil verticaux inclinés empêchant les rayons solaires de fin de journée d'atteindre les bureaux. Les toitures ont également été fortement isolées.

FIGURE 2.2 – Vue sur façade Sud Sud-Ouest de l'Ilet du Centre. Brises-soleil verticaux inclinés. Crédit image : Hervé Douris

De plus, l'opération a été pensée pour fonctionner en ventilation naturelle au niveau même de la parcelle [111]. En effet, les bâtiments ont été orientés pour profiter au maximum des vents dominants, et sont implantés sur pilotis de telle sorte que les flux d'air puissent irriguer l'ensemble du terrain sans être bloqués par les masses bâties.

A l'intérieur, les bureaux sont répartis sur deux étages divisés en plusieurs zones : des "open-space", une salle de réunion, une salle informatique et deux bureaux individuels. La figure 2.3 est une photo prise depuis la mezzanine du bâtiment de bureaux de l'Ilet du Centre.

Dans toute la zone d'"open-space", l'ambiance intérieure est régulée par de nombreuses ouvertures toute hauteur positionnées en vis-à-vis, qui permettent de balayer l'espace de travail des usagers par une ventilation traversante. Toutes sont contrôlables manuellement, la partie supérieure étant réglable indépendamment de la partie inférieure. Ce type d'ouvertures très répandue dans les nouvelles constructions à La Réunion s'appellent des **jalousies**.

Des **brasseurs d'air** peuvent également contribuer à réduire la température ressentie, les

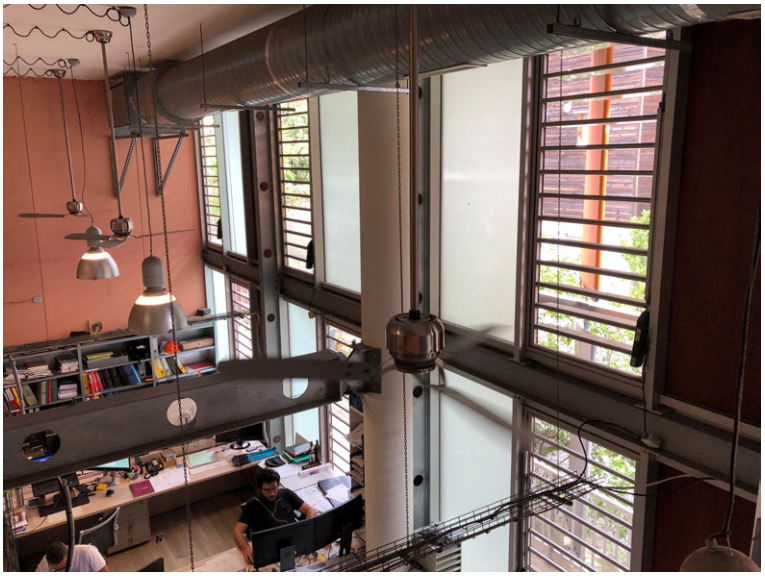


FIGURE 2.3 – Vue intérieure des bureaux de l'Ilet du Centre. Open-space équipé de jalousies toute hauteur et de brasseurs d'air

jours les plus chauds, lorsque la température de l'air est élevée et qu'il n'y a pas assez de vent. Un système d'appoint par ventilation mécaniquement contrôlée avait été installé à la livraison de l'opération, mais la conception étant suffisamment efficiente et la ventilation suffisante, ce système n'a jamais été utilisé.

La salle informatique est climatisée au moyen d'un split-system, et la salle de réunion est équipée de jalousies permettant une ventilation naturelle, d'un brasseur d'air mais elle est également équipée d'un split-system.

Selon la typologie proposée par Brager *et al* [37], il s'agit ici d'un bâtiment à mode mixte "zoné" car la ventilation naturelle et le refroidissement mécanique fonctionnent dans des zones différentes du bâtiment. Les usagers peuvent avoir un contrôle manuel sur les systèmes disponibles.

Dans le cadre de cette thèse, seule la zone constituée d'"open-space" où se situent les postes de travail a été instrumentée.

Ce bâtiment a été choisi pour plusieurs raisons :

- Du point de vue architectural, c'est un bâtiment bioclimatique à faible consommation énergétique représentatif de la tendance de construction actuelle (en termes de surfaces, de conception urbaine et de typologie) ;
- Il est située sur la zone côtière de l'île, zone la plus habitée et où sont regroupés les pôles d'attractivité économiques ;
- Et enfin, pour des raisons de praticité car il s'agit d'un bâtiment facilement exploitable et pour lequel un suivi manuel des consommations électriques a été initié depuis plusieurs années.

2.1.2 Les usagers du bâtiment

Les 28 usagers des bureaux de l'Ilet du Centre sont des architectes, des ingénieurs en construction durable ou en structure, des paysagistes et des urbanistes, employés d'une des trois sociétés qui partagent les locaux. LEU Réunion, au delà d'avoir été mon entreprise d'accueil pendant cette thèse, est un bureau d'études en qualité environnementale des bâtiments, paysage et urbanisme. LET [1] est un bureau d'études structure et LAB [2] une agence d'architecture. De part la culture portée par ces entreprises, tous les usagers utilisent les principes de la conception bioclimatique dans leurs projets.

Au départ de ce travail de thèse, un questionnaire en ligne a été envoyé aux usagers du bâtiment. Ceci afin de mieux comprendre leurs habitudes de travail et comment ils s'étaient appropriés, les différents usages du bâtiment. 22 personnes sur 28 y ont répondu, ce qui représente un taux de retour de 79 %.

7 rubriques, comprenant à la fois des questions ouvertes et fermées, composaient ce questionnaire. La première rubrique "Vous et votre bureau" avait pour objectif de découvrir les usagers, leur âge, sexe, emplacement de travail ainsi que leurs habitudes d'occupation du bureau. D'après les réponses obtenues, les usagers des bureaux de l'Ilet du Centre sont à 41 % des femmes contre 59 % d'hommes, et toutes les tranches d'âge sont représentées, comme l'indique la figure 2.4. **Sur ces deux critères, ils représentent un type de population classique que l'on peut retrouver dans d'autres bâtiments de même catégorie.**

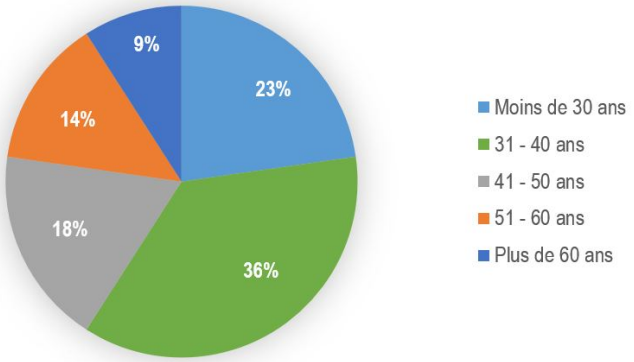


FIGURE 2.4 – Tranches d'âge des usagers de l'Ilet du Centre

Concernant leur emplacement de travail, 73 % des usagers ont déclaré être assis à proximité immédiate d'une ouverture contrôlable, ce qui démontre bien la volonté de l'équipe de conception de donner aux usagers un accès aisé aux commandes.

Enfin, les résultats démontrent que l'occupation varie d'une personne à l'autre. En effet, seuls 50 % des employés ont indiqué être présents au bureau sur les horaires d'ouverture des entreprises. 41 % sont amenés à s'absenter de temps en temps tandis que 9 % sont souvent en déplacement hors du bureau. Cette variation dans les profils d'occupation s'explique par la diversité des métiers rencontrés. Par exemple, le personnel administratif n'est pas aussi mobile que les ingénieurs en structure qui sont plus souvent sur site ou en réunion de chantier.

1. *Laboratoire d'Etudes Techniques*
2. *Laboratoire d'Architecture Bioclimatique*

La conscience environnementale particulièrement développée des usagers de l'Ilet du Centre peut être vue comme une limite de notre travail, puisque cet aspect n'est pas forcément représentatif de l'ensemble des usagers des bâtiments tertiaires en climat tropical. **Cependant, nous pensons que dans le cas des bâtiments à faible consommation énergétique, les sensibiliser devrait faire partie intégrante de la mission des gestionnaires de site**, comme énoncé à la section 1.3.2 du chapitre 1. De plus, cette conscience environnementale a vocation à devenir la norme en terme de comportement adaptatif en climat tropical.

2.1.3 Détail des commandes disponibles

Dans la zone d'open-space que nous avons étudiée, les usagers peuvent interagir avec les jalousies et/ou les brasseurs d'air pour réguler leur confort.

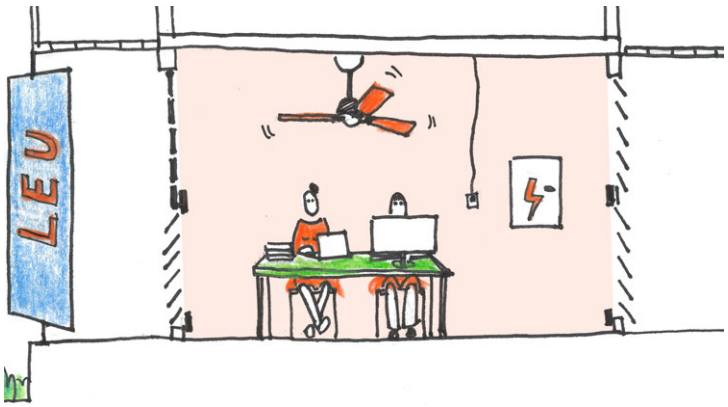


FIGURE 2.5 – Les commandes disponibles à L'Ilet du Centre

Certains fournisseurs utilisent le terme "fenêtres persiennes en verre" pour désigner ce que l'on appelle "jalousies". En effet, les jalousies sont une déclinaison des persiennes, ces volets dont la partie pleine est remplacée, en partie ou totalement, par des lames inclinées, fixes ou mobiles. D'après Charlery C. [112], il est probable que leur origine ait un lien avec les moucharabieh arabes, qui étaient utilisés au XIIe siècle en Égypte. Les persiennes se sont popularisées en Europe dès la fin du XVIIIe siècle, puis ont été exportées plus tard dans les Antilles et en Amérique.

Elles sont particulièrement adaptées aux climats chauds, puisqu'elles apportent une solution architecturale intéressante pour réduire l'entrée du rayonnement solaire direct (surtout lorsqu'elles sont opaques) et empêcher la pénétration de la pluie [113], tout en laissant circuler l'air.

Les persiennes peuvent être fabriquées à partir de plusieurs matériaux et peuvent être intégrées à l'ouverture ou y être fixées [114]. **Dès lors qu'il s'agit de fenêtres à part entière, composées de lames étroites et superposées, dont l'angle est la plupart du temps réglable à l'aide d'une poignée, on parlera de "jalousies"** [115]. La figure 2.6, issue de la note technique numéro 16 de l'Université de L'Illinois concernant les différents types de fenêtres existants, illustre ce système.

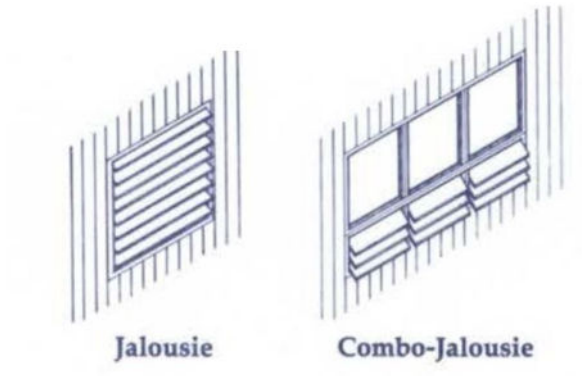


FIGURE 2.6 – Schéma de principe d'une fenêtre type "jalousie" [115]

Contrairement aux persiennes opaques, elles sont souvent composées de verre clair, ce qui apporte de l'éclairage naturel en offrant une vue sur l'extérieur, mais n'apporte plus la fonction de protection solaire. Elles doivent dans ce cas être combinées à des protections solaires extérieures, déportées de la façade.

Les jalousies peuvent être entièrement fermées (l'angle d'ouverture est alors de 0°) ou s'ouvrir jusqu'à un angle de 90°. Lee *et al* [116] ont mesuré l'effet de l'angle d'ouverture d'une jalousie sur l'atténuation du bruit provenant de l'extérieur, dans un bâtiment situé à Singapour. Ils ont relevé que pour des fréquences allant de 100 Hz à 6000 Hz, le bruit était diminué de 1,4 %, 5,5 % et 12,0 % lorsque les lames étaient inclinées à 60°, 30° et 0°, respectivement. Cet angle a également un impact sur la quantité de flux d'air pénétrant à l'intérieur du bâtiment [113].

Lorsque les flux d'air ne sont pas suffisants, les usagers peuvent mettre en marche les **brasseurs d'air, notés "BA** [3]**" dans la suite de ce manuscrit**. Ils sont aussi appelés ventilateurs plafonniers, ou ventilateurs de plafond. Ce type de système dont le but est de produire un effet de rafraîchissement est utilisé depuis plusieurs siècles et n'a cessé d'évoluer à travers le temps. Autrefois actionnés manuellement en tirant sur des cordes, c'est l'ingénieur en mécanique Philip Diehl qui en 1882, a inventé la version électrique du brasseur d'air [117], dorénavant mis en fonctionnement grâce à une télécommande sans fil.

Avec l'avantage d'être peu onéreux à l'achat, faciles à installer et à utiliser, les brasseurs d'air ont gagné en popularité [118].

Rissetto *et al*[119] ont mené une étude dans un laboratoire en Allemagne équipé de brasseurs d'air, consistant à exposer des usagers à des configurations différentes, en position assise ou debout, avec ou sans contrôle de la vitesse d'air, et dans deux conditions thermiques. La majorité des usagers a évalué positivement l'intérêt des brasseurs d'air et leur effet sur le confort thermique, ce qui encourage à déployer davantage cette solution dans les bâtiments de bureaux.

Dans le cadre du projet BRASSE (BRASSEurs d'air, une solution de sobriété et d'efficacité) [120] mené à La Réunion et en France Métropolitaine, une enquête sociologique a été réalisée dans le but de comprendre la vision qu'ont les usagers du brasseur d'air. Bien qu'il soit davantage employé à La Réunion, les résultats ont indiqué que cet équipement était globalement peu connu du point de vue économique et qu'il était quelques fois vu comme un équipement "vieux" face à

3. *Brasseur d'Air*

la climatisation que les usagers considèrent comme un signe de modernité et de développement économique. Il satisfait cependant du point de vue confort thermique, mais un peu moins sur les aspects esthétique et acoustique.

Les brasseurs d'air peuvent également s'avérer inefficaces s'ils ne sont pas choisis à haute efficacité, puisque lors de la transformation de l'énergie électrique en énergie mécanique de rotation au niveau du moteur puis en flux d'air au niveau des usagers, de nombreuses pertes énergétiques sont engendrées [118]. Ils seront également inefficaces s'ils ne sont pas bien positionnés par rapport à l'aménagement intérieur, mal montés ou en nombre insuffisant.

Tadepalli *et al*[121] ont examiné le ressenti d'usagers positionnés à différents endroits du séjour, dans un logement situé dans le climat chaud et humide de l'Inde. Pour chaque emplacement, 4 dispositions différentes du brasseur d'air ont été testées. La vitesse de rotation était la même dans toutes les configurations. Les résultats ont montré qu'en période estivale, lorsque les usagers étaient situés en dehors de la zone ventilée par le brasseur d'air, ils éprouvaient une sensation thermique moins bonne.

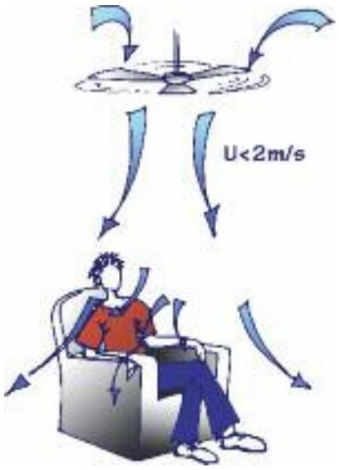


FIGURE 2.7 – Fonctionnement d'un brasseur d'air. Issu du livret 3 du programme PREBAT [25]. Crédit image : Jacques Gandemer

Certains outils permettent de guider les concepteurs lors de l'implantation des brasseurs d'air comme celui mis à disposition en ligne par le Centre pour l'Environnement Bâti de l'Université de Californie à Berkeley [117]. Au niveau national, la RE 2020 [43] reconnaît désormais les brasseurs d'air comme un solide pilier du confort d'été et donne quelques préconisations. Les outils d'aide à la conception locaux énoncés à la section 1.2.2 du chapitre 1 comme PREBAT [25] fournissent également des règles plus adaptées au climat de La Réunion (voir Figure 2.7) comme par exemple la nécessité d'implanter 1 brasseur d'air par unité de surface au sol de 10 m^2 , contre 1 brasseur d'air tous les 15 m^2 indiqué dans la RE 2020 nationale [43].

Les jalousies et les brasseurs d'air étant particulièrement utilisées dans les nouvelles constructions de bâtiments tertiaires à faible consommation énergétique en climat tropical humide, nous avons cherché à quantifier l'utilisation de ces commandes. La section suivante détaille l'instrumentation associée à ces commandes.

2.2 Instrumentation

2.2.1 État de l'art

2.2.1.1 Méthode de suivi des comportements

La collecte de données est essentielle pour comprendre, quantifier et par la suite modéliser le comportement des usagers. Trois principales approches de suivi de ces comportements ont été présentées par Yan *et al* [122] dans le cadre de l'annexe 66 de l'AIE :

- L'approche in-situ, qui consiste à surveiller les usagers dans leur environnement naturel et qui prévoit généralement la collecte de données sur une longue durée ;

- L'approche laboratoire, qui exige que les participants passent du temps et interagissent dans un environnement fabriqué spécifiquement pour les études scientifiques ;

- Et l'approche par questionnaire ou enquêtes qui repose sur la déclaration volontaire du comportement personnel. Les enquêtes visent à rencontrer les usagers sous la forme d'entretiens individuels ou de groupes de discussion (méthode appelée le "focus groupe") [123].

La combinaison de plusieurs approches est fréquente.

L'approche in-situ est généralement plus appropriée pour reproduire la réalité quand l'objectif est de recueillir des données en vue de modéliser les comportements [122]. Avec cette approche, les données sont habituellement acquises au moyen de capteurs intégrés au système d'automatisation du bâtiment ou spécifiquement installés pour l'étude.

2.2.1.2 Mesure des comportements

Pour détecter l'ouverture ou la fermeture des jalousies, plusieurs systèmes peuvent être utilisés. Par exemple, Dutton *et al* [124] ont observé l'utilisation des fenêtres d'un immeuble de bureaux disposant d'une ventilation naturelle situé en Californie avec des appareils photos numériques. Les photos ont ensuite été post-traitées pour être analysées visuellement, mais les auteurs ont signalé que toutes n'ont pas pu être exploitées à cause d'un problème d'éblouissement sur certaines heures.

Dans le cadre du projet PACTE Métroclim [125] mené sur des bâtiments tertiaires de l'Université de La Réunion, et dans lequel j'ai participé avec LEU Réunion et d'autres partenaires, des contacts de feuillure ont été installés sur les menuiseries de plusieurs bureaux individuels, afin de détecter l'ouverture des fenêtres et ainsi piloter l'arrêt de la climatisation. Ces contacts filaires, placés dans les feuillures nécessitent de percer les menuiseries, ce qui n'est pas toujours envisageable en site occupé. De plus, ils se fragilisent avec des ouvertures/fermetures à répétition.

2.2.1.3 Conditions hygrothermiques

Inkarojrit *et al* [126] ont analysé l'utilisation des fenêtres dans un immeuble de bureau en ventilation naturelle, en Californie. Les résultats de cette étude montrent que la température intérieure est un bon indicateur pour prédire le pourcentage d'ouverture des fenêtres, en plus de la température extérieure et de la vitesse du vent extérieur.

De leur côté, Stazi *et al* [93] ont cité la température intérieure mais également la température extérieure et l'heure de la journée comme les variables les plus fréquemment prises en compte dans les modèles d'ouverture de fenêtres.

Concernant l'utilisation des brasseurs d'air, Rissetto *et al* [119] ont indiqué que la température intérieure et l'heure de la journée avaient une influence sur le choix de la vitesse de rotation.

D'après l'état de l'art de Stazi *et al* [93], **aucun consensus n'existe pour le moment lorsqu'il s'agit de déterminer les principaux facteurs hygrothermiques qui influencent le comportement des usagers dans les bâtiments**. Certains auteurs préfèrent les paramètres extérieurs en raison de leur indépendance par rapport aux actions effectuées, tandis que d'autres estiment que les usagers travaillent à l'intérieur des bâtiments, ce qui justifie que leurs perceptions soient principalement affectées par les paramètres intérieurs. De même dans leur état de l'art, Borgeson *et al* [127] ont expliqué qu'il n'y avait pas de consensus et que les modèles utilisant l'un, l'autre ou les deux donnaient de bons résultats.

De plus, certains auteurs comme Wei *et al* [64] ont souligné l'importance de prendre en compte l'humidité relative, souvent négligée face à la température d'air, lors de la modélisation du comportement dans les bâtiments non climatisés. Au regard de ces conclusions, les comportements des usagers vis à vis des fenêtres et des brasseurs d'air sont conditionné par leur niveau de confort hygro-thermique. Une instrumentation de suivi du confort hygrothermique a donc été mise en place.

2.2.2 Acquisition des données

De janvier 2020 à juin 2021, nous avons suivi l'utilisation des commandes par les usagers ainsi que des variables liées au confort hygrothermique. Un certain nombre de capteurs ont été mis en oeuvre.

2.2.2.1 Mesure des comportements

37 contacts magnétiques ont été installés dans la zone d' "open-spaces", pour suivre l'utilisation des jalousies. A l'exception de celles situées à l'étage sur la façade Sud Sud-Ouest, chaque bloc de jalousies est composé de deux parties réglables indépendamment. 2 contacts ont donc été nécessaires par bloc, 1 pour la partie supérieure et 1 pour la partie inférieure.

Ce type de capteur n'a besoin d'aucune connexion filaire. En effet, ce sont des capteurs

FIGURE 2.8 – Contact magnétique en position 0 "ouverte"

FIGURE 2.9 – Contact magnétique en position 1 "fermée"

sans-fil envoyant directement les informations relevées à une centrale d'acquisition placée à proximité, grâce à un protocole radio (dans notre cas, il s'agit du protocole EnOcean [128]). Cette centrale est connectée au réseau internet et retransmet les données sur une plateforme en ligne facilement exploitable.

Une mini cellule photovoltaïque (cellule PV) assure l'alimentation des contacts magnétiques. Les contacts sont constitués d'une partie fixe qui contient la cellule PV et le système de communication, et d'un aimant à fixer sur une lame mobile des jalousies. Lorsque l'aimant s'éloigne de la partie fixe du contact, l'ouverture de la jalousie est détectée. Ce sont donc des signaux binaires qui sont enregistrés : 0 correspond à "il n'y a pas de contact, la jalousie est ouverte" (voir Figure 2.8), et 1 à "il y a un contact, la jalousie est fermée" (voir Figure 2.9).

L'utilisation des **brasseurs d'air est suivie à travers la mesure de leur puissance active, moyennée toutes les 10 minutes**. L'armoire électrique de l'Ilet du Centre était déjà équipée de sous-compteurs spécifiques pour les usages des brasseurs d'air, des prises de courant, de l'éclairage et de la climatisation permettant ainsi un suivi manuel des puissances moyennes. Dans le cadre de ce travail de thèse, nous avons mis en place un système d'enregistrement automatique illustré à la Figure 2.10. Ce système est composé d'un concentrateur multivoies , de modules de courant équipés de tores et d'une interface de communication [129]. Le concentrateur mesure les tensions et les transmet en temps réel sous forme numérique aux modules de courant, qui mémorisent les informations et réalisent les différents calculs de puissance. Les données sont enregistrées sur la carte mémoire d'un assistant personnel digital. Grâce à ce système, une analyse détaillée des consommations électriques des sous-compteurs est possible.

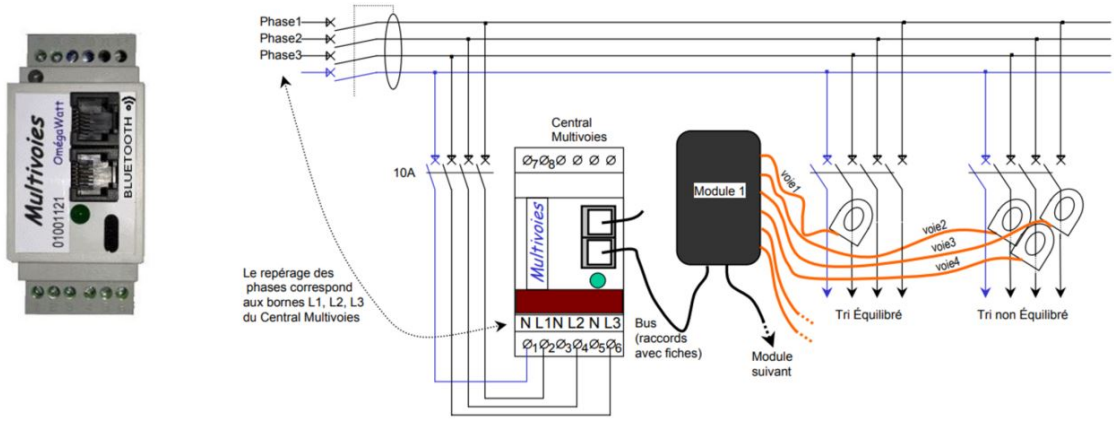


FIGURE 2.10 – Schéma de branchement du système de mesure par concentrateur multivoies Omegawatt

2.2.2.2 Mesure des conditions hygrothermiques

Un total de **8 capteurs enregistreurs de température d'air et d'humidité relative** ont été positionnés dans les bureaux, au niveau du plan de travail des usagers. Une calibration a été effectué en amont des mesures sur site. La Figure 2.11 positionne les différents capteurs déployés et commandes disponibles sur l'Ilet du Centre, avec en rouge les capteurs enregistreurs de température et humidité relative de la marque TESTO [130], en vert la position des différentes jalousies sur lesquelles sont fixés les contacts magnétiques et en bleu les brasseurs d'air et les commandes murales associées.

Les **données associées à l'environnement extérieur sont issues d'une station météorologique** de l'Université de La Réunion située dans la même ville que notre étude de cas et à une altitude similaire. Il est à noter qu'à La Réunion, le relief étant extrêmement marqué, une variation de +/- 100 m en altitude correspond environ à une variation de température d'air moyenne annuelle de +/- 0.7 °C. La température d'air extérieure, l'humidité relative et les vitesse et direction du vent ont ainsi été relevées.

Le tableau 2.1 répertorie les types et modèles de capteurs que nous avons mis en oeuvre. Toutes les données ont été mises au pas de temps horaire pour la suite de notre travail.

TABLE 2.1 – Équipements de mesure à l'intérieur du bâtiment

Équipement	Dénomination	Nombre	Plage de mesure	Résolution	Précision
Enregistreur de température d'air	Testo 174H	8	- 20... +70 $°C$	0.1 $°C$	0.5 $°C$
Enregistreur d'humidité relative	Testo 174H	8	0... 100%	0.1 %	3 %
Contact magnétique	NODON SDO-2-1-05	37	0 ou 1		
Concentrateur multicanaux + modules de mesure	OMEGAWATT	1	120-250 Vac (par phase)	0.1 V	
Centrale domotique d'acquisition de données	JEEDOM Pro v2	1			

2.2.2.3 Mesure de l'occupation

La présence des occupants n'a pas été directement enregistrée. Cependant, comme évoqué à la section 1.3 du chapitre 1, elle est une condition préalable à la réalisation d'une action.

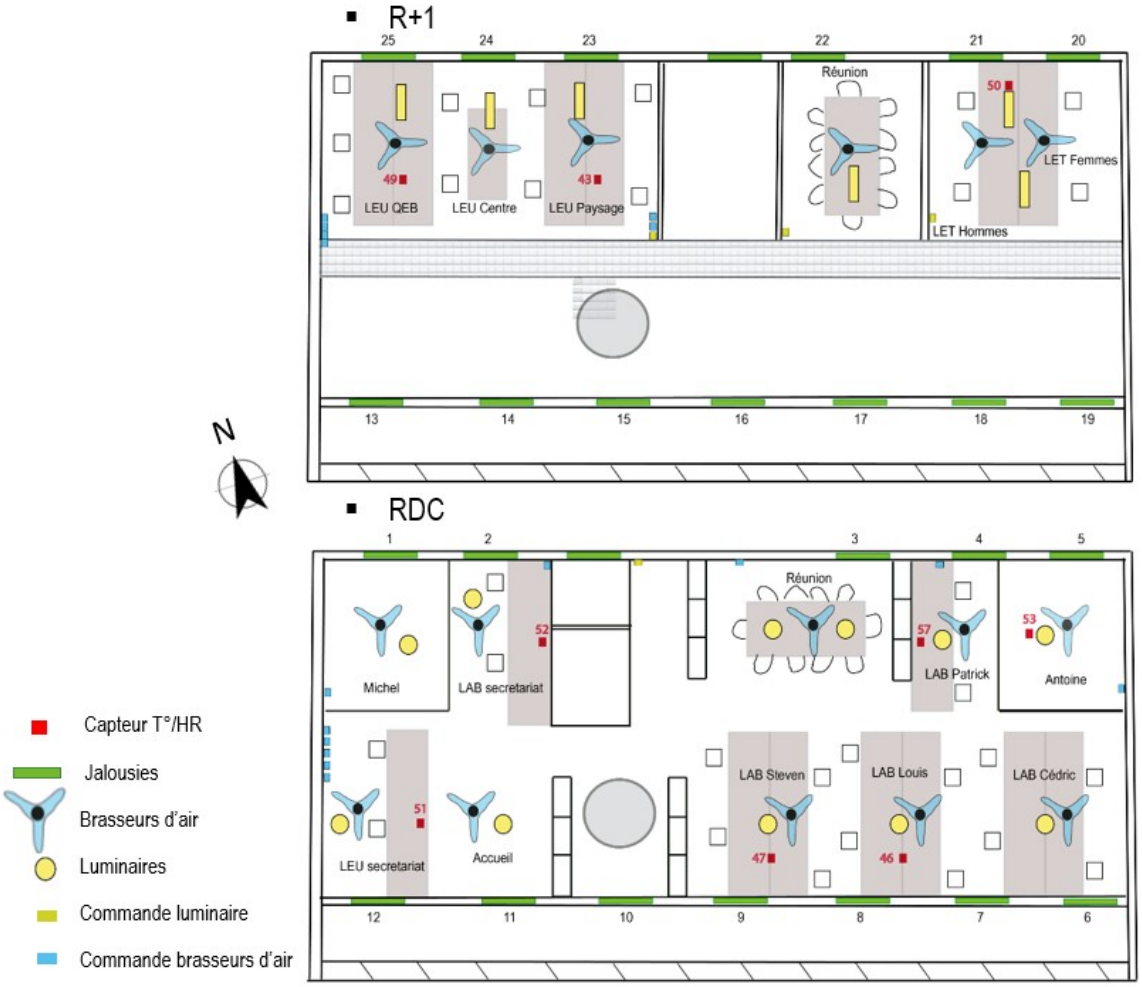


FIGURE 2.11 – Plan d'implantation des commandes, Rez-De-Chaussée et étage des bureaux de l'Ilet du Centre

Parmi les typologies de capteurs habituellement utilisées pour obtenir cette donnée, on peut citer les capteurs de dioxyde de carbone, les capteurs de seuil comme les capteurs infrarouges passifs détecteurs de mouvements [131] ou les tapis piézoélectriques qui produisent un signal électrique lorsqu'un occupant se tient debout ou marche, les étiquettes RFID (pour Radio Fréquence IDentification) sur les cartes d'identité, les capteurs sonar ou encore les caméras vidéo [132]. Une approche de détection mixte dans laquelle différents types de capteurs sont utilisés ensemble peut être adoptée [122], puisque lorsqu'ils sont présents, les usagers se déplacent mais émettent également plusieurs signaux (de la chaleur, du dioxyde de carbone, des sons, etc.).

Ces méthodes étaient soit inadaptées à un bâtiment composé d'open-space ventilés naturellement, ouverts sur l'extérieur et où le taux de renouvellement de l'air est directement lié au vent, soit intrusives, coûteuses ou avec des résultats longs à analyser. Les horaires de chaque employé auraient pu fournir des informations mais elles n'étaient pas disponibles, et de plus, elles variaient d'une personne à l'autre en fonction des métiers (voir section 2.1.2 de ce chapitre).

Pour ces raisons, **nous avons émis l'hypothèse que la consommation électrique des prises de courant incluant la consommation des ordinateurs de travail de chaque**

usager reflétait l'occupation, et nous avons donc utilisé directement les données relevées par notre système d'enregistrement des consommations électriques pour cet usage.

2.2.3 Difficultés de la tâche expérimentale

Réussir à collecter suffisamment de données exploitables par l'expérimentation est une tâche difficile, qui demande un effort considérable en temps.

Pour aider les chercheurs dans cette démarche, l'Agence International de l'Energie [122] a proposé un approche systémique en 4 phases à appliquer lors du suivi des usagers :

- 1 - *Investigation et conception de l'expérience.* Cette première phase vise à déterminer les comportements à analyser (dans notre étude nous nous focalisons sur les comportements vis à vis des jalousies et des brasseurs d'air), la méthode de suivi à adopter (ici, l'approche in-situ détaillée à la section 2.2.1.1 de ce chapitre), le budget de l'étude en fonction des données à récolter, mais aussi à réunir, vérifier et étalonner les capteurs nécessaires. Cette première étape ne peut se faire sans une inspection préalable du bâtiment ou de l'espace étudié ;

- 2 - *Recrutement des participants et installation des équipements.* Il s'agit de récolter les informations sur les usagers (par le biais d'enquêtes en ligne comme nous l'avons fait pour l'Ilet du Centre par exemple) et de leur fournir les explications liées au protocole expérimental afin de réduire les risques d'obstruction, de déconnexion ou de dommages sur le matériel installé. Cela permet également d'éviter que les usagers, pourtant acteurs principaux de l'expérimentation, ne se sentent rejetés de l'étude. Cependant, cette étape peut quelques fois entraîner ce qu'on appelle l'effet Hawthorne [133], c'est à dire que les comportements des usagers sont affectées par le fait de savoir qu'ils sont étudiés. Cette deuxième phase est également la phase de mise en service des capteurs ;

- 3 - *Étude.* Durant la phase d'acquisition, le chercheur doit prévoir des vérifications régulières des données pour s'assurer que celles ci sont bien stockées et ainsi éviter la perte d'information, surtout si différents types de capteurs sont utilisés. Par exemple sur l'Ilet du Centre, nous avons dû régulièrement contrôler l'état des piles des capteurs de température et humidité TESTO, la capacité de stockage sur la carte mémoire du système d'enregistrement des consommations et l'accès au réseau internet de la centrale d'acquisition pour les contacts magnétiques ;

- 4 - *Publication.* Une phase de publication des résultats post-expérimentation est intégrée afin de partager les expériences et les données récoltées avec d'autres chercheurs. **Dans cette thèse, la base de données collectée a été publiée sur le site de stockage en ligne Mendeley Data [134]**.

Bien que nous ayons appliqué au mieux cette approche, nous avons dû faire face à des obstacles techniques tels que la modification de l'aménagement intérieur par les usagers (meuble déplacé sous un bloc jalousies), qui a pu limiter ponctuellement l'accès à certaines commandes, ou encore des dysfonctionnements sur les lames de jalousies où étaient positionnés les contacts

magnétiques, nous obligeant à les déplacer en cours d'expérimentation. Nous expliquerons également dans le chapitre suivant que la crise sanitaire débutée en mars 2020 a également perturbé l'occupation des bureaux.

Afin d'étendre la validité de notre étude, nous avons souhaité répliquer le protocole expérimental et instrumenter quelques salles d'un 2ème bâtiment tertiaire à faible consommation énergétique à La Réunion : le bâtiment Universitaire de l'École Supérieure d'Ingénieurs Réunion Océan Indien (ESIROI). **Cependant, en raison des difficultés rencontrées lors de l'expérimentation, la quantité et la qualité des données se sont avérées insuffisantes pour être présentées dans ce travail de thèse.** En effet, la portée de la centrale domotique est relativement faible lorsque des parois trop épaisses la sépare des contacts magnétiques. Nous avons dû déplacer la centrale afin de capter l'ensemble des informations. De plus, la fixation adhésive des contacts magnétiques installés avait déjà été utilisée une première fois. Nous avons donc été contraint de tester différentes solutions de fixation pour pouvoir les accrocher de nouveau de façon fiable. Enfin, malgré la présentation du protocole aux usagers, la centrale a été déconnectée à plusieurs reprises du réseau informatique. Nous avons ainsi perdu une quantité importante de données, c'est pourquoi seules les données récoltées sur l'Ilet du Centre ont été utilisées dans la suite de notre travail.

2.3 Analyse des données

Les données récoltées ont été analysées dans le but de comprendre et de quantifier le comportement des usagers vis-à-vis de l'ouverture des fenêtres et de l'utilisation des brasseurs d'air.

2.3.1 Analyse statistique temporelle

Les variables hygrothermiques Les données des 8 capteurs de température d'air et d'humidité relative relevées dans les open-space du bâtiment ont été comparées. Nous avons tracé les écarts entre les données de chaque capteur, par rapport à la moyenne de l'ensemble des capteurs, ainsi que leur plage de précision de +/- 0.5 °C, sur l'ensemble de la période de mesure, puis sur quelques journées types. La Figure 2.12 représente les écarts sur une journée estivale non occupée à gauche, et une journée hivernale non occupée à droite. En journée d'hiver, on constate que l'allure des courbes est similaire avec des écarts à la moyenne proches de 0 pour l'ensemble des capteurs. En journée d'été, les capteurs 46, 47 et 51 semblent réagir différemment des autres capteurs avec une diminution de la température à l'heure du déjeuner. Cependant, la grande majorité les points de mesure sont situés dans la plage de précision des capteurs, représentée par les lignes rouge, ce qui permet de conclure que toute **la zone composée d'open-space (au niveau de la mezzanine ainsi qu'au rez-de-chaussée) peut être simplifiée à une seule zone thermique**. Le même constat a été fait sur l'humidité relative. Pour la suite, nous parlerons donc de la température d'air intérieure et de l'humidité relative intérieure moyennes.

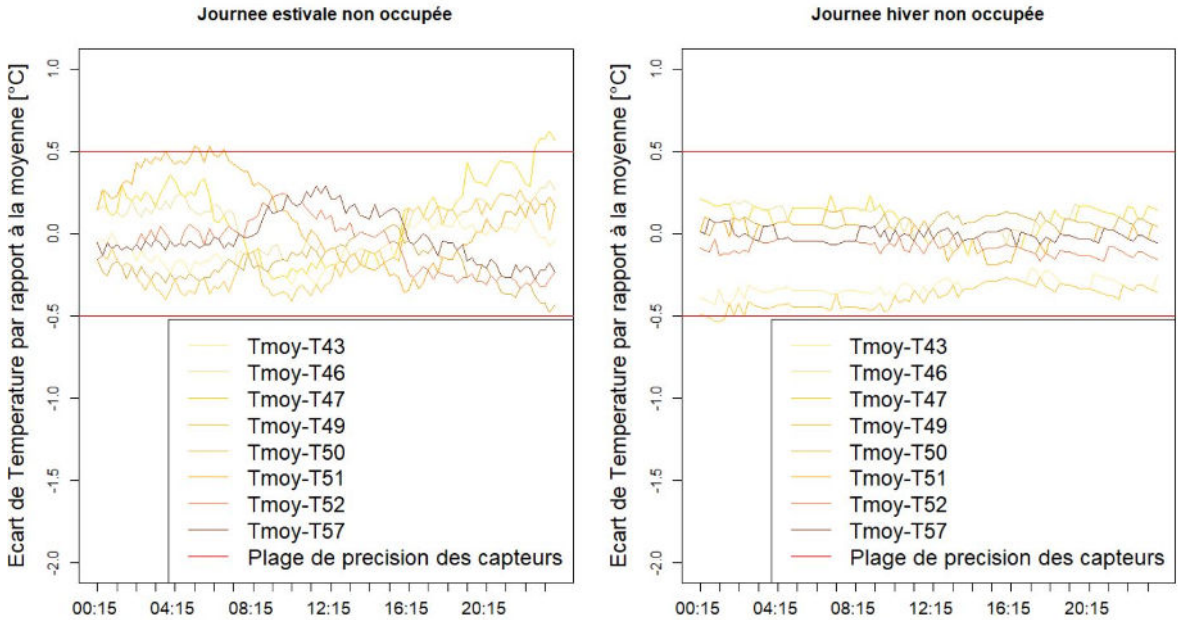


FIGURE 2.12 – Différence entre les mesures de température d'air intérieure relevées par chacun des capteurs et la moyenne

La Figure 2.13 montre l'évolution des données de températures et d'humidités intérieures sous la forme de boîtes à moustache. Cette représentation graphique permet de résumer la distribution statistique des données pour une variable continue. La ligne centrale dans la boîte indique la médiane, les points bas et le haut de la boîte montrent les 25e et 75e quantiles,

et les lignes qui sortent de la boîtes représentent l'étendue des autres données, du minimum au maximum. Sur la période de mesure, la médiane des températures intérieures relevées était comprise entre 23 °C pour le mois de juillet et 28 °C en février et décembre[4], tandis que l'humidité relative était moins variable avec un écart de 10 % HR seulement sur la médiane entre l'hiver et l'été.

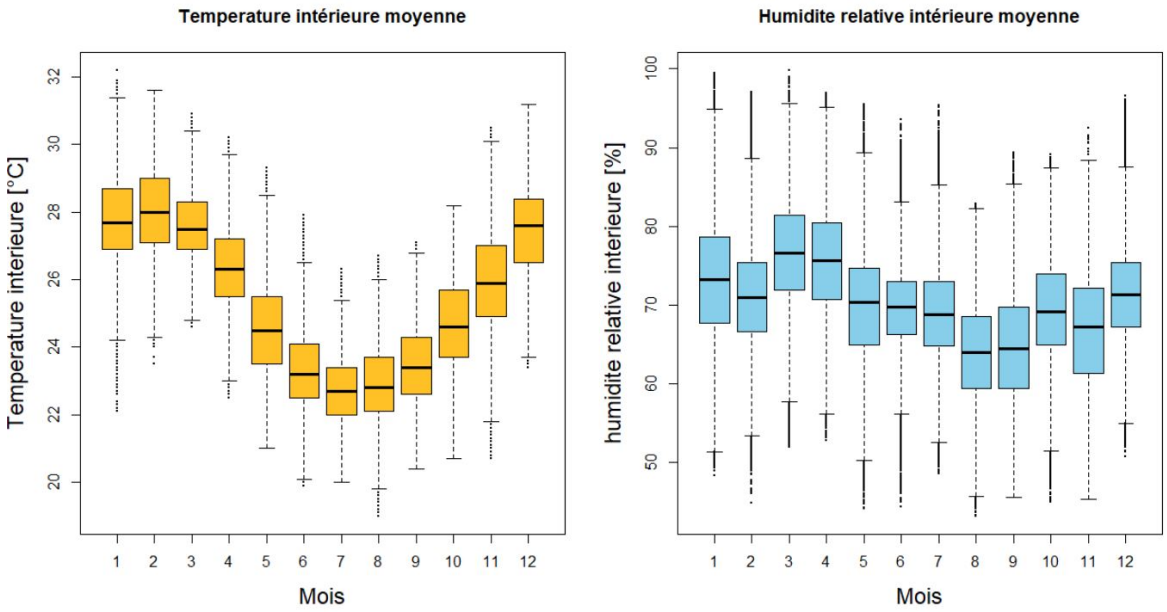


FIGURE 2.13 – Synthèse annuelle des données de température et humidité intérieure

Ces données peuvent également être visualisées sur le diagramme de confort de Givoni [45] (voir la Figure 2.14), cité à la section 1.2.3 du chapitre 1 parmi les outils à disposition des bureaux d'étude en conception. Les zones de confort à 0,5 m/s et 1 m/s signifient qu'une vitesse d'air respectivement de 0,5 m/s et 1 m/s est nécessaire pour que l'usager soit en situation de confort. Il convient de noter qu'une vitesse d'air de 1 m/s peut être obtenue à l'aide de brasseurs d'air. Pour la zone de confort à 0 m/s, aucun vent n'est nécessaire pour assurer le confort des occupants. Sur la période de mesure, aux heures d'ouverture de bureaux, seuls 8.6 % des points sont en dehors de la zone de confort. **On peut supposer qu'un faible taux de points dans la zone d'inconfort est représentatif des bâtiments à faible consommation énergétique, pour lesquels la conception a été optimisée.**

4. Notez que l'été à La Réunion s'étend de Novembre à Avril.

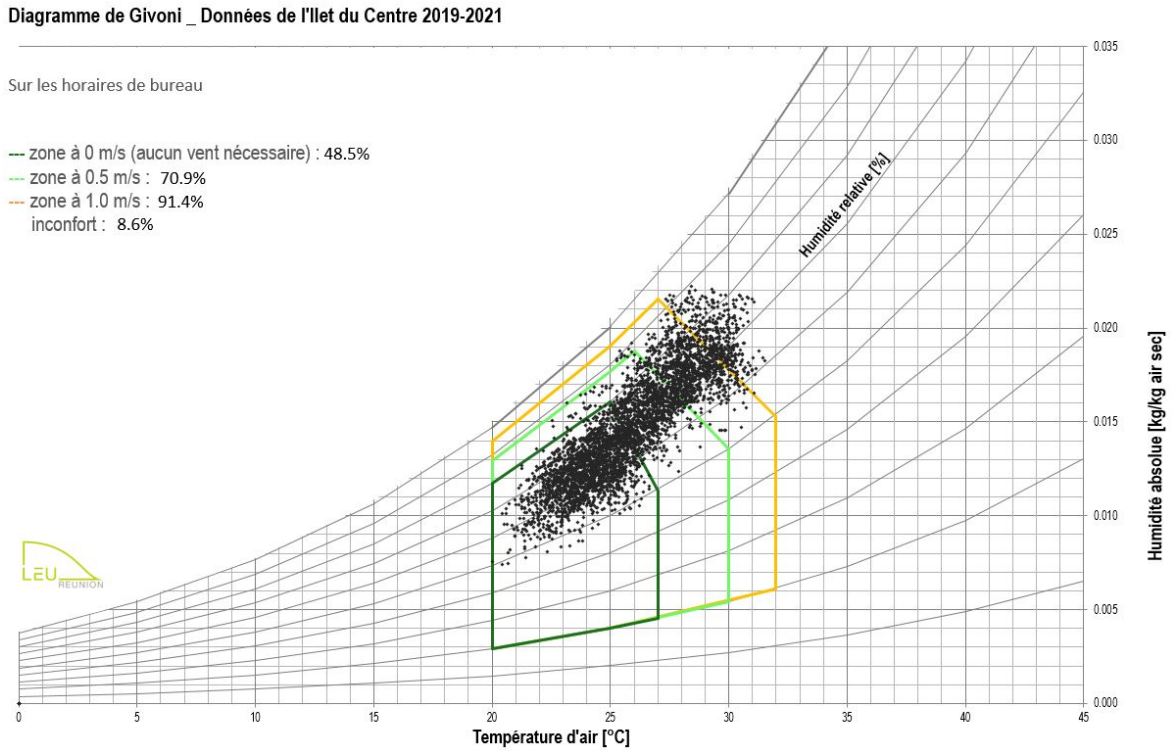


FIGURE 2.14 – Diagramme de Givoni des conditions de confort intérieur de l'Ilet du Centre sur la période 2019-2021

Les consommations électriques Le système OMEGAWATT a permis d'enregistrer les puissances appelées moyennes des différents usages de la zone open-space sur la période de mesure. Comme le montre la Figure 2.15, ce sont les prises de courant qui représentent le plus gros poste consommateur avec 72 % devant la climatisation de la salle serveur et de la salle de réunion, l'éclairage et les brasseurs d'air, qui ne représentent que 4 % de la puissance appelée totale moyenne sur la période de mesure. **Bien que les brasseurs d'air ne semblent pas à première vue représenter un impact important sur les consommations du bâtiment, ils sont vus, tout comme les jalousies, comme un moyen d'éviter des kilowatt-heures de climatisation et c'est dans ce but que nous nous intéressons à leur utilisation.**

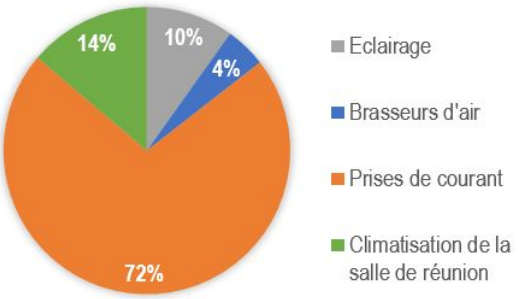


FIGURE 2.15 – Répartition des puissances moyennes par sous-usage

L'analyse des puissances appelées moyennes horaires sur l'ensemble de la période de mesure, illustrée à la Figure 2.16, permet de détecter les horaires d'occupation des bureaux. Nous

constatons en effet que les équipements (brasseurs d'air, éclairage et prises de courant) sont sollicités entre 8h et 18h. En dehors de cette plage horaire, les puissances appelées par les brasseurs d'air et l'éclairage sont nulles, à l'exception des prises de courant pour lesquelles une puissance résiduelle d'environ 900 W persiste la nuit. Cependant, ces données ne fournissent pas de détail sur le nombre d'usagers présent à un instant t dans les locaux.

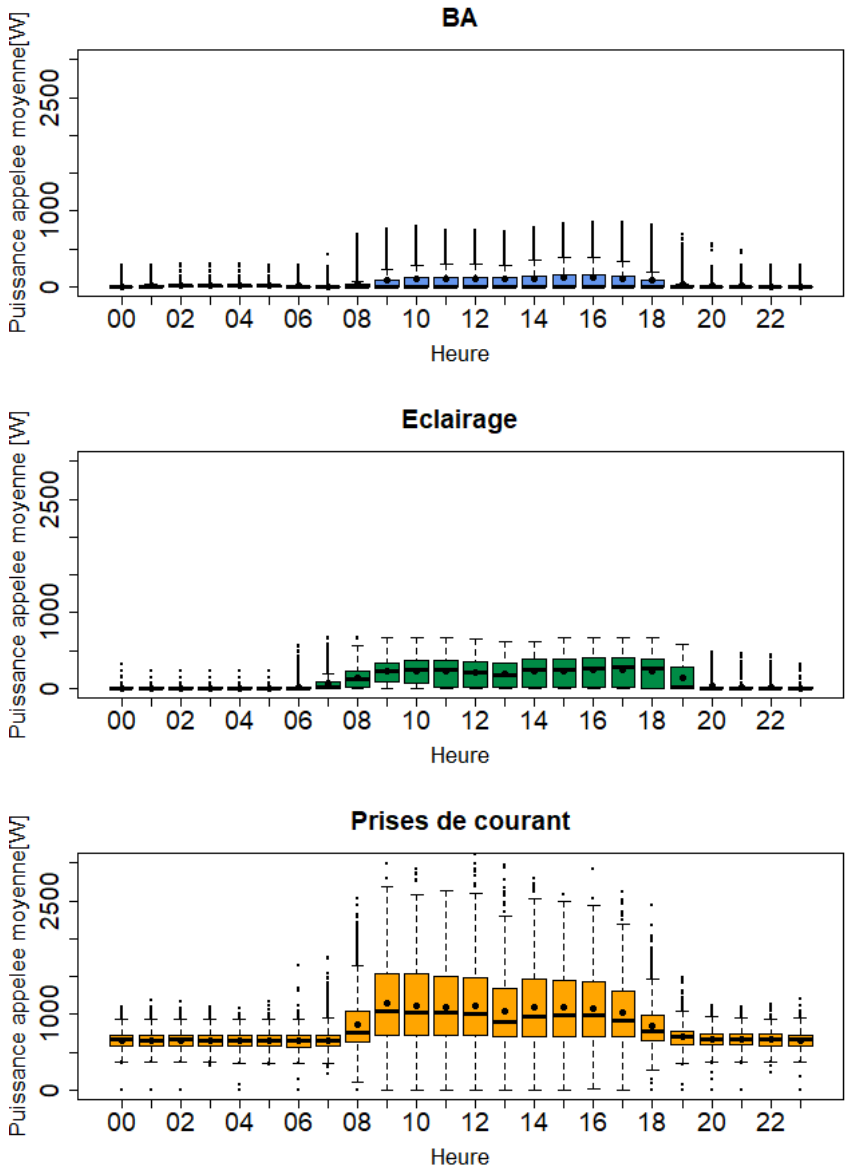


FIGURE 2.16 – Répartition horaire des puissances moyennes par chaque sous-usage

Le comportement des usagers vis à vis des commandes disponibles Avec la Figure 2.17, nous avons ensuite cherché à déterminer s'il existait une relation linéaire entre l'utilisation des commandes et les variables liées au confort hygrothermique. Les ratios d'ouverture des jalousies et de puissance de brasseurs d'air mesurées sur les heures d'ouverture de bureaux ont été tracés en fonction de la température d'air intérieure, de l'humidité relative et de la vitesse de vent extérieur. Pour chaque point, la couleur fait référence à la situation de confort

correspondante évaluée avec le diagramme de Givoni (vert foncé pour une zone de confort sans vent au rouge pour la zone d'inconfort). Le ratio d'ouverture des jalousies correspond au nombre de jalousies ouvertes par rapport au nombre total de jalousies, tandis que le ratio de puissance des brasseurs d'air est le rapport entre la puissance relevée et la puissance installée, tels que définis dans les équations 2.1 et 2.2.

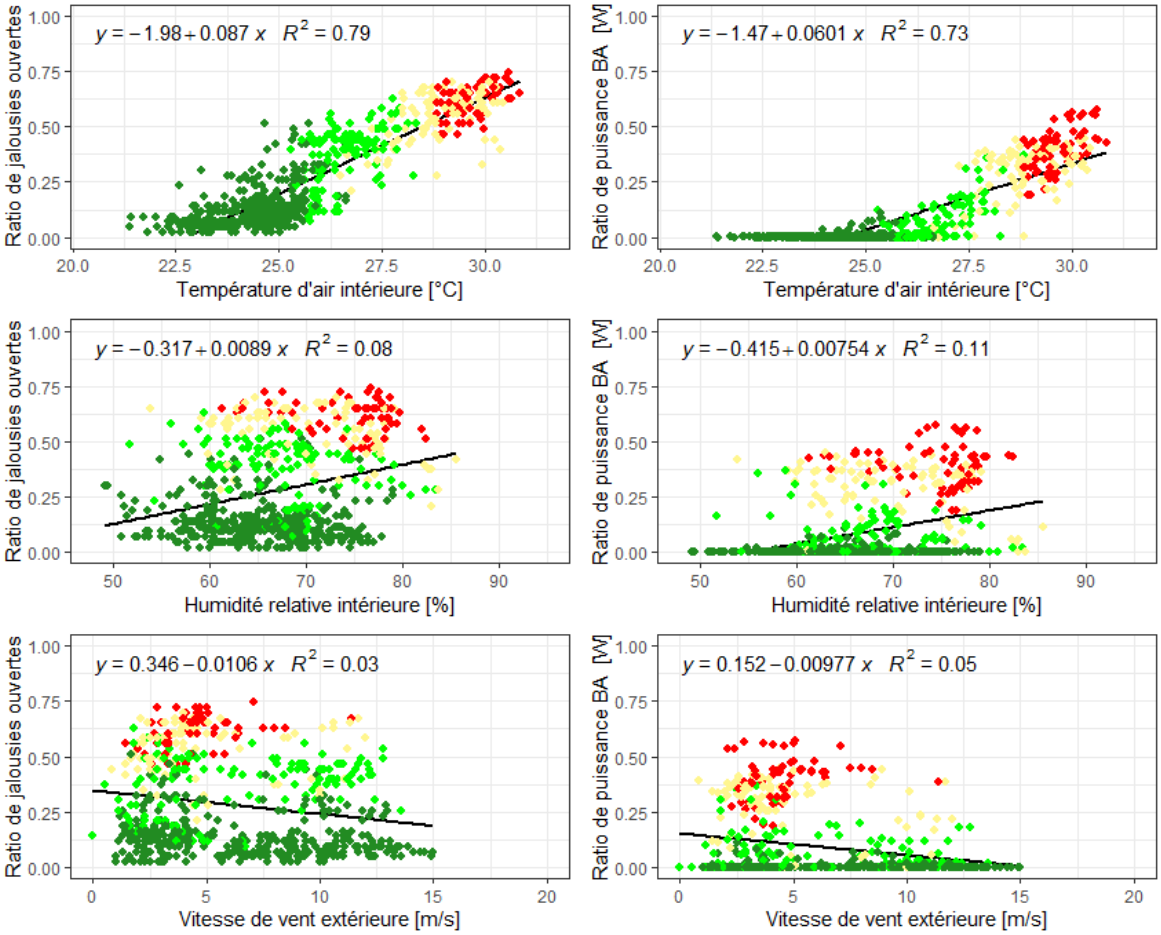


FIGURE 2.17 – Corrélations entre le comportement des usagers, c'est-à-dire l'utilisation des brasseurs d'air et l'ouverture des jalousies, et la température de l'air intérieur, l'humidité relative intérieure et la vitesse du vent extérieur. En vert foncé les points situées dans la zone de confort de Givoni à 0 m/s, en vert clair les points dans la zone à 0.5 m/s, en jaune la zone à 1 m/s et en rouge les points dans la zone d'inconfort.

$$\text{Ratio d'ouverture des jalousies} = \frac{\text{Nb de jalousies ouvertes}}{43} \tag{2.1}$$

$$\text{Ratio de puissance des brasseurs d'air} = \frac{\text{Puissance mesurée pour l'usage BA [W]}}{955[W]} \tag{2.2}$$

Que ce soit pour les jalousies ou pour les brasseurs d'air, le premier constat intuitif est que **le ratio d'utilisation augmente lorsque le confort diminue** et que la température

et l'humidité relative intérieure augmentent. Ce constat est conforme au principe de confort thermique adaptatif mentionné dans le chapitre 1 [75].

Ensuite, une **forte corrélation est révélée entre les ratios d'utilisation et la température d'air intérieure**. En effet les coefficients de détermination obtenus par régression linéaires sont $r^2 = 0{,}73$ pour le ratio de puissance des brasseurs d'air et $r^2 = 0{,}79$ pour le ratio de jalousies ouvertes. Cependant, **aucune relation claire ne semble apparaître entre la vitesse du vent extérieur et l'utilisation des commandes étudiées.**

Cette figure permet également de déterminer des **seuils de déclenchement des actions**. Le premier seuil est de **22°C pour l'ouverture des jalousies**, lorsqu'il n'y a pas besoin de vent à l'intérieur du bâtiment pour être en situation de confort d'après Givoni. Le seuil suivant est autour de **25 °C pour le démarrage des brasseurs d'air**, c'est à dire lorsqu'une vitesse d'air de 0,5 m/s est nécessaire. Dans l'étude de Rijal *et al* [109], le seuil à partir duquel les commandes ont été activées est une température intérieure de 20 °C. Dans notre étude, les seuils plus élevés suggèrent que le bâtiment est mieux conçu pour la ventilation, les commandes plus efficaces et les usagers peut être plus habitués à des températures plus élevées. De plus, bien que les graphiques soient mono-dimensionnels, il est à noter que les zones "inconfort" et "confort à 1m/s" se chevauchent pour les utilisations les plus importantes des commandes, ce qui remet en cause les bornes Température/Humidité Relative définies pour ces deux zones. Concernant l'humidité relative, on constate qu'au delà de 60 %, l'utilisation des commandes varie beaucoup plus, la relation linéaire est moins marquée que pour la température intérieure.

La figure 2.18 se concentre plus spécifiquement sur le ratio d'utilisation des commandes en fonction de la température d'air et l'humidité intérieure. Comme le montre cette figure, lorsque la température intérieure est de 25°C, en moyenne 25% des jalousies sont ouvertes et tous les brasseurs d'air sont éteints. Les usagers les allument une fois ce seuil de 25°C dépassé, alors que les jalousies sont déjà ouvertes. Ainsi, **les usagers interviennent d'abord sur les ouvertures puis dans un second temps, sur les brasseurs d'air. Ces deux commandes sont donc liées.** Un ratio de 50 % de jalousies ouvertes est obtenu pour une température moyenne de l'air intérieur égale à 27,6°C, alors que pour la commande des brasseurs d'air, ce ratio est atteint à 31,5°C.

Dans l'étude de Nicol, J.F. [135] menée à la fois au Pakistan et en Grèce, le ratio d'utilisation de 50% pour les brasseurs d'air a été obtenu pour une température intérieure de 23°C, et un maximum de 80% à 28°C. Dans celle de Kumar *et al* [136] en Inde, le ratio d'ouverture de fenêtres de 50% a été obtenu pour une température intérieure de 28,5 °C. De plus, les ratios d'utilisation maximum qu'ils ont trouvés étaient de 75% pour les fenêtres et de 81% pour les brasseurs d'air. Dans notre étude de cas, les usagers utilisent davantage les ouvertures puisque jusqu'à 88% d'entre elles sont ouvertes à 32°C.

Cependant, le taux d'utilisation des brasseurs d'air n'a jamais dépassé 62% sur l'année de mesure. **Le fonctionnement des commandes augmente à mesure que le confort diminue, mais elles ne sont jamais utilisées à leur maximum.** Dans leur état de l'art sur le taux d'utilisation des brasseurs d'air, He *et al* [137] ont confirmé que lorsque la température augmente jusqu'à un certain niveau, le taux d'utilisation du brasseur d'air atteint son maximum et que souvent, il n'est pas de 100 % même lorsque la température continue d'augmenter. La plus petite température ambiante où le taux d'utilisation maximal a été enregistré est alors

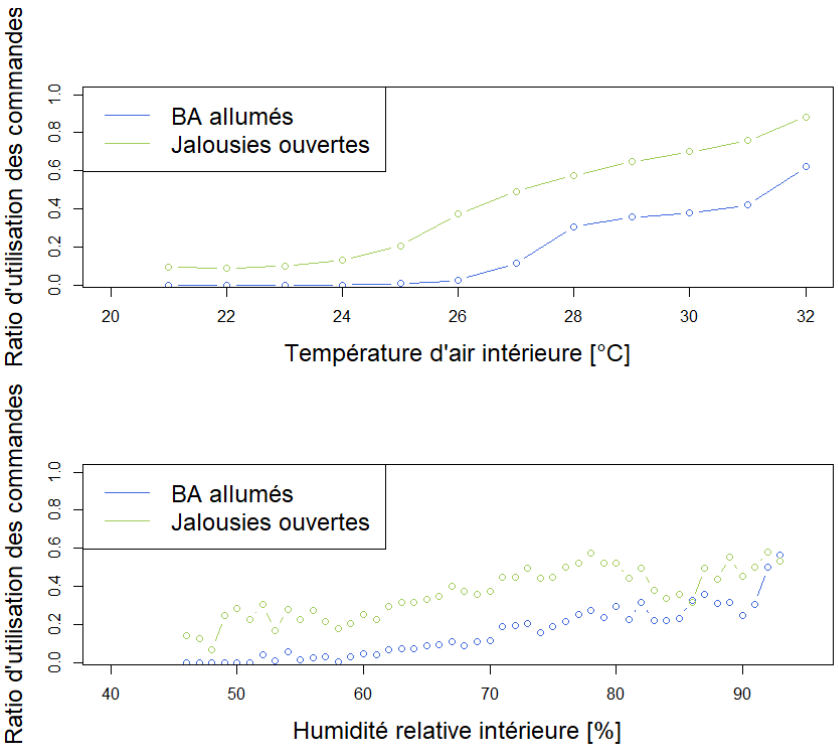


FIGURE 2.18 – Ratio d'utilisation des commandes en fonction de la température de l'air intérieure et de l'humidité relative intérieure

considéré comme la température correspondante au taux d'utilisation maximal. Ils ont compilé 54 études de terrain en Asie et en Europe, qui sont les principales régions citées dans les articles recensés, et les résultats ont indiqué un taux maximum moyen plus élevés en Asie (supérieur à 75 %) qu'en Europe (avec un taux maximum moyen d'environ 60 %). Le résultat que nous obtenons est donc plus proche du taux relevé en Europe. Ce taux maximum limité suggère soit que trop de commandes sont disponibles par rapport aux besoins des usagers pour atteindre une situation de confort, soit que les commandes ne sont pas facilement accessibles.

2.3.2 Analyse spatiale

Nous n'avons pas pu établir la répartition spatiale de la consommation des brasseurs d'air puisque nous ne disposions que de la consommation totale de l'ensemble de la zone et non de chaque brasseur d'air individuellement. De plus, une puissance appelée élevée au niveau de la zone peut à la fois correspondre à quelques brasseurs d'air allumés à la vitesse de rotation maximale tout comme à un ensemble des brasseurs d'air allumés à une vitesse de rotation faible. Nous n'avons donc pas pu faire cette distinction.

Concernant les jalousies, quel que soit le niveau de confort, nous avons constaté que le taux d'ouverture n'atteignait jamais 100 %. Certaines d'entre elles restent donc toujours fermées. Nous avons comparé l'utilisation de chaque contact magnétique indépendemment les uns des autres sur le mois estival de Février 2021. Les résultats sont présentés à la Figure 2.19. En abscisse, le nom de chaque capteur coïncide avec la numérotation indiquée sur la Figure 2.11.

Ceux notés "B" correspondent aux contacts situés sur la partie basse de chaque bloc et ceux notés "H", aux contacts situés sur la partie haute. Nous remarquons une disparité dans le comportement des usagers selon l'emplacement puisque chaque bloc de jalousie est utilisé de manière différente bien que les usagers soient situés à proximité. On constate également que sur la période, aucune position "ouverte" n'a été relevée pour une dizaine de contacts. Tous se situaient au rez-de-chaussée.

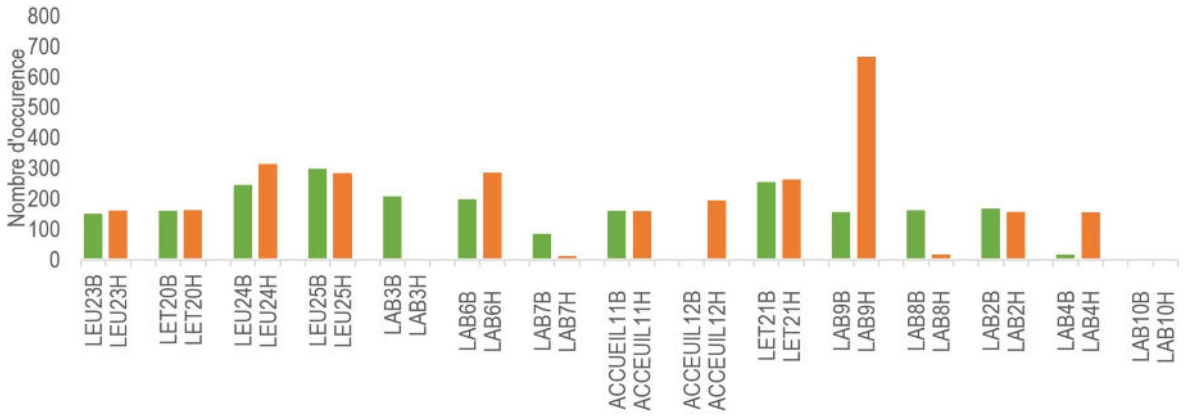


FIGURE 2.19 – Comparaison du niveau d'utilisation des jalousies en fonction de leur localisation, pour le mois de Novembre 2020. En vert = partie basse du bloc jalousie ouverte / en orange = partie haute ouverte

La Figure 2.20 indique sur le plan d'implantation des bureaux de l'Ilet du Centre les jalousies les moins utilisées (entourées en orange). Les résultats montrent que parmi les commandes les moins sollicitées par les usagers on retrouve celles qui se trouvaient les plus éloignées des postes de travail. Par exemple, le bloc numéro 10 est au niveau d'un espace de stockage qui n'est pas directement visible depuis les postes de travail les plus proches, puisque des étagères servent de séparations. De même, le bloc numéro 3 se situe à proximité d'une table de réunion qui n'est utilisée que ponctuellement.

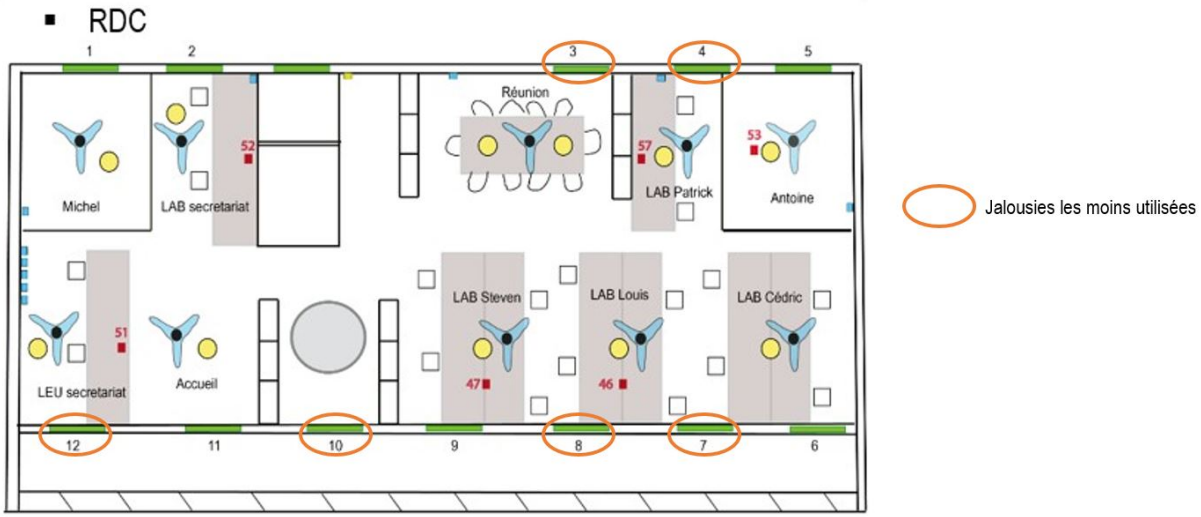


FIGURE 2.20 – Localisation des jalousies les moins utilisées sur le mois de Novembre 2020

Nous avons ensuite observé plus en détail l'utilisation des blocs de jalousie, afin de déterminer si les usagers utilisaient les deux parties (inférieure et supérieure) indépendamment ou en simultané. D'après les données, c'est la partie supérieure du bloc qui est la plus utilisée à 55 % contre 45 % pour la partie inférieure (voir le diagramme en camembert de la Figure 2.21). Cela peut s'expliquer par le fait que le flux d'air traversant la partie inférieure circule au niveau du bureau et peut donc créer des gênes telles que le déplacement de feuilles par exemple. La partie haute du bloc permet au contraire de ventiler au niveau des épaules et du visage de l'usager.

En conception, si des choix doivent être faits, **les concepteurs devraient donc positionner les ouvertures au plus proche des postes de travail, et privilégier le passage d'air en partie supérieure.**

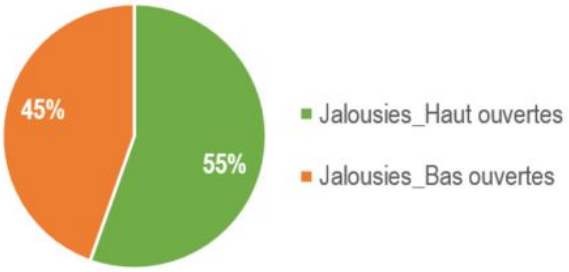


FIGURE 2.21 – Comparaison de l'utilisation des blocs inférieurs et supérieurs des jalousies

2.4 Conclusion du chapitre et contributions

Ce chapitre avait pour objectif de détailler la méthodologie expérimentale mise en oeuvre dans ce travail de thèse.

Une instrumentation in-situ a permis de recueillir des données concernant les comportements vis-à-vis de l'utilisation des jalousies et des brasseurs d'air, ainsi que des données relatives au confort hygrothermique, dans la zone étudiée composée d'un open-space.

De l'analyse des données, les conclusions suivantes ont pu être tirées :

- L'utilisation des jalousies et des brasseurs d'air ne représente pas une part significative des consommations énergétiques actuelles et permet d'éviter des kilowatt-heures de climatisation en apportant des solutions alternatives aux usagers. C'est en ce sens qu'il est important de les étudier ;
- Le ratio d'utilisation de ces commandes augmente lorsque le confort diminue à l'intérieur du bâtiment ;
- Une relation linéaire semble apparaître entre la température de l'air intérieure et l'utilisation des commandes. Le lien avec l'humidité relative ou la vitesse de vent extérieur n'est pas aussi marqué ;
- Les usagers interviennent d'abord sur les jalousies puis, dans un second temps, sur les brasseurs d'air. L'utilisation de ces commandes est donc liée.
- Des seuils de déclenchement de 22°C pour l'ouverture des jalousies et de 25°C pour l'allumage des brasseurs d'air peuvent être considérés dans le bâtiment et les usagers

étudiés ;
- Bien que l'utilisation des commandes augmente à mesure que le confort diminue, elles ne sont jamais utilisées à leur maximum ;
- Afin d'augmenter l'utilisation des commandes, les concepteurs devraient positionner les ouvertures au plus proche des postes de travail, et privilégier le passage d'air en partie supérieure.

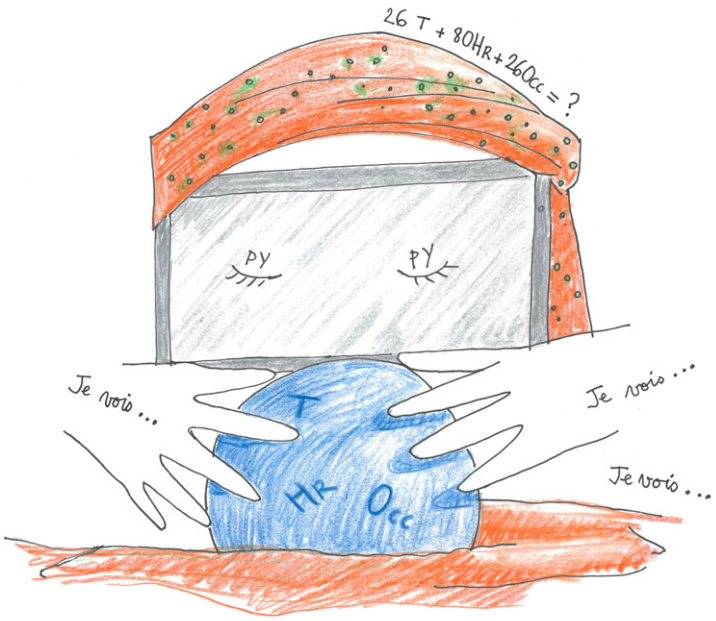
La base de données collectée est libre d'accès et a été publiée sur le site de stockage en ligne Mendeley Data [134].

Notre communauté de recherche pourra ainsi bénéficier de ces données sans avoir à mettre en oeuvre une expérimentation spécifique et ainsi développer d'autres approches. Ces dernières pourront ainsi être comparées à celles développées dans ce travail de thèse. Nous espérons que ce chapitre concernant la tâche expérimentale, loin d'être la plus simple à appréhender, permettra aux futurs chercheurs de mieux préparer les futures études de terrain.

Enfin, les liens existants entre occupation, niveau de confort et utilisation des commandes ont été mis en évidence. L'identification de l'occupation, du confort hygrothermique, de la température et de l'humidité intérieure ainsi que du lien entre l'utilisation des commandes comme facteurs clé vont nous permettre de développer des modèles de comportement des usagers. Ces modèles font l'objet du prochain chapitre.

Chapitre 3

Modélisation de l'occupation et du comportement des usagers



"Pour ce qui est de l'avenir, il ne s'agit pas de le prévoir mais de le rendre possible." Antoine de Saint-Exupéry

Sommaire

3.1 Choix de classifieurs pour modéliser le comportement des usagers . . . 60
3.1.1 Justification de la classification . . . 60
3.1.2 Préparation des données . . . 61
3.2 Techniques de classification sélectionnées . . . 64
3.2.1 Régression logistique . . . 65
3.2.2 Arbre de décision . . . 66
3.2.3 Forêt aléatoire . . . 68
3.2.4 Réseau bayésien . . . 69
3.2.5 Comparaison des techniques . . . 71
3.3 Modélisation des comportements . . . 72
3.3.1 Construction des modèles . . . 72
3.3.2 Évaluation de la performance des modèles . . . 73
3.3.3 Modélisation de l'occupation . . . 75
3.3.4 Modélisation des comportements individuels . . . 77
3.3.5 Modélisation des comportements combinés . . . 79
3.4 Comparaison des modèles et des techniques utilisées . . . 79

3.5 Expertise apportée par les modèles en complément d'une simulation thermique dynamique 83
3.6 Conclusion du chapitre et contributions 87

Les données issues de l'étude expérimentale menée sur l'Ilet du Centre sont liées à la fois à l'utilisation des commandes jalousies et brasseurs d'air, mais aussi au confort hygrothermique et à la consommation des prises de courant, source d'information sur l'occupation du bâtiment.

Dans ce chapitre, nous expliquons comment ces données ont permis de construire un modèle d'ouverture de fenêtres, un modèle d'utilisation des brasseurs d'air et un modèle de comportement couplé où les deux commandes sont liées.

Différentes approches ont été implémentées et évaluées afin d'obtenir les modèles les plus représentatifs de la réalité et les plus performants possible : la régression logistique, les arbres de décision, les forêts aléatoire et les réseaux bayésiens. Enfin, nous mettons en évidence l'intérêt de ces modèles utilisés conjointement à la simulation thermique dynamique, pour améliorer l'expertise des bureaux d'études en phase de conception.

3.1 Choix de classifieurs pour modéliser le comportement des usagers

3.1.1 Justification de la classification

Dans la section 1.3.3 du chapitre 1, nous avons vu qu'un modèle permettait d'analyser les relations entre des variables et/ou paramètres explicatifs d'entrée (que nous noterons X = X1, X2,..., Xn dans la suite de ce manuscrit), d'en tirer des informations, pour ensuite estimer en sortie la valeur d'une variable que l'on cherche à expliquer (notée Y dans la suite du manuscrit).

Nous nous sommes demandés quelle serait la forme de la variable de sortie la plus appropriée pour décrire le comportement des usagers dans le bâtiment. Les fenêtres et les brasseurs d'air sont des commandes sur lesquelles ils agissent graduellement. Les modèles associés ne peuvent donc pas être construits avec une variable continue en sortie. De plus, à l'échelle de la zone thermique, les usagers peuvent faire varier le niveau d'utilisation des commandes selon une échelle progressive d'une utilisation faible à une utilisation forte. Il ne s'agit pas simplement d'allumer ou éteindre les brasseurs d'air de manière binaire, mais de sélectionner des vitesses de rotation. De même, il ne s'agit pas d'ouvrir en tout ou rien les fenêtres (toutes les jalousies ouvertes ou toutes les jalousies fermées), certaines peuvent être ouvertes et d'autres fermées en fonction du besoin. **Nous nous sommes donc orientés vers des variables de sortie de type catégorielles, permettant de décrire les différents niveaux d'utilisation des commandes**. De plus, le comportement des usagers étant subjectif, les décrire par des valeurs uniques est souvent remis en cause dans la littérature (voir section 1.3.3 du chapitre 1), tandis que les classes permettent de représenter un ensemble de résultats possibles.

La classification et la modélisation de variables catégorielles font partie des tâches que peuvent réaliser les méthodes d'apprentissage automatique. A l'inverse des modèles de régres-

sion qui fournissent en sortie une variable continue, les modèles dits de classification visent à identifier des classes ou à attribuer la classe à laquelle appartient un nouvel élément.

Des techniques d'apprentissage supervisé ou non-supervisé peuvent être utilisées pour la construction des modèles [138]. Dans le premier cas, dit supervisé, le modèle est formé à partir de données de sortie étiquetées (c'est à dire que des classes pré-définies leurs sont associées). L'algorithme apprend ainsi les relations entre les étiquettes et les variables d'entrée correspondantes, puis ces relations sont réutilisées lors du classement de nouvelles données.

Dans le second cas, dit non-supervisé, les données de sortie ne sont pas étiquetées et aucune indication n'est fournie à l'algorithme sur ce qu'il doit apprendre. Il s'agit alors pour le modèle de distinguer certaines propriétés utiles entre les données de sortie et les données d'entrée pour générer sa propre sortie.

Dans le cadre de cette thèse, le comportement des usagers a été modélisé par des techniques de classification supervisées. Un algorithme non supervisé a servi à pré-traiter les données. L'occupation a quant à elle été modélisée par régression supervisée.

3.1.2 Préparation des données

Les données de base ont été enregistrées avec des pas de temps différents. Par exemple, les variables températures et humidités intérieures étaient collectées toutes les 10 minutes, tandis que pour le suivi des jalousies, chaque nouvelle action d'ouverture ou fermeture étaient enregistrée de manière asynchrone. **Les données ont donc tout d'abord été pré-traitées pour obtenir un pas de temps horaire homogène pour chacune des variables, qui semblait le plus approprié pour notre étude.** En effet, la Figure 3.1 représente l'évolution des actions des usagers vis à vis des jalousies (en vert) et des brasseurs d'air (en bleu) sur 3 journées types de la période estivale. Nous constatons qu'aucune variation significative des actions des usagers sur les commandes n'est détectée en dessous du pas de temps horaire.

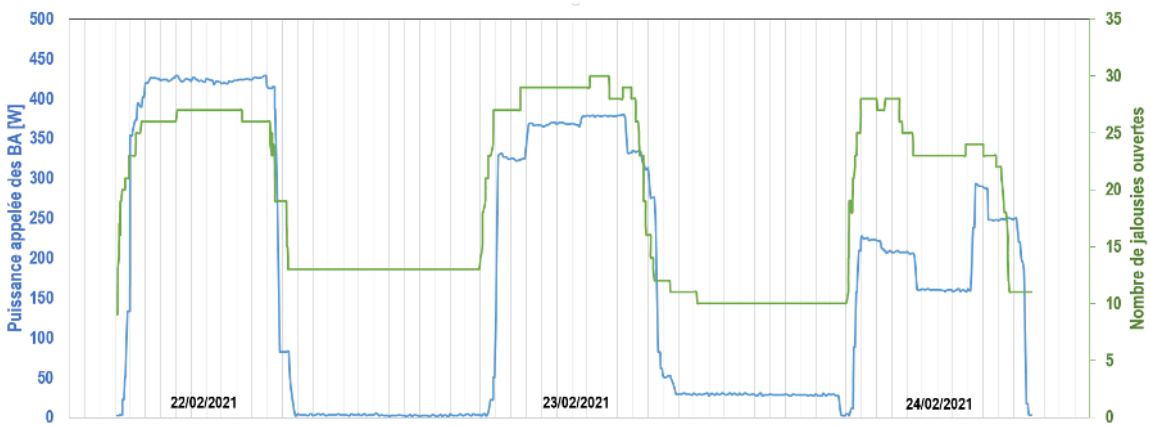


FIGURE 3.1 – Évolution des actions sur les jalousies et brasseurs d'air sur 3 journées consécutives de Février 2021 (période estivale)

Comme énoncé à la section 3.1.1, nous avons choisi de modéliser les variables de sortie sous la forme de classes multiples, afin de décrire les niveaux d'utilisation des commandes, en

fonction des variables hygrothermiques. **Les différentes classes ont été obtenues à l'aide de l'algorithme K-means.** C'est une technique d'apprentissage automatique non-supervisé, dont l'objectif est de répartir n points d'une base de données en k groupes distincts, en fonction des similarités qui existent entre ces points. Un point ne peut se trouver que dans un seul groupe à la fois. Il y est associé lorsque sa distance par rapport au centroïde de ce groupe, c'est à dire le centre du groupe, est la plus faible.

Une description plus détaillée de cet algorithme est fournie dans l'article [139].

Les variables "Niveau d'utilisation des jalousies" et "Niveau d'utilisation des brasseurs d'air" ont ainsi été créées et comportent chacune 3 classes : "Faible", "Moyen" et "Fort". Le regroupement des données relatives aux ouvrants et aux brasseurs d'air en 3 classes est la répartition qui fournit les meilleurs scores pour les modèles développés et qui permet une interprétation relativement simple tout en gardant un niveau de détail correct.

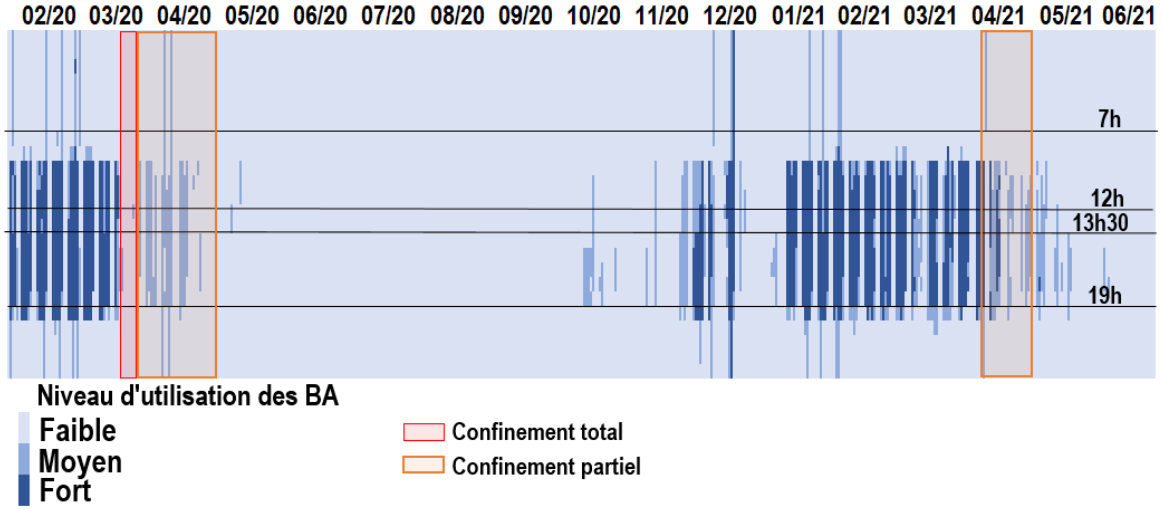


FIGURE 3.2 – Évolution du niveau d'utilisation des brasseurs d'air entre février 2020 et juin 2021

La Figure 3.2 montre par exemple l'évolution du niveau d'utilisation des brasseurs d'air entre février 2020 et juin 2021, selon la classification retenue. Chaque ligne représente 1 heure et chaque colonne 1 journée. Sur la période de mesure, le niveau "Fort" d'utilisation des commandes est observé uniquement entre décembre et mars tandis que le niveau "Faible" en bleu clair est le plus fréquent. Le nombre de données appartenant à chaque classe est donc déséquilibré. La classe "Faible" est de loin la plus peuplée pour le niveau d'utilisation des brasseurs d'air (voir Figure 3.3). De même, la classe "Fort" d'utilisation des jalousies est la moins peuplée. On constate également qu'en 2020, les commandes ont été moins employées en mars-avril qu'en 2021 à la même période. Cette situation est liée à la pandémie de COVID-19 survenue au cours de ces deux années particulières. En effet, un confinement total (zone rouge sur la Figure 3.2) a eu lieu pendant quelques jours en mars 2020, sans qu'aucun usager n'ait pu accéder aux bureaux. Pendant les deux périodes de confinement partiel (zone orange sur la Figure 3.2) un roulement a été mis en place pour que les usagers puissent travailler. Durant cette phase, même si le nombre d'usagers était réduit, des actions sur les commandes ont tout de même été observées. On peut supposer que pour une année normale, la période d'utilisation forte des commandes s'étendrait sur toute la période de décembre à avril avec des niveaux plus élevés en février-mars. Le niveau

d'occupation étant le point de départ d'une action sur les jalousies ou les brasseurs d'air, il est important de la prendre en compte lors de la construction des modèles.

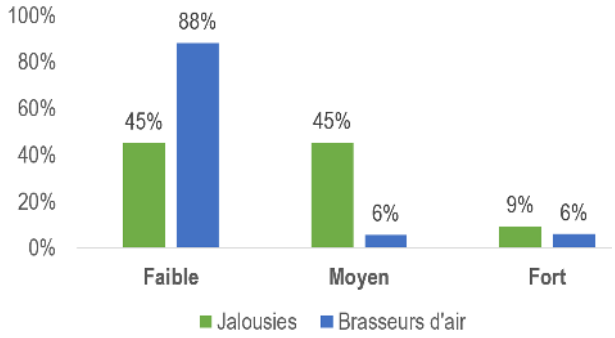


FIGURE 3.3 – Répartition des données par classe pour les commandes jalousies en vert et brasseurs d'air en bleu

Les niveaux d'utilisation des commandes peuvent également être représentés sur un diagramme de Givoni [45] (voir Chapitre 2 pour l'explication de la lecture du diagramme), permettant ainsi une visualisation selon 2 dimensions : la température de l'air et l'humidité relative (voir Figures 3.4 et 3.5). Pour l'utilisation des jalousies, on constate que les classes se chevauchent dans la zone à 1 m/s tandis que les classes "Faible" et "Fort" prédominent respectivement dans les zones à 0 m/s et inconfort. Concernant l'utilisation des brasseurs d'air, la classe "Faible" est prédominante. La classe "Fort" n'est présente que dans la zone d'inconfort et l'utilisation au niveau "Moyen" se confond avec le niveau "Faible" dans la zone à 1 m/s.

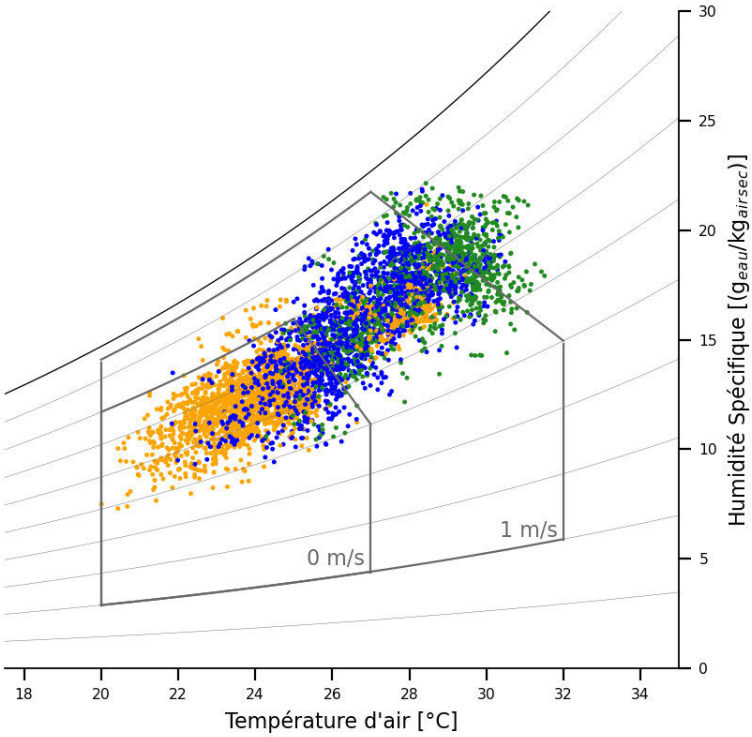


FIGURE 3.4 – Représentation du niveau d'utilisation des jalousies sur le diagramme de GIVONI. En orange les points pour lesquels le niveau d'utilisation est "Faible", en bleu "Moyen" et en vert "Fort")

Pour la technique des réseaux bayésiens, les variables d'entrée ont également été transformées en variables qualitatives. Par exemple, la variable "Niveau de confort" a été définie en appliquant les zones de confort de Givoni (voir section 1.2.3 du chapitre 1) au couple température/humidité mesuré à l'intérieur du bâtiment. 4 classes ont donc été obtenues : "Inconfort", "Confort à 1 m/s", "Confort à 0.5 m/s" et "Confort à 0 m/s".

3.2 Techniques de classification sélectionnées

Parmi les nombreuses techniques d'apprentissage automatique présentes dans la littérature, nous avons sélectionné 4 méthodes : la régression logistique, les arbres de décision, les forêts aléatoires et les réseaux bayésiens. Pour rappel, ces techniques de classification supervisée ont pour objectif ici d'attribuer la classe à laquelle appartient un nouvel élément, en fonction de variables explicatives.

Dans cette sous-partie, nous justifierons cette sélection et nous décrirons le principe de fonctionnement de chacune de ces 4 méthodes.

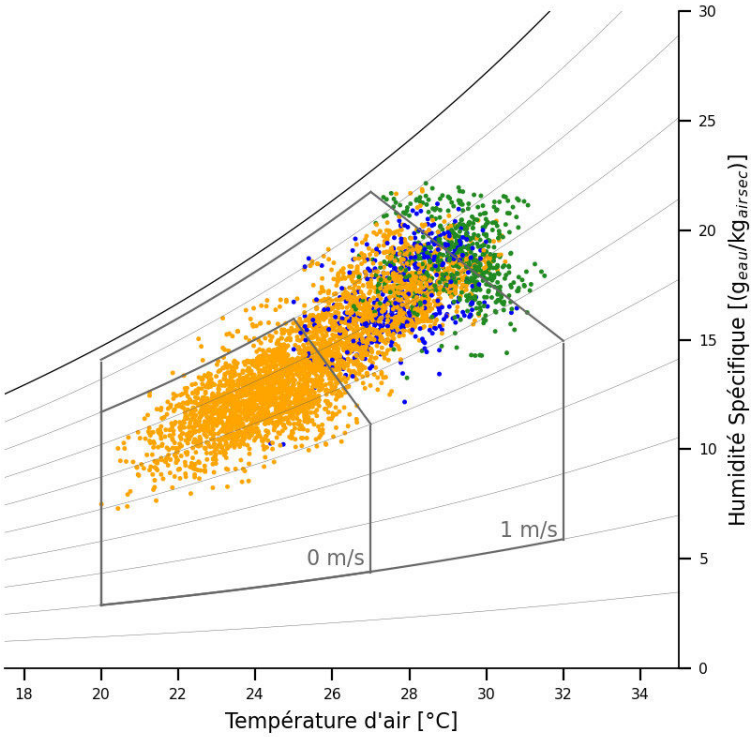


FIGURE 3.5 – Représentation du niveau d'utilisation des brasseurs d'air sur le diagramme de GIVONI. En orange les points pour lesquels le niveau d'utilisation est "Faible", en bleu "Moyen" et en vert "Fort")

3.2.1 Régression logistique

La régression logistique (LR) est l'une des techniques les plus couramment utilisées lorsqu'il s'agit de modéliser les comportements adaptatifs des usagers [140]. Elle fait partie de la famille des modèles statistiques linéaires généralisés. Elle peut être utilisée soit lorsque la variable Y à expliquer est binaire ou catégorielle (lorsque trois instances de classe ou plus sont possibles) [141].

La sortie d'une régression logistique n'est pas directement une réponse sous forme de classe (une utilisation "Forte" des commandes par exemple). Cette technique permet de prédire en fonction d'un certain nombre de variables d'entrée explicatives, la probabilité d'appartenance à une de ces classes. Cette probabilité est estimée à travers l'usage d'une fonction logistique qui sert de fonction de liaison.

Comme illustré sur la Figure 3.6, l'algorithme essaye d'ajuster au mieux la forme sigmoïde de la fonction logistique aux données observées, en optimisant un jeu de coefficients. C'est dans cette étape qu'intervient l'apprentissage automatique. La courbe est bornée entre 0 et 1. Sur cet exemple où une seule variable explicative est représentée, cela signifie que plus la température intérieure sera élevée et plus la probabilité d'appartenir à la classe "Forte" sera grande.

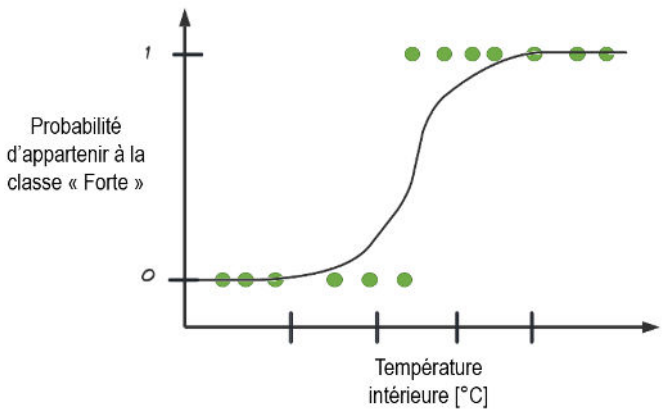


FIGURE 3.6 – Modèle régression logistique : probabilité d'appartenance à la classe "Forte" en fonction de la température intérieure

Les probabilités sont calculées à partir de l'équation 3.1 , où $x_1, \ldots, x_p$ sont des variables explicatives ; p est le nombre de variables explicatives ; $\beta_1, \ldots, \beta_p$ sont les coefficients de régression à estimer (un par classe possible de la variable de sortie et un par variable explicative ; et π_j est la probabilité que la variable de sortie soit dans la $ji_{ème}$ classe. La fonction de liaison est calculée selon l'équation 3.2 [141].

$$\pi_j = \frac{\exp\left(\alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p\right)}{1 + \exp\left(\alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p\right)}, j = 1, \cdots, J-1 \tag{3.1}$$

$$\log\left(\frac{\pi_j}{1-\pi_j}\right) = \alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p \tag{3.2}$$

L'estimation des coefficients est habituellement réalisée à l'aide de la méthode du maximum de vraisemblance. Il est important de noter que la somme des probabilités de chaque classe est égale à 1. Pour plus de détails sur cette technique, le lecteur pourra se référer à l'article de Demaris [142].

Pour un problème binaire, la régression logistique présente un faible coût calculatoire. Elle est donc facile à mettre en oeuvre. Elle fournit une vue probabiliste des prédictions de classe. De plus, elle permet assez facilement d'indiquer les principales variables d'influence vis à vis d'un comportement, par l'analyse des coefficients de régression [143]. Un coefficient élevé signifie que la variable associée est importante. Par exemple, en analysant les coefficients d'une régression logistique binaire, D'Oca *et al* [144] ont déduit que la température de l'air intérieure, l'heure d'arrivée, la présence des occupants, l'heure de la journée et la température extérieure étaient les principaux facteurs influençant le comportement d'ouverture des fenêtres dans un bâtiment de bureaux situé en Allemagne. Bien qu'elle s'applique facilement aux problèmes multiclasses, l'optimisation des coefficients devient, dans ce cas, plus coûteux en temps de calcul. Enfin, elle suppose une relation linéaire entre la variable de sortie et les variables explicatives, et n'est pas adaptée pour les problèmes non linéaires, pourtant courants dans le monde réel.

Dans le cadre de cette thèse, cette technique a été implémentée grâce à l'algorithme Logis-

ticRegression de la bibliothèque scikit-learn de Python [145].

3.2.2 Arbre de décision

Outre la possibilité d'être employés pour de la régression non linéaire, les modèles d'arbres de décision (DT) peuvent être également utilisés en classification.

Ils permettent de construire explicitement une séquence de règles de type "Si...Alors...Sinon" basées sur les données [132]. En fonction des valeurs prises par les variables d'entrée X, ces règles nous orientent vers la décision finale, c'est à dire vers une classe spécifique de la variable Y. Les variables d'entrée peuvent aussi bien être qualitatives que mixtes (qualitatives et quantitatives).

Un arbre de décision se présente sous la forme d'un graphe hiérarchique composé d'un noeud racine, de plusieurs noeuds de ramification et de noeuds terminaux ou feuilles [51]. Comme le décrit la figure 3.7, à chaque noeud l'algorithme réalise un test portant sur la valeur d'une des variables d'entrée, sélectionnée comme critère de division. En fonction des résultats, les données sont partitionnées en deux groupes (un groupe de données ayant réussi le test, et les autres) qui suivent chacun une ramification spécifique, jusqu'au noeud suivant où un nouveau test est réalisé. Les données continueront à être divisées en sous-groupes jusqu'aux noeuds terminaux où sont prises les décisions finales [146].

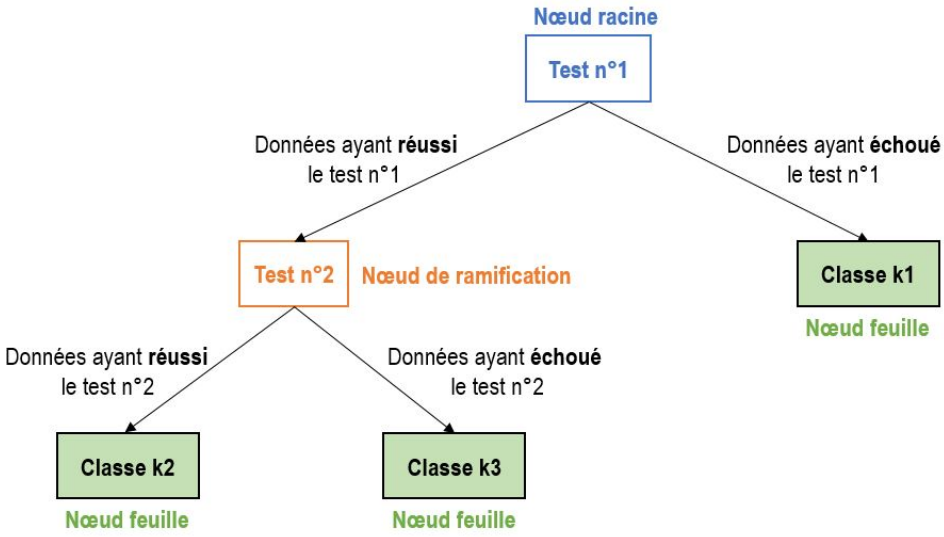


FIGURE 3.7 – Principe d'un arbre de décision

Plusieurs grandeurs peuvent être utilisées pour déterminer les critères de division, comme l'indice de Gini (voir équation 3.3) et l'entropie (voir équation 3.4), qui visent à mesurer la pureté ou l'homogénéité entre les groupes de données obtenus. On parlera d'un noeud pur si toutes les données associées appartiennent à la même classe de Y. L'objectif de l'algorithme est ainsi de choisir parmi tous les critères de division possible, celui qui réduit au maximum l'impureté à chaque noeud. Ces grandeurs s'expriment ainsi :

Indice de Gini [147] :

$$G(t) = \sum_{k=1}^{K} p_{t,k} \left(1 - p_{t,k}\right) = 1 - \sum_{k=1}^{K} p_{t,k}^2 \tag{3.3}$$

Entropie [51] :

$$E(t) = -\sum_{k=1}^{K} p_{t,k} \log_2 \left(p_{t,k}\right) \tag{3.4}$$

Avec pour chaque noeud noté t, k le nombre de classes que peut prendre Y et la proportion de la classe k dans le noeud t :

$$p_{t,k} = \frac{n_{t,k}}{n_t} = \frac{\text{nombre d'éléments de la classe } k \text{ dans le noeud } t}{\text{nombre d'éléments total dans le noeud } t} \tag{3.5}$$

Dans le cas d'un arbre de régression, où la variable de sortie Y est quantitative, l'arbre est construit selon le même procédé. L'objectif est d'obtenir une valeur quantitative plausible de la variable Y, en fonction de la valeur des variables X. La grandeur utilisée pour déterminer le critère de division est en général calculée sur la moyenne des valeurs de Y à chaque noeud.

Au noeud racine, la variable d'entrée sélectionnée comme critère de division est celle qui a l'influence la plus significative sur la variable de sortie [132].

Des critères d'arrêt permettent de stopper les divisions et d'éviter un découpage trop fin lorsque la quantité de données dans le noeud devient trop petite. On se situe alors dans une feuille et la classe de Y sélectionnée est celle dont la probabilité d'observation dans le noeud est la plus élevée.

L'arbre résultant, appliqué à un nouvel ensemble de données, sera ainsi capable d'estimer la classe de sortie la plus probable, en descendant l'arbre, de la racine à l'une des dernières feuilles.

Par rapport à d'autres approches basées sur les données, la structure arborescente des arbres de décision est visuelle et facile à interpréter [51]. Ils sont capables de traiter des données mixtes (qualitatives et quantitatives à la fois) sans trop d'effort de calcul et fournissent des résultats avec une bonne précision [105]. De plus, grâce à ce type de modèles, la variable d'entrée ayant la plus grande influence sur la variable de sortie est facilement identifiable. Cependant, ils sont sensibles au nombre de classes, qui lorsqu'il devient trop important, peut dégrader les résultats. De plus, ces structures ne sont pas très flexibles et des changements importants dans les données au cours du temps peuvent nécessiter une reconstruction de l'arbre.

Plusieurs algorithmes ont été développés pour implémenter des arbres de décisions. Dans ce travail de thèse, nous avons utilisé la classe DecisionTreeClassifier de la bibliothèque scikit-learn de python, basée sur une version optimisée de l'algorithme CART (Classification and Regression Trees) proposé par Leo Breiman en 1984 [145]. L'algorithme version régression DecisionTreeRegressor a également servi à estimer le nombre de personnes présentes dans le bâtiment (voir section 3.3.3 du présent chapitre).

3.2.3 Forêt aléatoire

Dans certains cas, les arbres de décision peuvent être sujets au sur-apprentissage Dans ce cas, la relation apprise par le modèle est très dépendante des données d'apprentissage ; ce qui ne permet pas à l'arbre de fournir des estimations correctes pour de nouvelles données. Pour éviter cette situation, l'utilisation de modèles dérivés tels que les forêts aléatoires (RF) peut être une solution.

Une forêt aléatoire permet de générer plusieurs arbres de décision à partir de différents sous-échantillons de l'ensemble de données, issus de tirages aléatoires avec remise [146][141]. Pour de nouvelles valeurs des variables d'entrée, chaque arbre estimera une proportion d'appartenance aux classes k de la variable de sortie Y. La décision finale de la forêt complète sera définie grâce à la moyenne des proportions estimées par chaque arbre (voir Figure 3.8).

Plusieurs paramètres peuvent être optimisés lors de l'implémentation de forêts aléatoires comme la profondeur des arbres [132], le nombre d'arbres ou encore le nombre minimum de données pour chaque division.

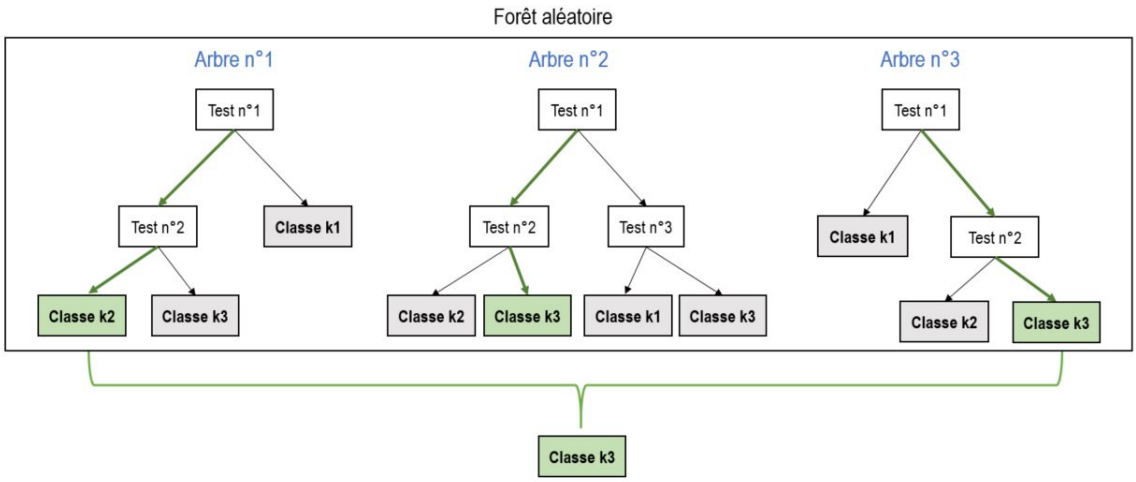


FIGURE 3.8 – Principe d'une forêt aléatoire

Le principal avantage de cet algorithme est sa capacité à améliorer la précision prédictive [141] et à contrôler le sur-ajustement [146]. Ils sont également efficaces sur des jeux de données de grande dimension. Cependant, un inconvénient majeur des forêts aléatoires par rapport aux arbres de décision est leur effet boite noire, puisque les règles finales obtenues ne sont pas explicitées.

Dans ce travail de thèse, nous avons utilisé l'algorithme de classification RandomForestClassifier de la bibliothèque scikit-learn de python [145].

3.2.4 Réseau bayésien

Les réseaux bayésiens (BN), aussi appelés modèles graphiques probabilistes orientés, réseaux probabilistes ou encore réseaux d'indépendances probabilistes [148], appartiennent à la classe

des modèles probabilistes.

Dans un réseau bayésien, les variables sont représentées par des noeuds qui sont associés à une distribution de probabilité marginale ou conditionnelle, pouvant prendre un ensemble particulier de valeurs. Des arcs orientés servent de liaison entre les noeuds, et indiquent non pas une simple corrélation, mais le lien de causalité entre les variables reliées [149].

On appelle inférence bayésienne le procédé qui consiste à appliquer le théorème de Bayes au réseau bayésien pour calculer la probabilité à posteriori d'appartenance à une classe, étant donné de nouvelles valeurs observées dans les données [150]. Par exemple sur la Figure 3.9, pour une noeud Y catégorisée en classes notées k1,...,k3, les probabilités d'appartenance à chaque modalité dépendent à la fois de la valeur de la variable X1 et de la valeur de X2. La variable X1 étant binaire, et la variable X2 présentant 3 modalités, plusieurs combinaisons sont possibles. X1 et X2 sont dans ce cas les causes d'un effet sur Y.

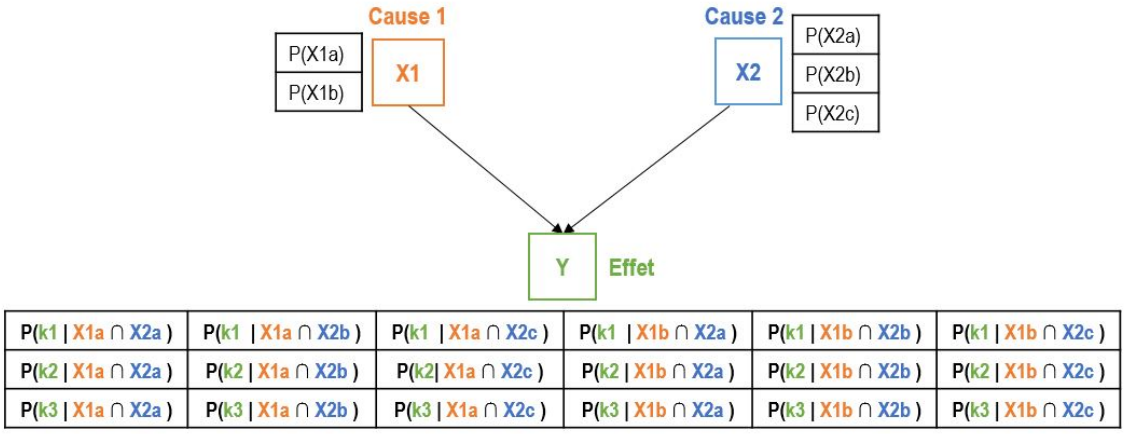


FIGURE 3.9 – Principe d'un réseau bayésien

Le théorème de Bayes décrit les dépendances probabilistes entre deux variables notées X et Y comme décrit dans les équations 3.6 et 3.7 :

$$\mathrm{P}(Y \mid X) = \frac{\mathrm{P}(X \mid Y)\mathrm{P}(Y)}{\mathrm{P}(X)} \tag{3.6}$$

$$\mathrm{P}(X) = \mathrm{P}(X/Y)\mathrm{P}(Y) + \mathrm{P}(X/\bar{Y})\mathrm{P}(\bar{Y}) \tag{3.7}$$

Avec $\mathrm{P}(Y \mid X)$ la probabilité conditionnelle de Y sachant X et $\mathrm{P}(\bar{Y})$ la probabilité que Y ne se produise pas.

L'implémentation d'un réseau bayésien passe donc par plusieurs étapes :

- L'étape 1, qualitative, qui vise à identifier les différentes variables et leurs classes possibles ;
- L'étape 2, où la structure du réseau, c'est à dire le sens des arcs, est définie ;

- Et l'étape 3, quantitative, pour évaluer numériquement les distributions de probabilités conditionnelles entre les variables.

Dans les réseaux bayésiens, l'apprentissage automatique peut être utilisé pour estimer la structure du réseau ou les tables de probabilités. Les probabilités, elles, peuvent provenir de données mesurées, d'autres modèles et/ou de la connaissance des experts [151].

Les réseaux bayésiens présentent de nombreux avantages, cités par Dodier *et al* [131] et Barthelmes *et al* [61] :

- Ils permettent d'obtenir une représentation compacte et graphique des dépendances entre les variables et d'interpréter facilement la connaissance contenue dans des données, grâce au raisonnement « cause-effet » ;
- Ils peuvent assimiler à la fois des connaissances expertes et de l'information apprise dans les données mesurées. Cela permet de garder un lien entre les observations et la réalité même lorsque les observations sont incomplètes et/ou imprécises ;
- Ils sont utiles pour modéliser des connaissances lorsque la causalité joue un rôle important et lorsque ces relations causales non déterministes ne sont pas bien comprises et qu'on a besoin de recourir aux probabilités ;
- Le calcul des distributions de probabilités permet de quantifier explicitement les incertitudes, ce qui est nécessaire dans une démarche d'aide à la décision ;
- La modification, le rajout ou la suppression d'une variable d'entrée ne modifie pas le modèle, comme ça serait le cas par exemple pour des méthodes types régressions. Dans les réseaux bayésiens, les probabilités se mettent à jour grâce à l'apprentissage automatique des nouvelles données ;
- Ils permettent également de structurer une variété de variables explicatives et plusieurs variables cibles de manière hiérarchique ;
- Et enfin, ils sont polyvalents et peuvent être utilisés dans les deux sens, c'est à dire que le même réseau peut servir à la fois à prédire un effet sur une variable ou à évaluer les cause les plus probables si l'effet est connu.

Cependant, d'après Naïm *et al* [149] certaines limites sont à prendre en considération [149] comme le fait qu'il s'agisse d'une technique qui peut manquer de recul sur certains aspects de l'apprentissage automatique comme la généralisation des modèles. De plus, raisonner avec des probabilités est parfois plus complexe que des modèles déterministes types entrée/sortie comme les arbres de décision, bien que ceux-ci peuvent être lus en termes de probabilités d'appartenance aux classes au lieu d'un résultat déterministe unique de la classe la plus probable. Étant donné que les probabilités conditionnelles sont calculées pour chaque combinaison des valeurs des différentes variables, regrouper les valeurs en classes qualitatives au lieu d'utiliser toutes les valeurs quantitatives possibles, permet de simplifier le modèle et de le rendre plus généralisable. Enfin, les résultats d'un réseau bayésien bien que graphiques, sont moins lisibles que ceux représentés par d'autres modèles comme les arbres de décision, surtout lorsque le nombre de noeuds est important [149].

Dans le cadre de cette thèse, l'algorithme Bayesian Network de la bibliothèque pgmpy de Python [152] a été utilisé.

3.2.5 Comparaison des techniques

Le tableau 3.1 compare les avantages et les inconvénients des techniques détaillées précédemment. Au regard de la classification des modèles de comportement proposée à la section 1.3.3 du chapitre 1, nous les avons positionnées sur un diagramme (voir la Figure 3.10) où sont comparés l'interprétabilité des modèles ainsi que le coût calculatoire associé. **En extrayant de la connaissance dans les données mesurées, les techniques de classification par apprentissage automatique permettent d'affiner les hypothèses, parfois grossières, habituellement prises dans les simulations thermiques dynamiques.** Les arbres de décision tout comme les réseaux bayésiens fournissent une représentation graphique explicite et intuitive des relations entre les variables, tandis que les régressions logistiques et les forêts aléatoires sont moins visuelles. Cependant, les réseaux bayésiens sont construits sur des probabilités et c'est ce qui les différencie des techniques basées sur les arbres. Dans un réseau bayésien par exemple, les relations de cause à effet ne sont pas déterministes, mais probabilistes : une nouvelle information sur les variables X n'entraîne pas systématiquement un effet pour la variable de sortie Y, c'est la probabilité de l'observer qui est modifiée.

Table 3.1 – Comparaison des techniques de classification utilisées

Technique	Avantages	Inconvénients	Applications dans le contexte du bâtiment et de l'énergie
LR	+ Faible coût calculatoire + Vue probabiliste des prédictions + Indication des variables d'influence	- Les données qualitatives ne sont pas prises en compte, un pré-traitement est nécessaire - Non adaptée aux problèmes non linéaires	-[137] Modèles de taux d'utilisation des ventilateurs -[153] Ouverture de fenêtres dans un bâtiment de bureaux en ventilation naturelle en Chine -[66] Ouverture de fenêtres dans des bâtiments résidentiels au Royaume Uni
DT	+ Résultats visuels et interprétables + Capables de traiter des données mixtes + Indication de la variable d'influence la plus importante + Faible coût calculatoire	- Sensibles au nombre de classes - Sensibles aux variations de données entre base d'apprentissage et base de test	[132] Occupation dans un bureau [105] Demande en énergie dans des bâtiments résidentiels à partir de données mesurées [154] Consommation d'énergie d'un bâtiment en tenant compte du comportement des usagers
RF	+ Capables de traiter des données mixtes + Moins sujets au sur-apprentissage + Précision prédictive améliorée + Efficaces sur des jeux de données de grande dimension	- Résultats illisibles et non interprétables	[155] Consommation d'énergie des systèmes CVC dans un hôtel à Madrid [156] Comparaison de plusieurs techniques pour la prédiction de la charge de climatisation
BN	+ Représentation compacte et graphique des dépendances entre les variables + Assimilent à la fois connaissances expertes et issues des données + Vue probabiliste des prédictions + Polyvalents, peuvent servir à prédire les causes ou les effets les plus probables	- Sensibles au nombre de classes - Manque de recul vis-à-vis de l'apprentissage automatique - Mise à jour des probabilités complexe	[98] Occupation et actions sur les portes et fenêtres dans un bureau en fonction du CO2, de la température et de l'humidité [151] Impact des conditions intérieures sur la performance d'employés de bureaux [61] Comportements vis à vis des fenêtres dans un appartement au Danemark [131] Occupation dans 2 bureaux à partir de données de CO2 et d'humidité

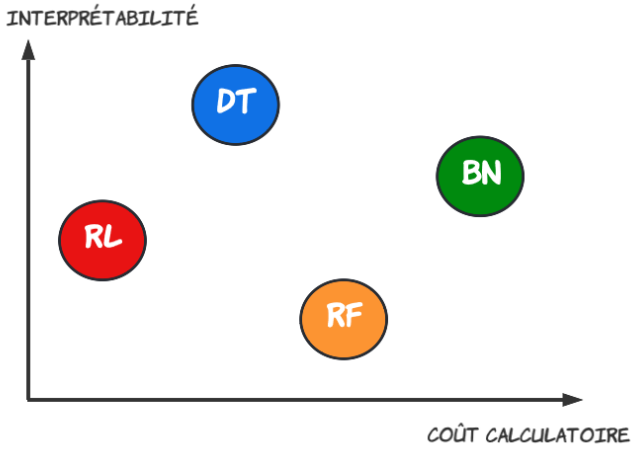


FIGURE 3.10 – Cartographie des techniques de classification par apprentissage automatique utilisées

3.3 Modélisation des comportements

L'application de ces techniques d'apprentissage automatique aux données mesurées sur l'Ilet du Centre a permis de modéliser tout d'abord l'occupation, manquante dans la base de données existante, ainsi que le comportement des usagers vis à vis des jalousies et des brasseurs d'air.

La figure 3.11 résume la méthodologie de modélisation mise en oeuvre dans ce travail de thèse.

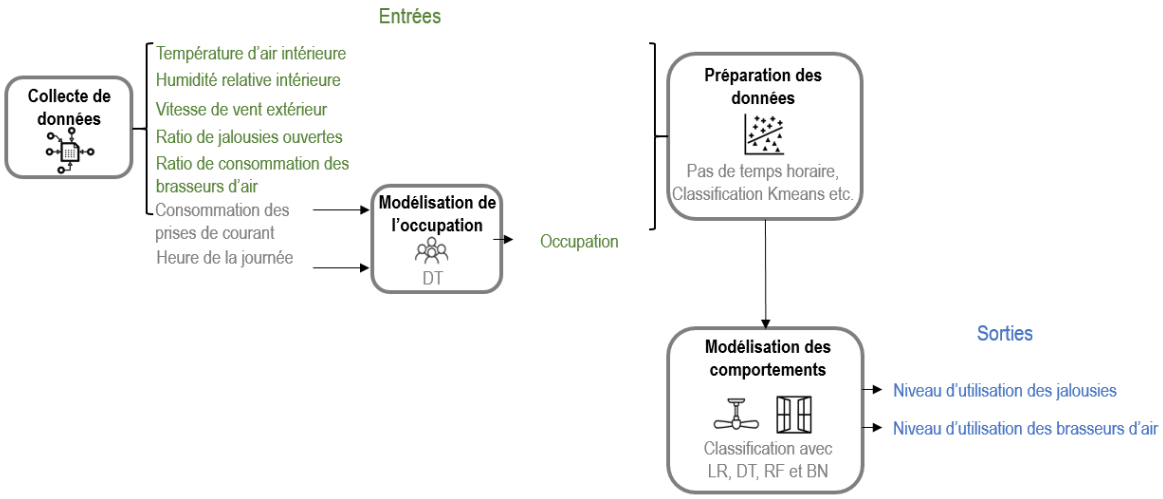


FIGURE 3.11 – Méthodologie globale employée pour modéliser les comportements des usagers dans les bâtiments à faible consommation énergétique en climat tropical. Dans ce schéma, LR signifie régression logistique, DT arbre de décision, RF forêt aléatoire et BN réseaux bayésiens .

3.3.1 Construction des modèles

Lors de la modélisation, l'apprentissage des relations entre les variables d'entrée et la variable de sortie se fait sur un ensemble de données particulier appelé jeu de données d'apprentissage. C'est à ce stade que le modèle apprend la relation sous-jacente entre variables d'entrée et de sortie grâce aux données de la base d'apprentissage, qu'il s'ajuste, que les variables d'influence sont sélectionnées et que les coefficients et paramètres sont estimés.

Une fois que le modèle a été construit, il est utilisé sur un jeu de données de validation pour estimer la valeur de la variable de sortie Y. A cette étape, la valeur estimée est comparée avec la valeur réelle de Y. Cette évaluation intermédiaire du modèle permet d'optimiser une seconde fois les paramètres. La méthode de validation croisée à 10 blocs («10-fold cross-validation») [157] permet de diviser le jeu de données en 10 parties, d'en sélectionner une comme base de validation tandis que les 9 autres parties constituent l'ensemble d'apprentissage. Chacune des 10 parties devient tour à tour base de validation et une évaluation du modèle a lieu. Le jeu de paramètres ayant obtenu les meilleures performances à la phase de validation est sélectionné.

Enfin, le modèle définitif est appliqué à un nouvel ensemble de données de test. C'est à cette étape que se fait l'évaluation finale du modèle.

Nous avons utilisé 70 % des données pour les phases d'apprentissage et de validation, et 30 % pour la phase de test. Les différentes techniques développées ont été implémentées sur les mêmes bases de données d'apprentissage.

3.3.2 Évaluation de la performance des modèles

Évaluer la performance des modèles revient à comparer les valeurs Y estimées par les modèles aux valeurs observées. Cette évaluation se fait par le biais de différentes métriques.

Pour des modèles de régression, le coefficient de détermination (R^2) et l'erreur quadratique moyenne (RMSE [1]) [158] peuvent être utilisées. Le R^2 doit être maximisé, c'est à dire qu'une valeur de 0 correspond à une mauvaise estimation du modèle tandis qu'un R^2 de 1 correspond à une estimation parfaite. La métriqueRMSE quant à elle doit être minimisée. Elle est décrite comme suit :

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (\mathrm{m}_i - \mathrm{Y}_i)^2}{n}} \tag{3.8}$$

avec Y la valeur de la variable de sortie estimée par le modèle, n le nombre d'observations et m la valeur observée pour la variable de sortie que l'on cherche à modéliser.

Pour évaluer les modèles de classification, la métrique de précision que nous utiliserons est un des indicateurs les plus employés [159]. Cependant, comme mentionné dans la section 3.1.2, nous avons affaire à un jeu de données déséquilibrées pour lequel certaines métriques sont plus appropriées, comme le score F1 [160]. Il a été utilisé par Jeong *et al* [141] pour comparer les

1. *Root Mean Square Deviation*

performances de plusieurs modèles de classification sur un jeu de données multiclasses déséquilibré.

Le score F1 est une moyenne harmonique combinant la précision et le rappel du modèle en un seul nombre (voir l'équation 3.11). La précision étant la capacité du modèle à ne pas classer dans une classe k_1 un point qui appartiendrait en réalité à une autre classe k_2. Le rappel est la capacité du modèle à trouver tous les points appartenant à la classe k_1. Pour chaque classe, précision et rappel sont calculés à partir de la matrice de confusion, selon les équations 3.9 et 3.10. La Figure 3.12 est un exemple de matrice de confusion pour la classe "Faible" du niveau d'utilisation des jalousies estimée par le modèle.

		Classe réelle	
		Faible	**≠ Faible**
Classe estimée par le modèle	**Faible**	TP	FP
	≠ Faible	FN	TN

FIGURE 3.12 – Exemple d'une matrice de confusion obtenue pour la classe Faible d'utilisation des jalousies estimée par le modèle

avec TP [2] les observations classées correctement dans "Faible" par le modèle, TN [3] celles correctement classées dans une autre catégorie que "Faible", FP [4] les observations classées "Faible" par erreur et FN [5] classées dans une autre catégorie alors que la valeur mesurée était "Faible".

$$Précision = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \tag{3.9}$$

$$Rappel = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \tag{3.10}$$

$$F1 \text{ score } = 2 \times \frac{\text{Rappel} \times \text{Précision}}{\text{Rappel} + \text{Précision}} \tag{3.11}$$

Les scores F1 de chaque classe sont moyennés et combinés en une seule valeur, le score F1 global. Dans notre cas, pour tenir compte du déséquilibre des données, les scores F1 moyens ont été pondérés par le nombre d'observations appartenant à chaque classe. Cette métrique est positivement orientée c'est à dire que la qualité d'un classifieur sera d'autant plus grande que son score F1 sera grand.

Le choix du score F1 est parfois contesté, car il donne une importance égale à la précision et au rappel. Il est parfois indispensable d'analyser plus précisément les différences entre ces deux indicateurs de performance. La pondération entre la précision et le rappel peut être modifiée en utilisant des formulations plus générales (on parlera de F-beta score), néanmoins, le F1 Score

2. *True Positive*
3. *True Negative*
4. *False Positive*
5. *False Negative*

reste une bonne métrique pour comparer différentes techniques de classification de manière synthétique.

3.3.3 Modélisation de l'occupation

La connaissance de l'occupation d'un bâtiment par les usagers est un pré-requis essentiel pour la modélisation des comportements. Cette information n'étant pas mesurée, nous l'avons au préalable estimée en nous appuyant sur la consommation électrique des prises de courant incluant la consommation des ordinateurs de travail de chaque usager.

Cette hypothèse avait déjà été testée dans la littérature. En effet, dans l'étude de Zhao *et al* [161], les consommations électriques des ordinateurs, écrans et lampes de 6 employés de bureau ont été mesurées individuellement. La consommation totale d'énergie de chaque personne a ensuite été utilisée pour estimer leur planning d'occupation. Dans le cadre de ce travail de thèse, c'est une méthode non intrusive qui a été proposée puisque nous avons collecté directement au tableau électrique les données de consommation totale des prises de courant de la zone (voir le chapitre 2).

Ces données ont tout d'abord été récoltées sur une semaine de travail, hors périodes habituelles de vacances. En parallèle, nous avons compté visuellement, chaque heure, le nombre de personnes présentes à leur bureau, entre 8h à 18h. **La technique des arbres de décision a ensuite été implémentée pour estimer la variable de sortie quantitative "nombre d'usagers présents dans le bâtiment"** pendant cette semaine d'étude, en fonction des variables d'entrée "consommation des prises de courant" et "heure de la journée".

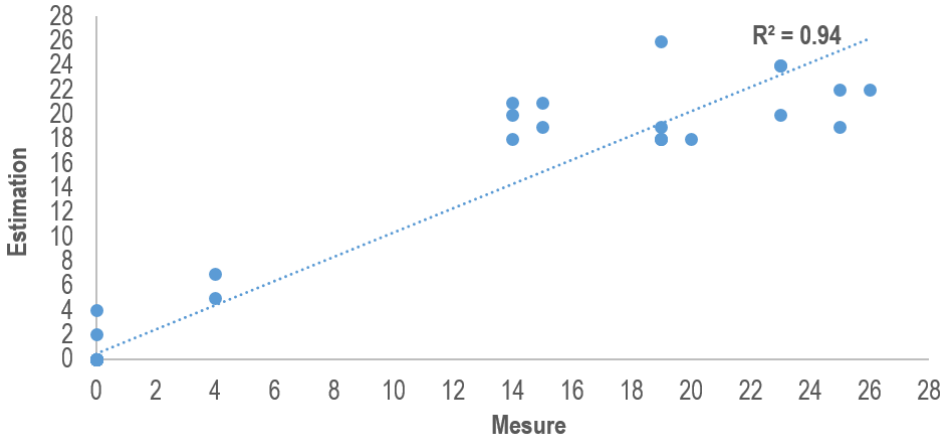


FIGURE 3.13 – Corrélation entre données d'occupation mesurées et estimées par le modèle DT

Le coefficient de détermination obtenu est de $R^2 = 0{,}937$ et la RMSE = 2,176 personnes (sur un total de 28 personnes occupant les bureaux). La Figure 3.13 illustre la corrélation linéaire entre les données d'occupation mesurées et estimées par le modèle DT. Ces bons résultats mettent en évidence le lien entre l'occupation, l'heure de la journée et la consommation des prises de courant.

L'arbre obtenu est illustré par la Figure 3.14. Les feuilles terminales fournissent les valeurs possibles que peut prendre l'occupation, c'est-à-dire le nombre de personnes présentes dans le

bâtiment. La règle générale est la suivante : plus la puissance appelée est élevée, plus le nombre de personnes est important. Au-dessus d'une puissance appelée de 1279,5 W, c'est-à-dire sur la branche droite de l'arbre, l'occupation peut aller de 10 à 26 personnes, sauf pendant la pause déjeuner où personne n'est présent. En effet, sur cette branche, nous pouvons voir une règle spécifique qui prend en compte la diminution de l'occupation entre 12h30 et 13h30. En dessous d'une puissance appelée de 1279,5 W, c'est-à-dire sur la partie gauche de l'arbre, l'occupation ne dépasse pas 5 personnes. Une puissance minimale appelée de 990 W est également observée, même pendant la nuit. Cette limite basse correspond à la consommation fixe d'équipements toujours branchés, comme la fontaine à eau ou le réfrigérateur, ainsi qu'à la consommation en veille d'appareils comme l'imprimante. Certains ordinateurs ne sont pas non plus éteints pendant la nuit. Par ailleurs, les heures d'arrivée et de départ semblent bien prises en compte puisque des règles spécifiques existent à 7h et 16h30, qui sont des heures clés pour certains employés.

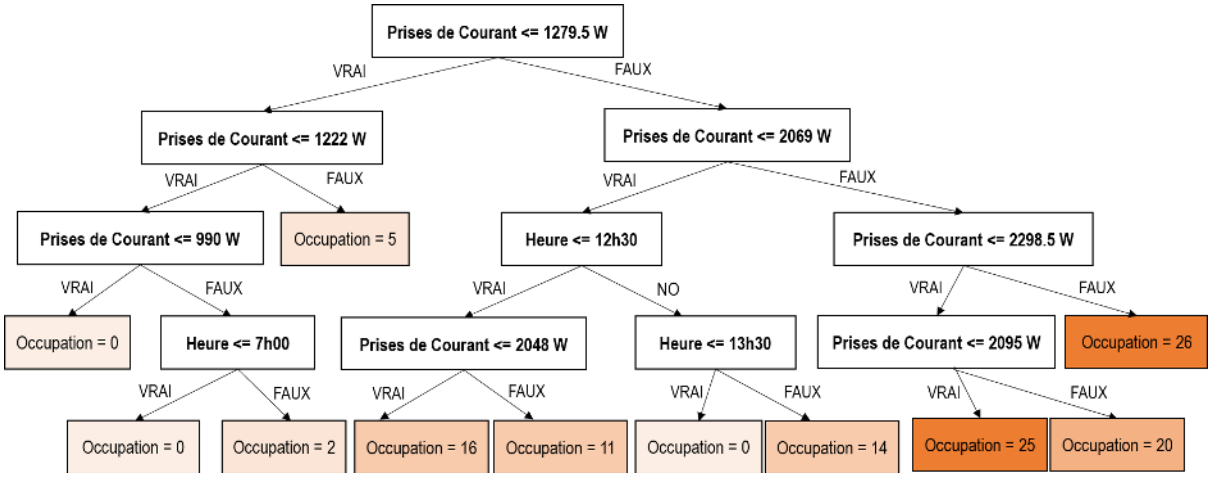


FIGURE 3.14 – 4 premiers niveaux de profondeur de l'arbre de décision de régression obtenu pour l'estimation de l'occupation

Il est à noter qu'un premier modèle ne prenant en compte que la consommation des prises de courant comme variable d'entrée avait été testé. Cependant, certains employés laissent leur ordinateur allumé au déjeuner, ce qui engendre des consommations sur une période horaire où personne n'est présent. La baisse d'occupation sur cette période n'était donc pas représentée correctement. Pour améliorer le modèle, nous avons incorporé l'heure de la journée en entrée ce qui a permis d'obtenir des estimations plus précises.

Une fois le modèle construit, nous l'avons appliqué à la consommation des prises de courant annuelle, afin d'obtenir une estimation du nombre de personnes sur l'année. **La sortie de ce premier arbre de décision a permis de compléter la base de données de notre cas d'étude et a été utilisée comme entrée pour les modèles de comportement.**

Une des faiblesses du modèle proposé est la faible quantité de données utilisées pour la phase de validation. Afin de confirmer les résultats obtenus, la collecte d'un nouvel ensemble de données réelles d'occupation sur une nouvelle semaine serait souhaitable. De plus, afin de généraliser l'approche, une solution possible est d'utiliser des ratios sans dimension tels que la "consommation des prises de courant/surface utile" et le "pourcentage de personnes présentes", ce qui donnerait l'arbre de décision de la figure 3.15. A noter que la surface utile est de 310

m^2 et qu'au maximum 28 personnes peuvent être présentes au même moment dans le bâtiment (voir le chapitre 2).

La variable "occupation" a été discrétisée en 3 classes "Absence", "Moyenne", "Forte" pour la technique des réseaux bayésiens.

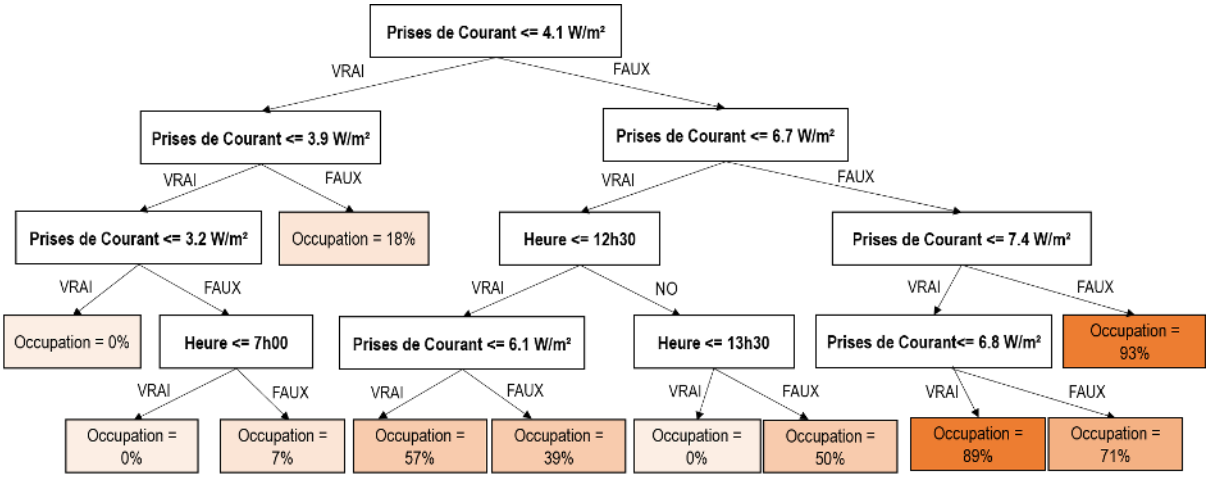


FIGURE 3.15 – Arbre de décision de régression obtenu pour l'estimation du pourcentage de personnes présentes en fonction de l'heure de la journée et du ratio de consommation des prises de courant par mètre carré.

3.3.4 Modélisation des comportements individuels

Le Tableau 3.2 synthétise les différentes variables qui ont été utilisées pour construire les modèles de comportement. Pour chaque modèle, les différentes techniques ont été testées.

Les 2 premiers modèles que nous avons proposés avaient pour objectif d'estimer le niveau d'utilisation des commandes, de façon indépendante :

- **Modèle 1** : Estimation du niveau d'utilisation des jalousies à partir de la température intérieure, de l'humidité intérieure et du taux d'occupation. L'impact de la vitesse du vent extérieur sur ces résultats a également été analysé ;
- **Modèle 2** : Estimation du niveau d'utilisation des brasseurs d'air à partir de la température intérieure, de l'humidité intérieure et du taux d'occupation.

Les Figures 3.16 et 3.17) synthétisent les variables d'entrée et de sortie des modèles 1 et 2.

Table 3.2 – Résumé des variables utilisées pour construire les modèles

Variable d'entrée	Type	Classe / Intervalle de valeurs relevées
Température d'air intérieure [°C]	Quantitative	[19.95 : 31.51]
Humidité relative intérieure [%]	Quantitative	[46.50 : 93.14]
Vitesse de vent extérieur [m/s]	Quantitative	[0 : 15.90]
Niveau de vent	Qualitative	Faible, Moyen, Fort (Faible pour une vitesse de vent $\leq$ 4.7 m/s et Fort pour une vitesse de vent $\geq$ 9 m/s)
Niveau de confort	Qualitative	Inconfort, Confort à 0 m/s, Confort à 0.5 m/s, Confort à 1 m/s
Nombre de personnes présentes [u]	Quantitative	[0 : 26]
Niveau d'occupation	Qualitative	Absent, Moyenne, Forte (Absent pour une occupation $\leq$ 7 % et Forte pour une occupation $\geq$ 68%)
Nombre de jalousies ouvertes [u]	Quantitative	[0 : 43]
Puissance appelée des brasseurs d'air [W]	Quantitative	[0 : 750]
Variable de sortie	**Type**	**Classe / Intervalle de valeurs relevées**
Niveau d'ouverture des jalousies	Qualitative	Faible, Moyen, Fort (Faible pour un taux d'ouverture $\leq$ 16% et Fort pour un taux d'ouverture $\geq$ 47 %)
Niveau d'utilisation des brasseurs d'air	Qualitative	Faible, Moyen, Fort (Faible pour un taux d'utilisation des BA $\leq$ 17% du taux maximum et Fort pour un taux d'utilisation des BA $\geq$ 45% du taux maximum)

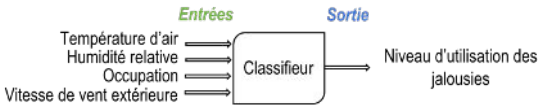


Figure 3.16 – Modèle 1 : Description du modèle pour l'estimation du niveau d'utilisation des jalousies. Notez que le classifieur peut être une régression logistique (RL), un arbre de décision (DT), une forêt aléatoire (RF) ou un réseau bayésien (BN).

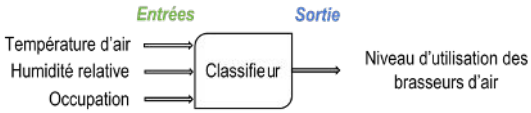


Figure 3.17 – Modèle 2 : Description du modèle pour l'estimation du niveau d'utilisation des BA. Notez que le classifieur peut être une régression logistique (RL), un arbre de décision (DT), une forêt aléatoire (RF) ou un réseau bayésien (BN).

3.3.5 Modélisation des comportements combinés

D'après l'analyse des données de la section 2.3.1 du chapitre 2, les usagers interviennent d'abord sur les jalousies puis dans un second temps, sur les brasseurs d'air. Ces deux commandes sont liées. Nous proposons dans cette section deux modèles de brasseurs d'air supplémentaires, intégrant leur combinaison avec la commande jalousies. En complément des variables d'entrée précédemment citées, des informations sur le niveau d'ouverture des jalousies ont été intégrées.

- **Modèle 3** : Estimation du niveau d'utilisation des brasseurs d'air en fonction du niveau observé d'utilisation des jalousies. Il s'agit d'un cas "idéal" où les niveaux d'utilisation des jalousies seraient connus. Ce principe est illustrée à la Figure 3.18.

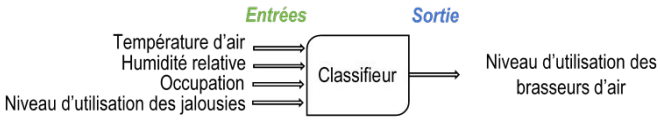


Figure 3.18 – Modèle 3 : Description du modèle pour l'estimation du niveau d'utilisation des brasseurs d'air avec des informations connues sur l'utilisation des jalousies. Notez que le classifieur peut être une régression logistique (RL), un arbre de décision (DT), une forêt aléatoire (RF) ou un réseau bayésien (BN).

- **Modèle 4** : Estimation du niveau d'utilisation des brasseurs d'air intégrant le niveau d'utilisation des jalousies estimé, c'est-à-dire en établissant un lien avec le modèle 1. Ce modèle peut être utilisé lorsque l'utilisation des jalousies n'ait pas connue à l'avance, ce qui est souvent le cas en conception. La Figure 3.19 explique le principe de liaison du modèle 4 avec le modèle 1.

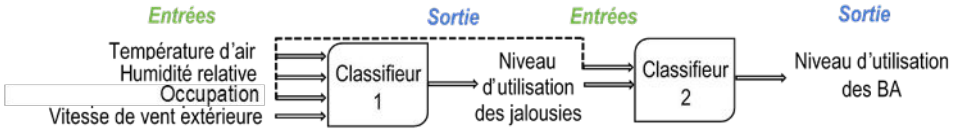


FIGURE 3.19 – Modèle 4 : Combinaison de modèles pour estimer le niveau d'utilisation des brasseurs d'air, avec comme entrée le niveau estimé d'utilisation des jalousies. Notez que le classifieur peut être une régression logistique (RL), un arbre de décision (DT), une forêt aléatoire (RF) ou un réseau bayésien (BN).

3.4 Comparaison des modèles et des techniques utilisées

Les moyennes pondérées des scores F1 obtenues pour le modèle 1 sont présentées à la Figure 3.20. Les barres hachurées représentent les résultats obtenus lorsque la vitesse du vent extérieur est incluse comme caractéristique d'entrée. Le premier constat est que la **technique des forêts aléatoires est la plus performante pour estimer le niveau d'utilisation des jalousies.** L'ensemble des résultats reste tout de même supérieur à 0.7, ce qui est très satisfaisant. Deuxièmement, **le rajout de la variable "vitesse du vent extérieur" améliore légèrement les performances de chaque technique**. La vitesse du vent peut donc être considérée comme une autre variable d'explication du comportement des usagers sur les jalousies. Cependant, pour généraliser l'application de ce modèle sur d'autres cas d'étude, il serait plus approprié de ne pas intégrer cette variable en entrée car les données de vent dans les fichiers météorologiques ne sont pas toujours fiables ni disponibles.

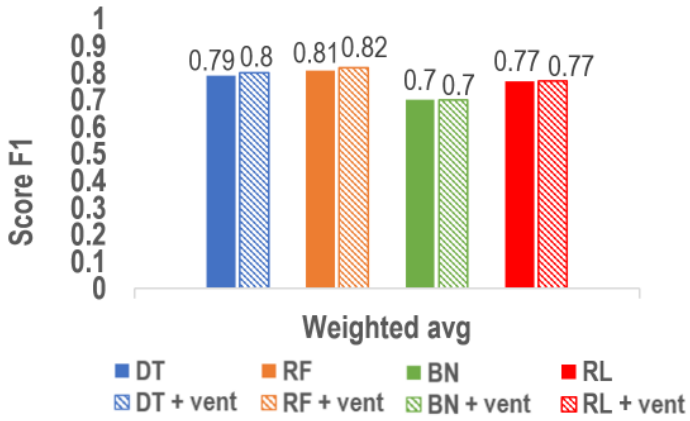


FIGURE 3.20 – Scores F1 moyens obtenus pour l'estimation du niveau d'utilisation des jalousies (Modèle 1)

Pour les modèles 2, 3 et 4, les moyennes pondérées des F1 score sont données par la figure 3.21. La technique des forêts aléatoires surpasse à nouveau légèrement les autres techniques bien

que de bons scores soient obtenus dans l'ensemble. **L'ajout d'informations sur l'utilisation des jalousies en entrée (cas des modèles 3 et 4) améliore les résultats de modélisation par rapport au modèle 2 où la commande est considérée indépendemment des jalousies.** De plus, il est intéressant de noter que l'intégration de cette nouvelle variable d'entrée lorsqu'elle a été estimée par le modèle 1 (cas du modèle 4) ne dégrade pas significativement les performances des modèles. **Le modèle 4 peut donc être utilisé lorsqu'aucune donnée concernant la commande jalousies n'est disponible.** Il apporte une réponse à la déclaration de Carlucci *et al* [85] sur la nécessité de modéliser "des actions combinées offrant une vision plus large des actions humaines et de leur impact en termes de consommation d'énergie et de confort". Ainsi, dès la phase de conception du bâtiment, les deux systèmes ne doivent pas être considérés séparément.

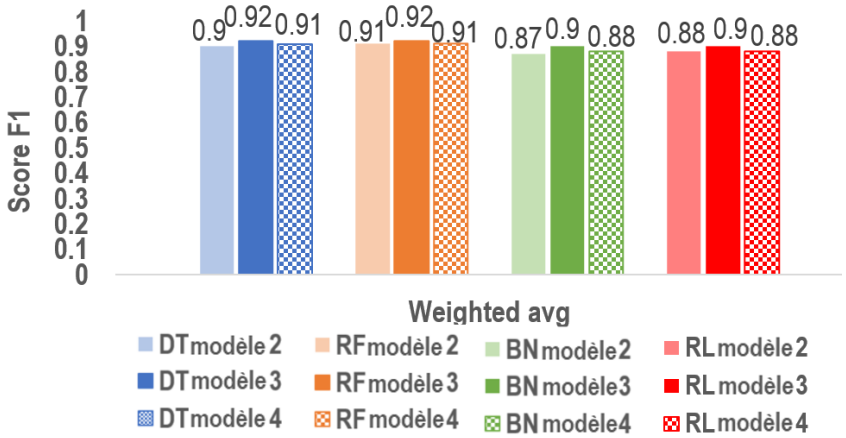


FIGURE 3.21 – Scores F1 moyens obtenus pour l'estimation du niveau d'utilisation des brasseurs d'air sans données sur les jalousies (modèle 2) VS intégration des données sur les jalousies : cas idéal lorsque cette information est connue d'avance (modèle 3) VS combinaison avec le modèle 1 (modèle 4)

Les résultats complets, classe par classe, obtenus pour le modèle 1 sont fournis dans le Tableau 3.3. La nature déséquilibrée de l'ensemble de données se voit dans les résultats de performance complets, classe par classe, des modèles de brasseurs d'air 2, 3 et 4, fournis dans le Tableau 3.4. En effet, la classe "Moyen" de la variable "Niveau d'utilisation des brasseurs d'air" a obtenu un score plus faible que les classes "Fort" et "Faible". Cette classe possède une faible quantité de données, ce qui pénalise la phase d'apprentissage. Par conséquent, le score F1 moyen pondéré dépend significativement du score obtenu pour la classe "Faible", la plus peuplée. La classe la plus énergivore correspond au niveau d'utilisation "Fort" des brasseurs d'air. Cette classe, ayant le plus gros impact en conception, a obtenu des scores F1 relativement bons, jusqu'à 0,9 même pour la technique des réseaux bayésiens.

TABLE 3.3 – Résultats de performance complets, classe par classe, du modèle 1

	Modèle 1							
Classe	RL	DT	RF	BN	RL + vent	BN + vent	RF + vent	DT + vent
Faible	0.81	0.82	0.82	0.76	0.80	0.76	0.83	0.81
Moyen	0.76	0.80	0.81	0.68	0.75	0.68	0.82	0.80
Fort	0.63	0.72	0.73	0.55	0.63	0.56	0.74	0.75
Moyenne pondérée	0.77	0.79	0.81	0.70	0.77	0.70	0.82	0.80

Table 3.4 – Résultats de performance complets, classe par classe, des modèles 2, 3 et 4

	Modèle 2				**Modèle 3**				**Modèle 4**			
Classe	RL	DT	RF	BN	RL	DT	RF	BN	RL	DT	RF	BN
Faible	0.96	0.96	0.96	0.95	0.96	0.97	0.97	0.97	0.95	0.96	0.96	0.95
Moyen	0.00	0.19	0.16	0.00	0.00	0.26	0.19	0.04	0.00	0.20	0.16	0.00
Fort	0.73	0.80	0.83	0.62	0.81	0.86	0.87	0.88	0.67	0.82	0.84	0.73
Moyenne pondérée	0.88	0.90	0.91	0.87	0.90	0.92	0.92	0.90	0.88	0.91	0.91	0.88

Enfin, sur la Figure 3.22 nous avons comparé le modèle 4 (construit avec les 4 techniques décrites à la section 3.2 du présent chapitre) avec les modèles de brasseurs d'air décrits dans l'état de l'art de He *et al* [137]. Les modèles recensés, construits avec la technique de la régression PROBIT [6] ont été déclinés suivant la situation : un modèle adapté aux bâtiments en ventilation naturelle (en marron foncé sur la Figure 3.22), un modèle adapté aux bâtiments de bureaux (marron plus clair) et un modèle adapté aux bâtiments en mode mixte (en jaune). Contrairement aux modèles que nous avons développés, ceux-ci ne dépendent que de la température d'air intérieure. Les données mesurées de températures sont représentées en gris et la médiane des données calculée par palier de 0.5 °C est représentée en noir. Pour cette représentation, le niveau d'utilisation des brasseurs d'air, estimé par nos modèles sous forme de classe, est exprimé en ratio d'utilisation des brasseurs d'air grâce à un calcul d'espérance. Les probabilités d'appartenance à chaque classe ont donc été multipliées par la médiane de chaque classe puis divisées par la puissance maximale des brasseurs d'air, dans l'unique but d'obtenir un ratio en pourcentage comparable aux modèles de la littérature. **Nous constatons que les modèles proposés dans ce travail de thèse coïncident davantage aux données mesurées sur l'Ilet du Centre et semblent donc plus appropriés que les modèles issus de la littérature.** Le modèle le plus adapté issu de [137] est celui construit pour les bâtiments en mode mixte. En dessous de 27.5°C et au dessus de 28.5 °C, il a cependant tendance à surestimer l'utilisation de la commande, qui n'est utilisée, rappelons le, qu'à partir de 25 °C (voir chapitre 2).

6. Cette méthode suit le même principe que la régression logistique mais s'appuie une fonction de répartition d'une loi normale.

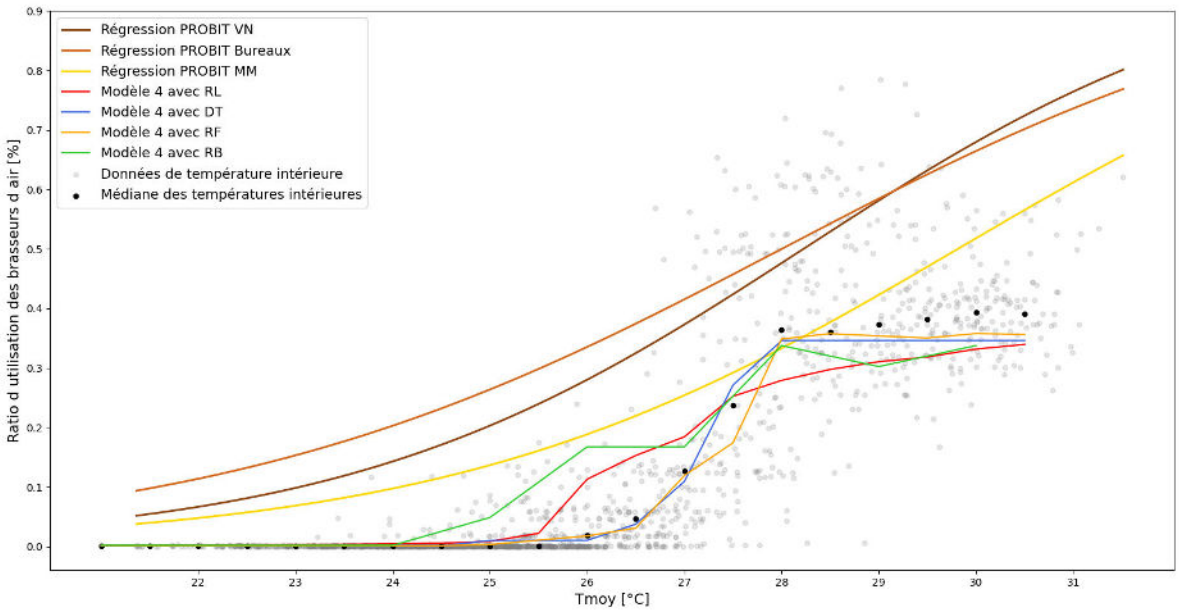


FIGURE 3.22 – Comparaison des modèles proposés avec des modèles de la littérature pour l'utilisation des brasseurs d'air, fonction de la température intérieure

3.5 Expertise apportée par les modèles en complément d'une simulation thermique dynamique

Les variables d'entrée les plus importantes pour prédire l'utilisation des brasseurs d'air et des jalousies ont été mises en évidence par l'utilisation des forêts aléatoires. Ce sont celles qui ont permis une plus grande diminution moyenne de l'impureté dans les arbres lors de la division des noeuds (voir section 3.2.2). Sur les Figures 3.23 et 3.24, les barres pleines représentent l'importance des variables. La variabilité inter-arbres est représentée par les barres d'erreur en noir [145]. La température de l'air intérieure semble être la variable la plus importante pour modéliser le niveau d'utilisation des jalousies (modèle 1), bien devant le taux d'occupation et l'humidité relative intérieure. Dans la modélisation des brasseurs d'air avec le modèle 4, la température intérieure a également été relevée comme une variable importante, suivie d'un taux "Fort" d'utilisation des jalousies.

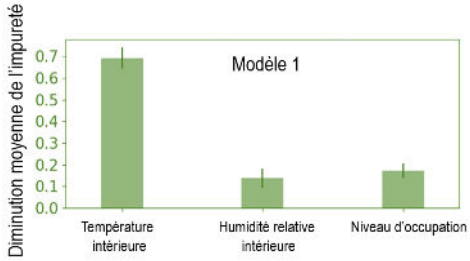


FIGURE 3.23 – Importance des variables d'entrée dans le modèle 1 prédisant l'utilisation des jalousies

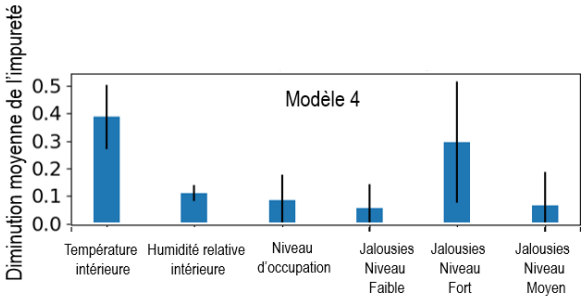


FIGURE 3.24 – Importance des variables d'entrée dans le modèle 4 prédisant l'utilisation des brasseurs d'air

En croisant l'identification des variables les plus influentes sur les actions des usagers et les règles de divisions résultantes des arbres de décision (Figures 3.25 et 3.26), il est possible d'extraire des seuils utilisables par les concepteurs de bâtiments. Par exemple, le dépassement d'une température de 24°C déclenche l'ouverture des jalousies. Pour les brasseurs d'air, c'est une température seuil de 26°C et une forte humidité (> 69%) qui déclenche leur mise en route. Un meilleur niveau de finesse peut même être obtenu en regardant les seuils observés entre les différentes classes. Ces règles simples fournissent un niveau d'utilisation réaliste des commandes présentes dans le bâtiment pour le concepteur, qui pourrait ainsi indirectement estimer une consommation électrique associée aux brasseurs d'air. Par contre, ces résultats sont limités au cas d'étude de l'Ilet du Centre ou à un bâtiment et des usagers dont les caractéristiques seraient très proches (climat, conception, habitudes, sensibilité, etc.).

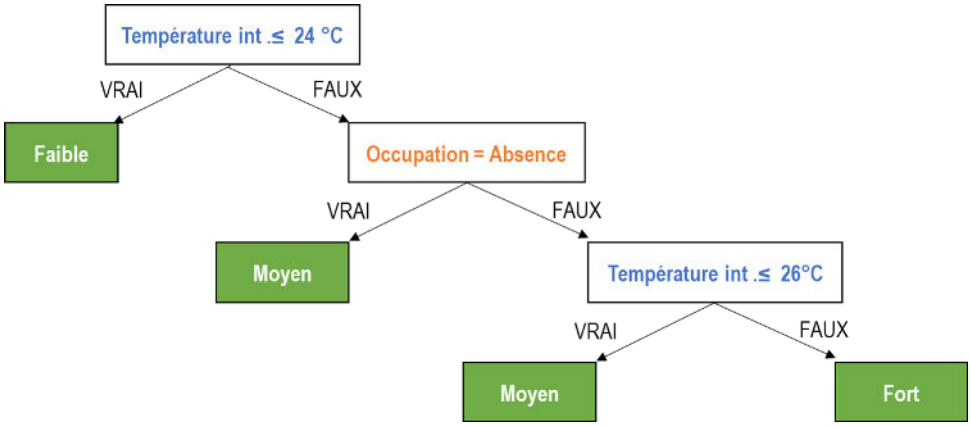


FIGURE 3.25 – Estimation du niveau d'utilisation des jalousies : Règles pratiques obtenues pour le modèle 1

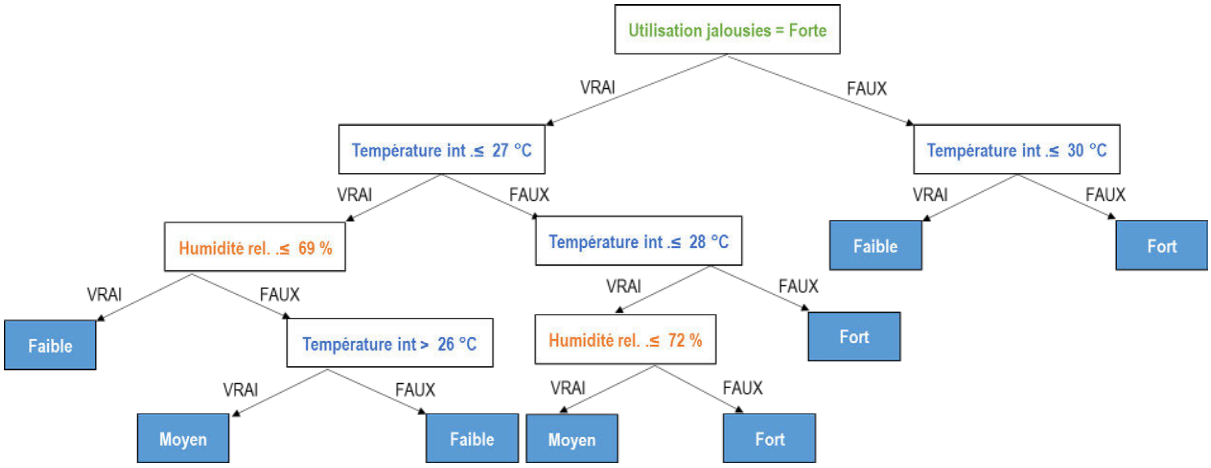


FIGURE 3.26 – Estimation du niveau d'utilisation des brasseurs d'air : Règles pratiques obtenues pour le modèle 4, à partir du modèle 1

En compléments des seuils identifiés grâce aux arbres de décision, les Figures 3.27 et 3.28 proposent une estimation du niveau d'utilisation des commandes basée uniquement sur la température intérieure, variable d'entrée ayant été identifiée comme la plus significative. Pour ces deux représentations, un intervalle de prédiction à 95% a été obtenu avec les modèles utilisant les forêts aléatoires par l'estimation des quantiles 0,025 et 0,975. Il est ainsi possible d'évaluer les

probabilités d'appartenance à chaque classe ou même d'encadrer l'estimation du niveau d'utilisation de la commande. Cependant, cette approche offre une description partielle des effets de l'ambiance sur l'utilisation des commandes et donc un résultat moins précis puisqu'elle ne considère qu'une variable d'entrée.

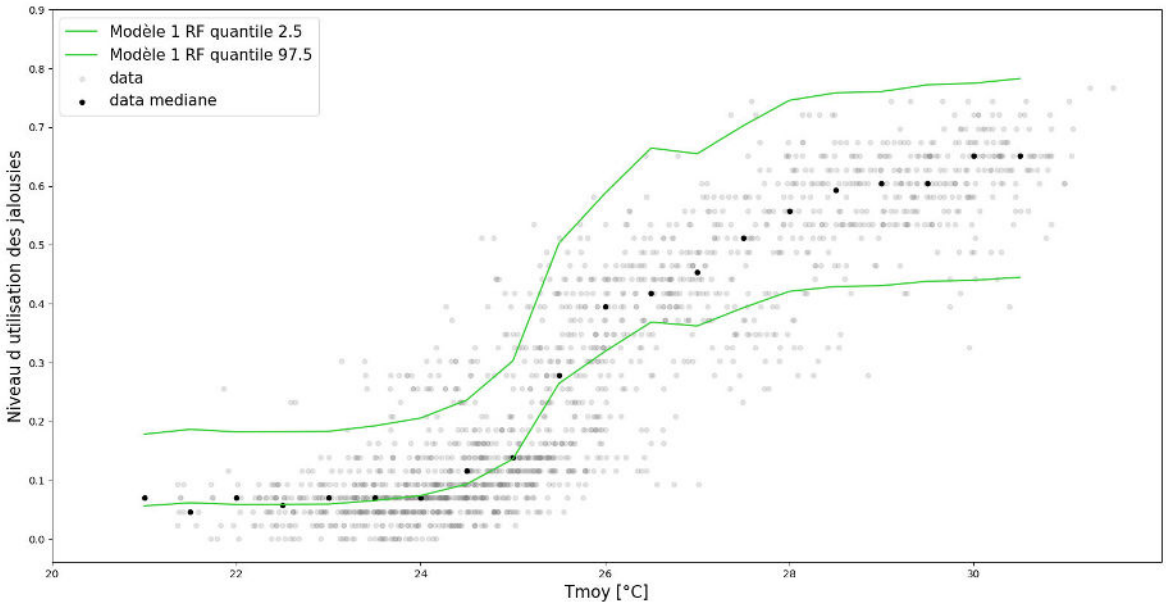


FIGURE 3.27 – Encadrement du taux d'utilisation des jalousies le plus probable en fonction de la température intérieure

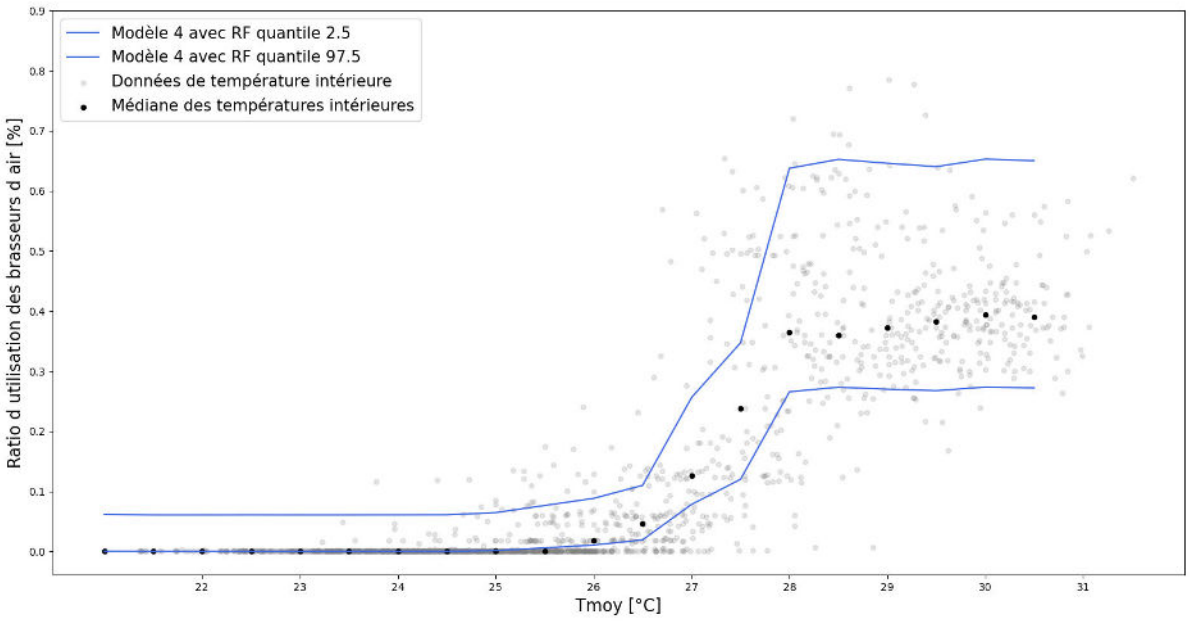


FIGURE 3.28 – Encadrement du taux d'utilisation des brasseurs d'air le plus probable en fonction de la température intérieure

Dans tous les cas pour appliquer ces seuils et encadrements probabilistes, il est nécessaire de connaître au préalable et à minima la température intérieure. Pour avoir une estimation des

données de température et d'humidité lors de la phase de conception d'un bâtiment, une simulation thermique dynamique est requise. Il semble donc plus judicieux de coupler directement les modèles de comportement des usagers aux simulations thermiques dynamiques que d'utiliser des règles en résultant après une simulation. En effet, l'intégration de ces modèles dans le processus de simulation permettra une prise en compte plus fidèle et dynamique des diverses variables influençant les actions des usagers.

3.6 Conclusion du chapitre et contributions

Dans ce chapitre, plusieurs modèles de comportement ont été implémentés pour représenter les niveaux d'utilisation des jalousies et des brasseurs d'air au moyen des techniques de classification : régression logistique, arbres de décision, forêts aléatoires et réseaux bayésiens.

Pour cela, les niveaux d'utilisation de ces commandes ont été discrétisées en 3 classes : niveau "Faible", "Moyen" ou "Fort".

Les deux premiers modèles concernent l'utilisation des commandes de manière indépendante. Nous avons ensuite proposé de les combiner ce qui a apporté des résultats importants. En effet, l'ajout d'informations sur le taux d'ouverture des jalousies comme caractéristique d'entrée du modèle d'estimation du niveau d'utilisation des brasseurs d'air a amélioré les performances. Ce résultat démontre une fois de plus que ces deux commandes sont liées.

Un modèle d'occupation par régression basé sur la consommation des prises de courant et l'heure de la journée a également été proposé pour compléter la base de données.

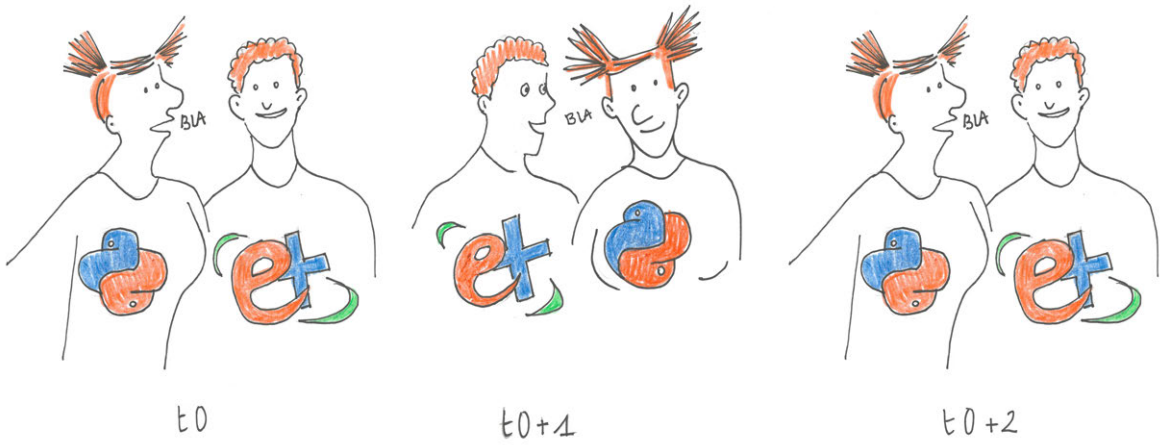
Les différentes techniques de classification utilisées ont été comparées. Dans chaque modèle, la technique des forêts aléatoires a obtenu les meilleurs résultats en terme de scores F1 avec une valeur de 0.82 pour le modèle d'utilisation des jalousies, et 0.91 pour le dernier modèle de brasseurs d'air intégrant des informations sur les jalousies. Cependant, chacune des autres techniques a également obtenu des résultats satisfaisants, tous supérieurs à 0.7.

Le travail de modélisation des comportements présenté dans ce chapitre a fait l'objet d'un article publié dans la revue Energy and Buildings, intitulé "Modelling of occupant behaviour in non-residential mixed-mode buildings : The distinctive features of tropical climates" [162]. L'article est fourni en Annexe B.

Les règles obtenues lors de la modélisation des comportements peuvent être directement appliquées par les concepteurs pour obtenir des informations réalistes globales sur le niveau d'utilisation des commandes en fonction de la température d'air, de l'hygrométrie et du nombre de personnes présentes dans le bâtiment. Cependant, l'utilisation directe des règles ne prend pas en compte l'aspect dynamique de l'utilisation des commandes et leur impact sur les conditions hygrothermiques. Par exemple, un changement du taux d'ouverture des jalousies aura un impact direct sur les conditions intérieures. Le chapitre suivant propose donc d'intégrer les modèles de comportement développés dans un outil de simulation thermique dynamique.

Chapitre 4

Intégration des modèles de comportements dans le processus de conception



"All models are wrong, but some are useful." George E. P. Box

Sommaire

4.1 Choix de l'outil de simulation thermique dynamique 90
4.2 Proposition d'une méthode de couplage des modèles de comportement avec EnergyPlus 91
4.2.1 Choix de la méthode d'intégration des comportements usagers 91
4.2.2 Mise en oeuvre de l'intégration des modèles de comportement dans EnergyPlus 94
4.3 Application sur le cas d'étude 96
4.3.1 Méthode de calibration et de validation du modèle du bâtiment 96
4.3.2 Première étape de calibration 99
4.3.3 Deuxième étape de calibration et validation 103
4.4 Comparaison des simulations 107
4.4.1 Simulation type bureau d'études : les hypothèses 108
4.4.2 La simulation PythonPlugin 109
4.4.3 Résultats des simulations 109
4.5 Conclusion du chapitre et contributions 113

Dans le chapitre précédent, le niveau d'ouverture des jalousies et le niveau d'utilisation des brasseurs d'air ont été modélisés par des techniques de classification.

Ce dernier chapitre porte sur l'intégration de ces modèles de comportement des usagers (codés avec Python) dans un code de simulation thermique dynamique de bâtiment. Une méthode de couplage entre un script Python et le logiciel de STD EnergyPlus est ainsi proposée puis est appliquée à notre cas d'étude. Pour cela, le bâtiment de l'Ilet du Centre est tout d'abord simulé sur l'année 2020. Les données mesurées de température et humidité relative sur cette période sont comparées avec les résultats de simulation pour calibrer puis valider le modèle sans tenir compte du comportement des usagers. Dans un second temps, les modèles de comportement usagers sont intégrés pour déterminer leur capacité à améliorer la précision des résultats.

4.1 Choix de l'outil de simulation thermique dynamique

Par le biais de calculs physiques (thermiques, énergétiques), les logiciels de STD actuels permettent de décrire de manière trés détaillée l'évolution du comportement des bâtiments dans le temps, mais aussi leur interaction avec l'environnement (par exemple les transferts de chaleurs par conduction, convection et/ou rayonnement). Ainsi, les équipes de conception peuvent fournir au maître d'ouvrage une estimation réaliste du futur confort des usagers et de la consommation énergétique du bâtiment. Il est cependant nécessaire de bien maîtriser les nombreux paramètres d'entrée à renseigner.

Pour résoudre ces calculs de manière pratique, les nombreux outils disponibles, libres d'accès ou non, ne cessent d'évoluer. Sousa *et al* [163] ont procédé à une comparaison des logiciels EnergyPlus, ESP-r(Energy Simulation Software tool), IDA ICE [1] (Indoor Climate Energy), IES-VE [2] (Integrated Environmental Solutions - Virtual Environment) et TRNSYS. De cette étude, il en ressort que le niveau de complexité et la capacité de modélisation est variable selon le logiciel. Parmi les logiciels analysés, TRNSYS a été jugé le plus complet, mais pas le plus facile de prise en main. Sur cet aspect, Energy Plus, ESP-r et IDA ICE ont été mieux placés.

Dans le cadre de ce travail de thèse, notre choix s'est porté sur EnergyPlus pour les raisons présentées ci-dessous. **En premier lieu, la totalité des bureaux d'études locaux interrogés lors de ce travail ont déclaré utiliser le moteur de calcul EnergyPlus pour effectuer les simulations thermiques dynamiques** (cf. réponse aux entretiens téléphoniques et questionnaires présentés au Chapitre 1 de la Section 1.2.3). EnergyPlus a également été sélectionné par Mustaraj *et al* [164] parmi divers outils en raison de sa capacité à simuler plusieurs systèmes de manière très détaillée ainsi que pour sa flexibilité. Il est aussi largement utilisé par les chercheurs pour modéliser le chauffage, le refroidissement, la ventilation, l'éclairage et également la consommation d'eau [165].

De plus, EnergyPlus est un programme open source qui a commencé à être développé en 1996 par le Département de l'Energie (DOE [3]) des États-Unis, en combinant les logiciels BLAST et DOE-2 [166] [167]. La méthode de calcul sous-jacente est un modèle nodal de bilan thermique, pour lequel l'hypothèse fondamentale est que l'air dans chaque zone thermique a une tempé-

1. *Indoor Climate Energy*
2. *Integrated Environmental Solutions - Virtual Environment*
3. *U.S. Department of Energy*

rature uniforme. EnergyPlus n'est cependant que le moteur de calcul et plusieurs interfaçes utilisateur peuvent être employées conjointement. En effet, la géométrie du bâtiment et les paramètres de simulation tels que les matériaux utilisés, les systèmes et les apports internes sont définis grâce à des interfaçes graphiques telles que Sketchup via le plugin Euclid [168], DesignBuilder [165] ou Grasshopper [15]. Ils permettent de générer un fichier de données d'entrée au format IDF [4]. L'utilisateur lance ensuite l'exécution du code de calcul EnergyPlus grâce à ce fichier IDF, à un fichier météorologique au format EPW [5] et à un dictionnaire au format IDD [6] qui définit la syntaxe et la structure du fichier de données d'entrée (voir Figure 4.1).

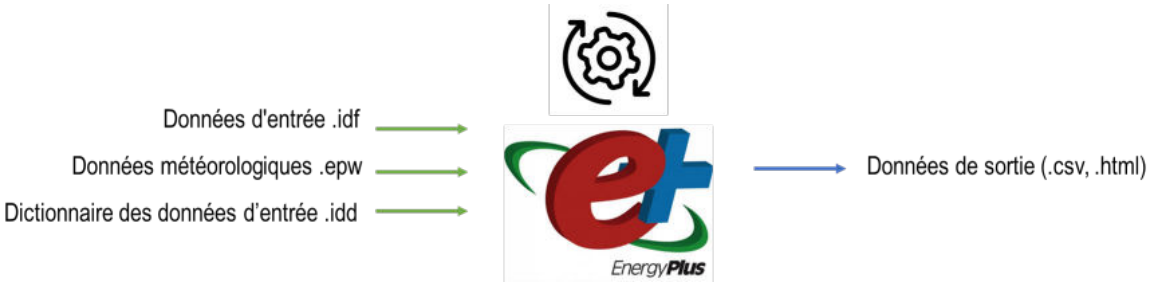


FIGURE 4.1 – Principe de fonctionnement du logiciel de STD EnergyPlus

Dans ce travail de thèse, **nous avons sélectionné EnergyPlus comme outil de simulation thermique dynamique de bâtiments** pour sa gratuité, sa popularité aussi bien dans la littérature que parmi les industriels, et pour ses possibilités d'évolution qui dans notre cas, ont permis d'intégrer des modèles externes au logiciel.

4.2 Proposition d'une méthode de couplage des modèles de comportement avec EnergyPlus

4.2.1 Choix de la méthode d'intégration des comportements usagers

Bien que les comportements des usagers soit difficiles à estimer (voir Chapitre 1), les outils existants apportent des solutions pour les intégrer de manière plus ou moins détaillée aux simulations (voir Figure 4.2). Pourtant, d'après leur état de l'art sur les pratiques de modélisation des usagers dans les bâtiments, Abuimara *et al* [169] ont relevé que les utilisateurs d'outils de STD n'étaient parfois pas pleinement conscients de toutes les fonctionnalités.

Darakdjian [97] et Sun *et al* [170] ont passé en revue ces différents outils qui se déclinent selon :

- La **modélisation directe** : elle consiste à entrer les données liées aux usagers directement dans les modules intégrés aux logiciels, au même titre que les autres entrées comme les matériaux ou les systèmes. Il peut s'agir de renseigner des valeurs moyennes de charges internes ou des calendriers en fonction de ce que demande l'outil. Cette solution est la plus facile à mettre en oeuvre mais ne permet cependant pas aux concepteurs de créer

4. *Input Data File*
5. *EnergyPlus Weather format*
6. *Input Data Dictionnary*

de profils d'occupation ou de comportements conditionnés ;

- La **personnalisation d'une partie du code** : certains outils permettent aux utilisateurs de rajouter des scripts personnalisés au code source pour remplacer des paramètres de la simulation ou pour ajouter des fonctionnalités non disponibles initialement. Par exemple, le langage W pour TRNSYS ou le language EnergyPlus Runtime Language (ERL [7]) du Système de Management de l'Energie (EMS [8]) [171] pour EnergyPlus peuvent être utilisés pour prendre en compte le comportement des usagers dans les simulations, en personnalisant une partie du code de programmation. Avec cette approche, Marschall *et al* [172] ont incorporé une régression logistique pour calculer la probabilité d'ouverture des fenêtres à chaque pas de temps de simulation dans EnergyPlus.

- La **personnalisation du coeur de l'outil** : elle consiste à personnaliser le code source même de calcul du logiciel. Par exemple, les équations utilisées pour calculer les charges internes liées aux usagers peuvent être modifiées. Cela n'est possible que si l'outil est open source comme c'est le cas avec EnergyPlus. Cette méthode comme la précédente offrent une grande flexibilité mais nécessite de bien maîtriser le langage de programmation utilisé par l'outil, ce qui n'est pas souvent le cas des concepteurs de bâtiments ;

- La **co-simulation** : l'objectif de cette dernière méthode est de réaliser une simulation co-opérative entre deux (ou plus) outils de simulation distincts, chacun échangeant des informations de manière collaborative à chaque pas de temps. Ainsi, leurs capacités individuelles sont combinées [169]. Pour l'utilisateur, il s'agit de maîtriser le fonctionnement respectif de chaque outil sans avoir besoin de prendre en main le langage informatique sous-jacent. La co-simulation avec EnergyPlus peut se réaliser grâce à la fonction "ExternalInterface" [173], ou encore en utilisant un intermédiaire de communication comme le Banc d'essai virtuel de contrôle des bâtiments (BCVTB [9]) [174][175][176][177].

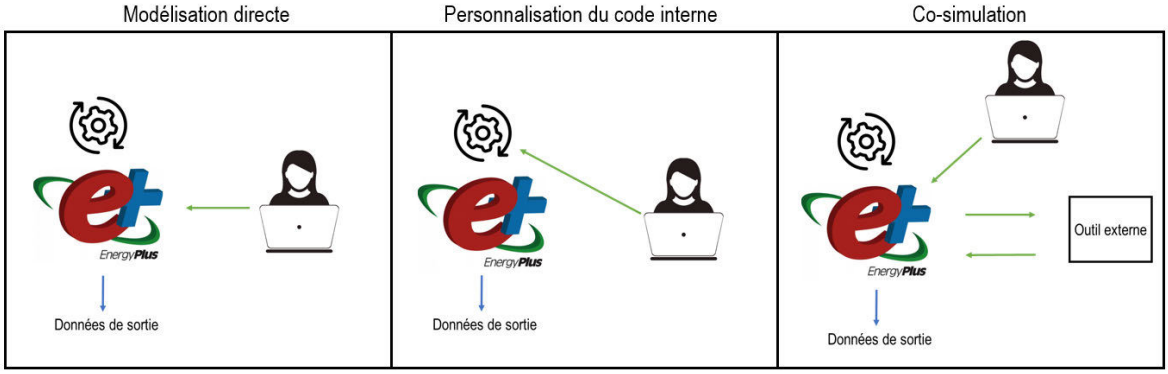


FIGURE 4.2 – Les méthodes d'interaction avec EnergyPlus

Depuis la version 9.3 d'EnergyPlus, des liaisons avec le langage de programmation Python existent comme alternatives au langage ERL. Il s'agit d'une solution intermédiaire récente que l'on peut situer entre la personnalisation du code et la co-simulation. Elle permet d'écrire du code dans l'EMS via un langage largement répandu et maîtrisé par les in-

7. *EnergyPlus Runtime Language*
8. *Energy Managment System*
9. *Building Controls Virtual Test Bed*

génieurs, pour interagir en cours de simulation à chaque pas de temps de calcul. Cette approche permet des contrôles personnalisés plus élaborés. En effet, comparé au langage ERL, Python offre un très large choix de fonctionnalités et un grand nombre bibliothèques disponibles. Cette méthode peut être implémentée soit en mode "Bibliothèque", soit en mode "PythongPlugin" [178]. Le premier mode consiste à appeler la bibliothèque EnergyPlus depuis un script externe en Python. Par contre, avec le mode PythonPlugin, une classe Python est spécifiée dans le fichier IDF original et l'interaction se fait en exécutant EnergyPlus de manière traditionnelle. Ces deux modes de fonctionnement sont illustrés sur la Figure 4.3. Le lien entre les logiciels se fait via une interface de programmation d'applications (API [10]). Techniquement, Python est séparé d'EnergyPlus, mais est "connecté" de façon à ce qu'il se comporte comme une partie d'EnergyPlus.

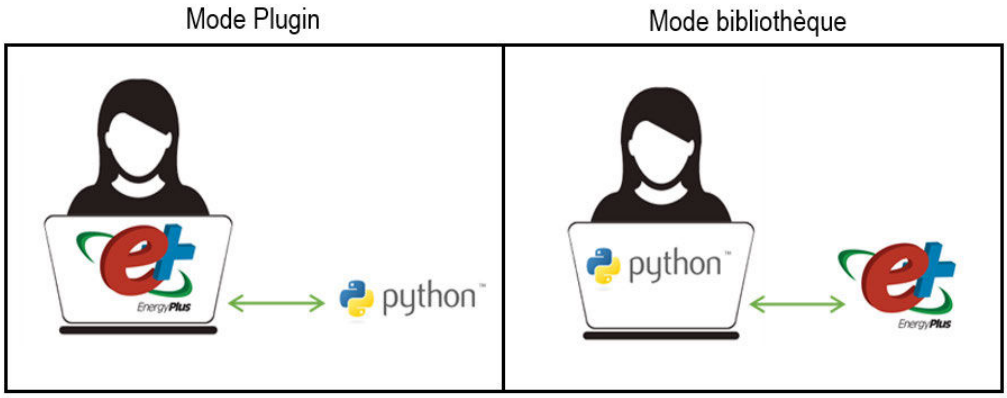


FIGURE 4.3 – Méthodes d'interaction entre EnergyPlus et Python

Dans ce travail de thèse, nous avons souhaité coupler les modèles de comportements vis à vis des commandes jalousies et brasseurs d'air développés sous Python (voir le chapitre 3), avec le modèle de simulation énergétique du bâtiment sous EnergyPlus. La méthode proposée étant à destination de bureaux d'études déjà familiers de ce logiciel en conception, **nous avons opté pour le mode d'interaction PythonPlugin**. A notre connaissance, elle n'a pas encore été mise en oeuvre dans la littérature pour simuler le comportement des usagers. Le Tableau 4.1 compare les différentes méthodes d'intégration des comportements usagers dans la simulation thermique dynamique.

TABLE 4.1 – Comparaison des méthodes d'intégration des comportements usagers dans la simulation thermique dynamique

Méthode d'intégration des comportements dans la simulation thermique dynamique	**Facilité de mise en œuvre**	**Flexibilité**
Modélisation directe	++++	+
Personnalisation du code [172]	++	++
Personnalisation de l'outil	+	+++
Co-simulation [173-177]	++	++++
Python Plugin [178]	+++	++++

10. *Application Programming Interface*

4.2.2 Mise en oeuvre de l'intégration des modèles de comportement dans EnergyPlus

L'objectif de la méthode mise en oeuvre est de mettre à jour le niveau d'ouverture des jalousies et le niveau d'utilisation des brasseurs d'air dans une zone thermique à chaque nouveau pas de temps T_{n+1} d'une simulation EnergyPlus, en fonction de données relevées au pas de temps T_n. La Figure 4.4 détaille ce processus. Au pas de temps T_n., les commandes sont dans un état précis, par exemple un taux fort d'utilisation des jalousies et un taux moyen d'utilisation des brasseurs d'air. La simulation à ce pas de temps a produit en sortie les conditions ambiantes, c'est à dire de température et d'humidité relative intérieure. A l'issue de la simulation du pas de temps T_n, ces données sont transmises au modèle de comportement codé avec Python, qui estime un nouveau niveau d'utilisation des commandes. Ces niveaux d'utilisation sont alors mis à jour dans EnergyPlus pour être pris en compte dans la simulation du pas de temps en T_{n+1}.

Du point de vue de l'utilisateur final (le concepteur), cette méthode offre la possibilité de lancer la STD depuis l'interface habituelle d'EnergyPlus. Aucune difficulté technique supplémentaire n'est alors ajoutée.

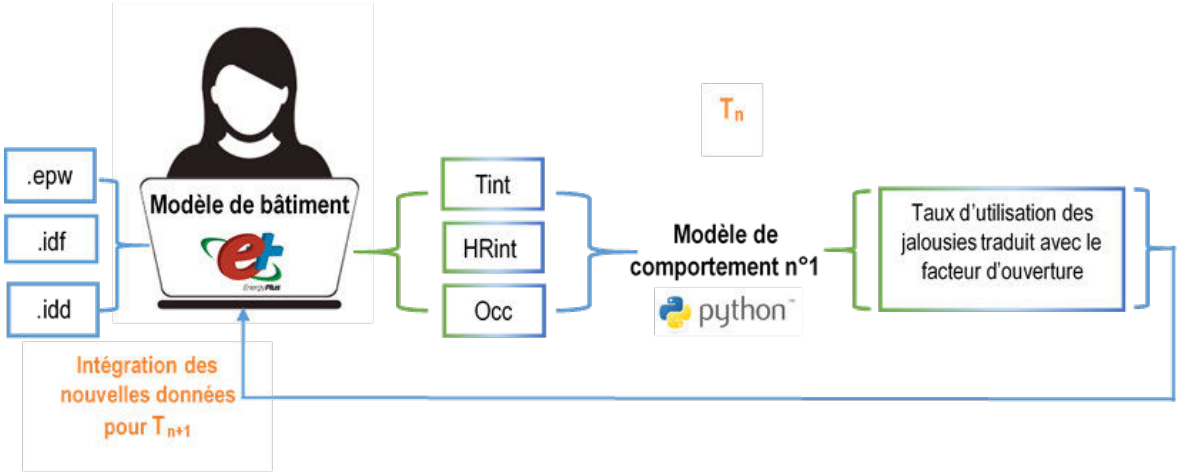


FIGURE 4.4 – Déroulement de la simulation EnergyPlus avec intégration du modèle de comportement n°1

En effet, **sur EnergyPlus le module Python composé d'une ou plusieurs classes doit simplement être spécifié** dans le fichier IDF de description du bâtiment (le nom du module, son emplacement, le nom des classes, etc.). Les classes comprennent des fonctions modifiables qui déterminent comment et quand le code sera appelé.

Du côté du code Python, le module est déjà défini dans un fichier au format .py qu'il faut positionner dans le répertoire de travail spécifié dans EnergyPlus. L'utilisation d'une bibliothèque spécifique nous permet tout d'abord d'importer le module EnergyplusPlugin et de créer le lien entre les deux logiciels. Les classes sont ensuite créées. Elles sont composées de plusieurs **fonctions personnalisables** capables de récupérer des informations statiques dans la base de données d'EnergyPlus (avec les fonctions de "Fonctional API" [179]), d'insérer des fonctions à des moments précis de la simulation grâce à des fonctions d'appels (avec "Run-Time API" [180]), ou de transférer des données entre les deux logiciels (avec "Data Exchange API"[181]). Le module Python que nous avons implémenté comporte deux classes : une classe

pour l'intégration du modèle d'utilisation des jalousies n°1, et une classe pour l'intégration du modèle d'utilisation des brasseurs d'air n°4. Le code correspondant à la définition de la première classe est fourni en Annexe F.

Une distinction est faite entre les données considérées comme des capteurs et les actionneurs [171]. Les **capteurs servent à agir sur un actionneur**. Ils peuvent être soit l'une des sorties possibles de la simulation définies dans les onglets "Output :Variables" et/ou "Output :meters" de l'éditeur d'IDF, des variables internes statiques comme le volume calculé d'une zone thermique, ou des paramètres de simulation variables comme le jour de la semaine. **Les actionneurs sont des variables contrôlables, sur lesquelles une action peut être effectuée** pour modifier l'état d'un objet. Pour cela, il faut d'abord prendre la main sur ces variables avec une fonction spécifique pour ensuite leur attribuer une nouvelle valeur. Toute action sur un actionneur aura un impact sur les étapes de calcul de la simulation. La liste des actionneurs possibles est définie par l'EMS d'EnergyPlus [171].

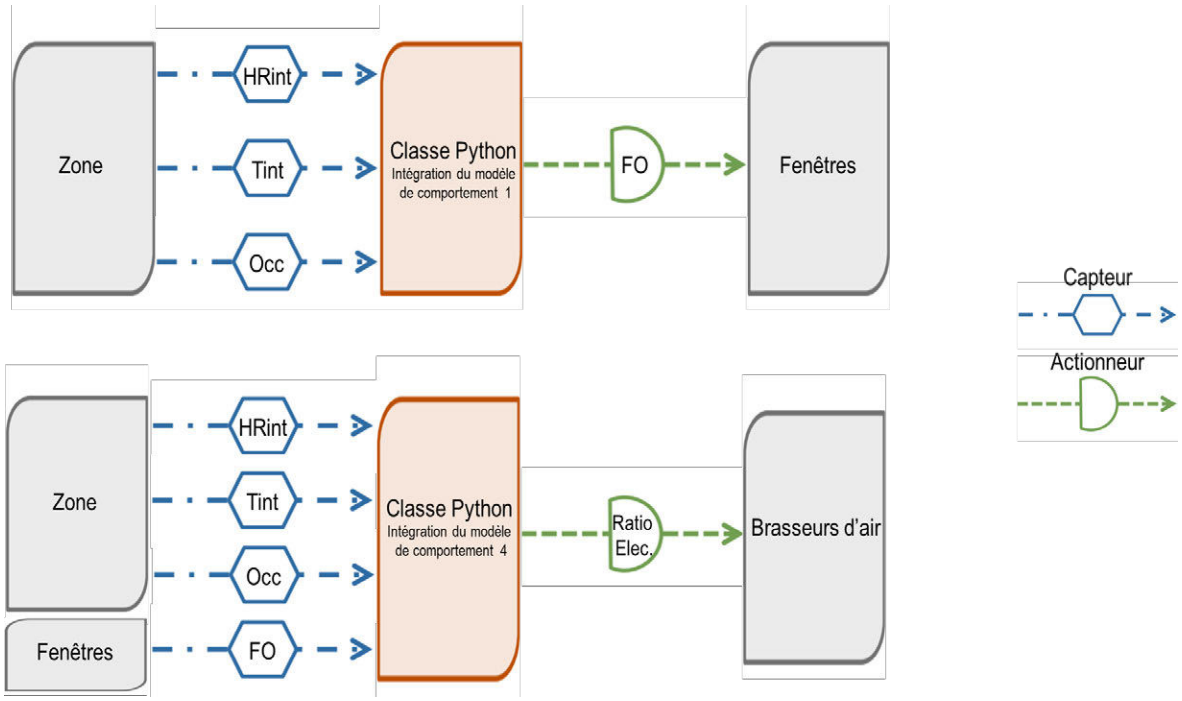


FIGURE 4.5 – Échange de données entre les capteurs et les actionneurs lors de la mise en oeuvre du PythonPlugin. Avec FO le facteur d'ouverture des jalousies, Ratio Elec la puissance totale des brasseurs d'air de la zone, Tint la température intérieure de la zone, HRint l'humidité relative de la zone et Occ le taux d'occupation dans la zone.

Comme l'indique la Figure 4.5 la classe définie pour intégrer le modèle de comportement n°1 via la méthode PythonPlugin fait intervenir les capteurs "humidité relative intérieure", "température d'air intérieure" et "taux d'occupation" dans la zone, pour agir sur l'actionneur "facteur d'ouverture" qui modifie la surface de passage d'air effective au travers de l'objet jalousies (voir Annexe F). Le facteur d'ouverture devient capteur dans la deuxième classe lorsqu'il s'agit d'intégrer le modèle n°4 pour agir sur l'actionneur "Ratio électrique" lié à l'objet brasseurs d'air. Ces deux actionneurs étaient les seuls autorisés par l'EMS pour agir sur les commandes concernées. Nous avons donc traduit les niveaux d'utilisation faibles, moyens et forts en taux d'ouverture équivalente dans le premier cas et en puissance totale équivalente dans le deuxième cas, en

utilisant le calcul de l'espérance explicité au chapitre 3 Section 3.4.

Pour implémenter la méthode PythonPlugin, nous avons employé la version 9.4 d'EnergyPlus conjointement à la version 0.9.4.3 du plugin Euclid de Sketchup.

4.3 Application sur le cas d'étude

Nous avons appliqué la méthode de couplage à la STD du bâtiment de l'Ilet du Centre dans l'objectif de déterminer si l'intégration des modèles de comportements améliorait la qualité des résultats par rapport à une méthode dite classique où la modélisation directe est utilisée (voir section 4.2.1). Les résultats de simulation ont, dans les deux cas, été comparés aux données mesurées sur site.

Bénéficier de données réelles nous a tout d'abord permis de calibrer puis valider le modèle de bâtiment afin de s'affranchir des erreurs non relatives au comportement des usagers.

4.3.1 Méthode de calibration et de validation du modèle du bâtiment

Calibrer un modèle de bâtiment consiste à ajuster les différentes entrées et paramètres de la modélisation afin de faire concorder au mieux les données réelles mesurées aux résultats de simulation. Bien que des méthodes de calibration automatisées basées sur les mathématiques soient quelques fois utilisées dans la littérature [182], la calibration du modèle de l'Ilet du centre s'est faite manuellement. La **calibration manuelle** est une procédure d'essais où le concepteur, sur la base de son expérience, **ajuste itérativement les différents paramètres par tâtonnement jusqu'à ce que les résultats de simulation correspondent aux données mesurées** [164]. Des graphiques et/ou indicateurs statistiques comparatifs peuvent orienter le processus itératif. **Dans ce travail de thèse, nous avons suivi deux étapes de calibration** comme présenté par Mustafaraj *et al* [164]. Selon eux, ce travail est souvent sous-estimé et n'aboutit pas à une solution unique puisque plusieurs combinaisons d'ajustements peuvent fournir les mêmes résultats. Il convient de trouver la combinaison la plus réaliste possible.

On parlera de **validation** lorsque ce processus itératif est arrêté et que des **métriques spécifiques sont utilisées pour déterminer le niveau de représentativité du monde réel par le modèle**. Les principales métriques utilisées et préconisées par d'autres chercheurs dans la littérature pour déterminer ce niveau de représentativité sont [183] :

- L'erreur moyenne normalisée (NMBE [11]), qui permet de normaliser le biais moyen afin de comparer différentes valeurs entre elles. Une valeur négative signifie que le modèle sous-estime les données réelles. Le NMBE doit tendre vers zéro.

$$\text{NMBE} = \frac{1}{\bar{m}} \cdot \frac{\sum_{i=1}^{n} (m_i - s_i)}{n - p} \times 100(\%) \tag{4.1}$$

- Le coefficient de variation de l'erreur quadratique moyenne (CV(RMSE) [12]) qui mesure

11. *Normalized Mean Bias Error*
12. *Coefficient of Variation of the Root Mean Square Error*

la variation des erreurs entre données mesurées et simulées. Il doit être minimisé.

$$\text{CV(RMSE)} = \frac{1}{\bar{m}}\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(m_i - s_i)^2}{n-p}} \times 100(\%) \tag{4.2}$$

- Et le coefficient de détermination qui détermine l'incertitude d'un modèle par rapport aux données mesurées. Il est compris entre 0 et 1, 1 signifiant que les valeurs simulées correspondent entièrement aux valeurs mesurées. Il doit donc être maximisé.

$$R^2 = \left(\frac{n \cdot \sum_{i=1}^{n} m_i \cdot s_i - \sum_{i=1}^{n} m_i \cdot \sum_{i=1}^{n} s_i}{\sqrt{\left(n \cdot \sum_{i=1}^{n} m_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} m_i\right)^2\right) \cdot \left(n \cdot \sum_{i=1}^{n} s_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} s_i\right)^2\right)}}\right)^2 \tag{4.3}$$

  Avec m_i et s_i les valeurs mesurées et simulées à l'instant i (avec $i = 1, ..., n$), n le nombre de données, p le nombre de paramètres ajustables pris égal à 0 dans notre cas et $\bar{m}$ la moyenne des valeurs mesurées.

Les valeurs acceptables de ces métriques sont données par le guide n°14 sur la mesure et la demande d'énergie de la société américaine des ingénieurs en chauffage, réfrigération et climatisation (ASHRAE [13])[184], le programme fédéral de gestion de l'énergie (FEMP [14]) [185] et le protocole international de mesure et de vérification des performances (IPMVP [15]) recommandé en France par l'ADEME et le Ministère du Développement Durable [186]. Des valeurs différentes sont prescrites en fonction de la granularité des données mesurées : horaires ou mensuelles. Si des données horaires sont utilisées, le **CV(RMSE)h et le NMBEh doivent être inférieurs à 30% et 10% respectivement (sauf pour l'IPMVP qui impose d'être en dessous de 20% et 5%), tandis qu'ils doivent être inférieurs à 15% et 5% pour des données mensuelles** (on notera alors CV(RMSE)m et le NMBEm). Dans ce cas, l'IPMVP est moins contraignant puisqu'il impose une valeur inférieure à 20%. Il n'y a pas de valeur imposée pour le **coefficient de détermination** R^2 mais l'ASHRAE et l'IPMVP conseillent une valeur **toujours supérieure à 0.75** en plus de la vérification du NMBE et du CV(RMSE)[183].

Cependant, ces valeurs seuils ont été élaborées dans le but de valider un modèle de bâtiment à partir de données mesurées liées à l'énergie. **La littérature actuelle ne présente que très peu d'informations sur la validation d'un modèle de bâtiment à partir de données mesurées de températures et d'humidité horaires** [182], comme c'est le cas pour notre étude de cas où les conditions intérieures ont été mesurées sur plus d'un an au moyen de capteurs enregistreurs (voir Chapitre 2). Les quelques études disponibles, recensées dans le tableau 4.2, sont basées sur les critères précédemment cités.

Certains auteurs ont proposé des indicateurs supplémentaires plus adaptés aux données de températures comme Baba *et al* [182] qui ont utilisé l'écart maximal, en valeur absolue, entre la température intérieure horaire simulée et la température mesurée durant la période de validation (MAD [16]), ainsi que les pourcentages de points de données avec une erreur supérieure à 1 °C et 0,5 °C. D'autres ont simplement calculé l'écart résiduel entre mesures et simulations [187]

13. *American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning*
14. *Federal Energy Management Program*
15. *International Performance Measurements and Verification Protocol*
16. *Max Absolute Difference*

[165], qui correspond à l'erreur moyenne (MBE[17]). Coakley *et al* [188] ont utilisé la qualité de l'ajustement (GOF pour Godness of Fit) basée sur une combinaison pondérée du CV(RMSE) et du NMBE. Enfin, Royapoor *et al* [165] ont quant à eux indiqué qu'il était possible de réduire les critères standards en dessous de 5% pour le NMBE et de 20% pour le CV(RMSE) afin de simuler de manière plus fiable les températures intérieures.

TABLE 4.2 – Calibration de modèles de bâtiment à partir de données mesurées de température et métriques utilisées

Réf.	Métrique utilisée	Résultats	Données utilisées
[189]	NMBE (indiqué MBE) CV(RMSE)	-5,9 %<NMBE (indiqué MBE)<1,9 % 1,7 % <CV(RMSE) <20,3 %	Températures intérieures
[187]	NMBE CV(RMSE) Ecarts résiduels mi - si	CV(RMSE) <30% , respectivement NMBEh ±10%. Tmi <Tsi de 0,20°C	Température intérieure et consommations d'énergie
[164]	NMBE (indiqué MBE) CV(RMSE)	6,5% <(NMBE)h<11,4% 12,4 % <CV(RMSE)h <28.7 % (valeurs pour les températures)	Température intérieure et consommations d'énergie
[165]	Ecarts résiduels mi – si NMBE (indiqué MBE) CV(RMSE)h et CV(RMSE)m	99,5 % des erreurs se situent à ±1,5 °C et 93,2 % à ±1 °C. Tmi plus élevées de 0,47 °C en moyenne	Electricité et température intérieure
[182]	RMSE (°C) NMBE (%) MAD (°C) 1°C percent. Error (%) 0.5 °C percent. Error (%)	0.3 °C <RMSE <0.6°C 1 °C <MAD <1.9°C 0% <erreur de 1 °C <10 % 8% <erreur de 0.5 °C <40 %	Températures intérieures
[190]	CV(RMSE)	CV(RMSE) : 3 % pour le Top, 11,3 % pour le CO2 et 5,2 % pour l'HR	Température opérative Humidité relative Concentration en C02 Consommations d'énergie
[188]	CV(RMSE) NMBE GOF (Goodness of Fit)	14.203 %<CV(RMSE)h<14.274 % et 3.830 %<CV(RMSE)m<3.838 % 2.5 %<NMBEh<42.1 % et 0.4 %<NMBEm<7.7 %	Températures Consommations d'énergie CO2

Il est important de noter que les indices d'erreur normalisés et exprimés en pourcentage ne permettent pas de mener des comparaisons objectives lorsqu'ils sont relatifs à une température mesurée en °C. En effet, l'intervalle de définition d'une température mesurée en °C est $[-270; + \propto]$ et la normalisation devrait être uniquement appliquée à des variables définies sur $[0; \pm \propto]$. Dans ce travail de thèse, nous avons donc complété les métriques normalisées NMBE et CV(RMSE) exprimés en % par le calcul du MBE et du MAD exprimés en °C.

4.3.2 Première étape de calibration

La première étape de la calibration consiste à obtenir une version du modèle de bâtiment qui s'approche le plus possible du comportement observé du bâtiment. Pour cela, d'après Mustafaraj *et al* [164] et Royapoor *et al* [165], le concepteur doit réaliser une collecte d'informations auprès du maître d'ouvrage. L'ensemble des plans d'exécution, des fiches techniques des matériaux de construction et des fiches techniques des systèmes fournies par les fabricants doit également être analysé afin de décrire précisément la géométrie (voir Figures 4.6 et 4.7), les caractéristiques physiques et le fonctionnement technique du bâtiment. C'est habituellement lorsque toutes les informations nécessaires n'ont pas pu être réunies que le concepteur émet des hypothèses sur certaines caractéristiques.

Une version du modèle de premier niveau est ainsi obtenue.

17. *Mean bias error*

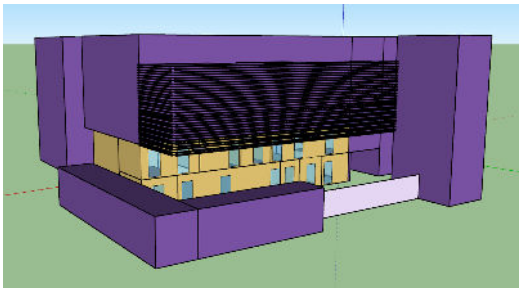


FIGURE 4.6 – Modèle de bâtiment sous Sketchup, vue sur façade Nord de l'Ilet du Centre

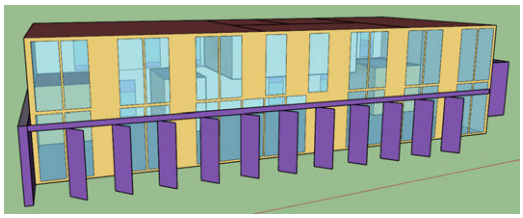


FIGURE 4.7 – Modèle de bâtiment sous Sketchup, vue intérieure des bureaux de l'Ilet du Centre depuis la façade Sud affichée sans les masques solaires

4.3.2.1 Caractéristiques physiques du bâtiment modélisé

Les plans disponibles ainsi que des relevés sur site nous ont permis de définir la géométrie du modèle de l'Ilet du Centre ainsi que les différents masques solaires créés par la végétation environnante ou les bâtiments voisins.

Le bâtiment comporte 6 zones thermiques : 2 bureaux individuels, une salle de réunion, une salle serveur, l'espace cuisine/sanitaires et l'open-space principal. Leur fonctionnement est décrit dans la Section 2.1.1 du Chapitre 2. Concernant la composition des différentes parois, les fiches techniques des matériaux spécifiques ont été recueillies.

Les parois horizontales du bâtiment sont soit composées de dalles en béton servant de plancher intermédiaire avec les logements du dessus, un plancher classique en béton et revêtement souple, soit un plancher en fibrociment type Duripanel séparant le RDC et le R+1 du bâtiment. La fiche technique du Duripanel est fournie à l'Annexe C. Les caractéristiques thermiques des matériaux utilisés pour les parois horizontales sont décrites dans le tableau 4.3.

TABLE 4.3 – Caractéristiques thermiques des parois horizontales

Localisation	Matériaux	Epaisseur m	Conductivité thermique $W.m^{-1}.K^{-1}$	Résistance thermique $m^2.K.W^{-1}$
Plancher RDC	Béton	0.2	1.7	0.12
	Revêtement souple	0.01	0.2	0.05
Toiture R+1	Béton	0.2	1.7	0.12
Plancher R+1	Duripanel	0.045	0.35	0.13

Le bâtiment (partie bureaux uniquement) comporte trois murs porteurs en béton armé et un mur composé de bardage type Trespa sur ossature métallique. Les parois intérieures séparant les zones thermiques, sont en bois de type panneaux OSB ou en polycarbonate. La fiche technique du Trespa est fournie en Annexes D. Les caractéristiques thermiques des parois verticales opaques sont décrites dans les Tableaux 4.4 pour les façades extérieures et 4.5 pour les parois intérieures.

Les vitrages en façades du bâtiment sont une combinaison de jalousies simple vitrage et de panneaux fixes de verre dépoli dont les caractéristiques thermiques sont décrites dans le Tableau 4.6.

Table 4.4 – Caractéristiques thermiques des parois verticales opaques

Localisation	Matériaux	Epaisseur m	Conductivité thermique $W.m^{-1}.K^{-1}$	Résistance thermique $m^2.K.W^{-1}$
Façades,Est, Ouest et Nord	Béton	0.2	1.7	0.12
Façade Sud	Trespa	0.008	0.3	0.03

Table 4.5 – Caractéristiques thermiques des parois intérieures

Localisation	Matériaux	Epaisseur m	Conductivité thermique $W.m^{-1}.K^{-1}$	Résistance thermique $m^2.K.W^{-1}$
Salle serveur	OSB	0.025	0.0915	0.27
	Laine de verre	0.1	0.036	2.78
Bureaux individuels	OSB	0.025	0.0915	0.27
	Polycarbonate	0.01	0.2	0.05

Table 4.6 – Caractéristiques thermiques du vitrage

Type de vitrage	Conductivité thermique $W.m^{-1}.K^{-1}$	Transmittance	Epaisseur m
Jalousie simple vitrage	5.7	0.90	0.006
Verre dépoli	5.7	0.88	0.006

4.3.2.2 Détail de la modélisation de la ventilation naturelle

Au delà de l'action des usagers sur les commandes, les flux d'air non contrôlés induits par l'utilisation combinée des ouvertures avec les brasseurs d'air sont également sources d'incertitude dans les simulations thermiques dynamiques.

D'après Gu *et al* [191], en fonction du niveau de précision des modèles plusieurs approches synthétisées sur la Figure 4.8 permettent de simuler ces flux d'air :

- L'approche explicite qui consiste à renseigner directement un débit d'air, soit en se basant sur des données mesurées, soit par le biais d'hypothèses. Langevin *et al* [177] ont considéré une augmentation débit d'air allant jusqu'à 25 fois le taux d'infiltration de base dans la zone lorsque les fenêtres d'un bâtiment étaient ouvertes, et une augmentation des charges électriques supplémentaires lorsque les brasseurs d'air étaient allumés. C'est une approche simple qui convient généralement pour décrire des flux d'air contrôlés mais qui n'est pas précise pour les flux d'air non contrôlés ;
- Une seconde approche consiste à établir un réseau de noeuds reliés les uns aux autres par des composants de liaisons aérauliques. Cette approche simplifiée modélise l'écoulement de l'air en supposant qu'il circule d'un noeud à l'autre ;
- La troisième approche plus détaillée est basée sur la dynamique des fluides numérique. Elle est néanmoins coûteuse en temps de calcul et difficile à intégrer dans les programmes de simulations thermiques dynamiques.

Dans ce travail de thèse nous avons adopté la seconde approche, implémentée grâce au modèle **"Airflow network" d'EnergyPlus** [192]. Il permet de calculer les débits d'air multizones provoqués soit par la ventilation naturelle soit par les flux d'air forcés pendant le fonctionnement de systèmes de ventilation mécaniques. A partir des différences de pression du vent sur les

façades du bâtiment, les pressions à chaque noeud et le débit d'air à travers chaque composant de liaison sont calculés suivant le principe de **Bernoulli** donné par l'équation d'Euler suivante :

$$\Delta P = \left(P_n + \frac{\rho V_n^2}{2}\right) - \left(P_m + \frac{\rho V_m^2}{2}\right) + \rho g(z_n - z_m), \tag{4.4}$$

avec ΔP la différence de pression totale entre les nœuds à l'entrée de la liaison noté n et en sortie de liaison noté m [Pa], Pn et Pm les pressions statiques d'entrée et de sortie [Pa], Vn et Vm les vitesses du flux d'air d'entrée et de sortie [m/s], ρ la densité de l'air [kg/m^3], g l'accélération due à la gravité [9,81 m/s^2], et zn et zm l'altitude de l'entrée et de la sortie [m].

La température et l'humidité sont ensuite déduites, puis les charges hygrothermiques associées, sensibles et/ou latentes, sont additionnées et intégrées au bilan thermique de la zone. Pour EnergyPlus, il est à noter que les coefficients de pression du vent peuvent être saisis par l'utilisateur s'ils sont connus (mesures sur site ou essais en soufflerie), ou être calculés automatiquement à partir des données de vitesse et direction de vent issues du fichier météorologique. Cependant, la méthode de calcul est limitée à un bâtiment rectangulaire de faible ou grande hauteur, ce qui est le cas pour le bâtiment de l'Ilet du Centre. Le modèle "Airflow Network" utilisé dans ce travail est détaillé plus précisément dans [192].

Pour établir ce réseau de noeuds et ainsi simuler la ventilation naturelle au plus juste, plusieurs informations doivent être décrites dans le logiciel comme les zones de fonctionnement en ventilation naturelle (décrites dans l'onglet "AirflowNetwork :MultiZone :Zone") et les surfaces à travers lesquelles l'air s'écoule, comme les jalousies (décrites dans l'onglet "AirflowNetwork :MultiZone :Surface"). L'objet "AirflowNetwork :Multizone :ComponentDetailedOpening" permet de spécifier les propriétés des ouvertures lorsqu'elles sont ouvertes et fermées qui influencent les flux d'air passant à travers.

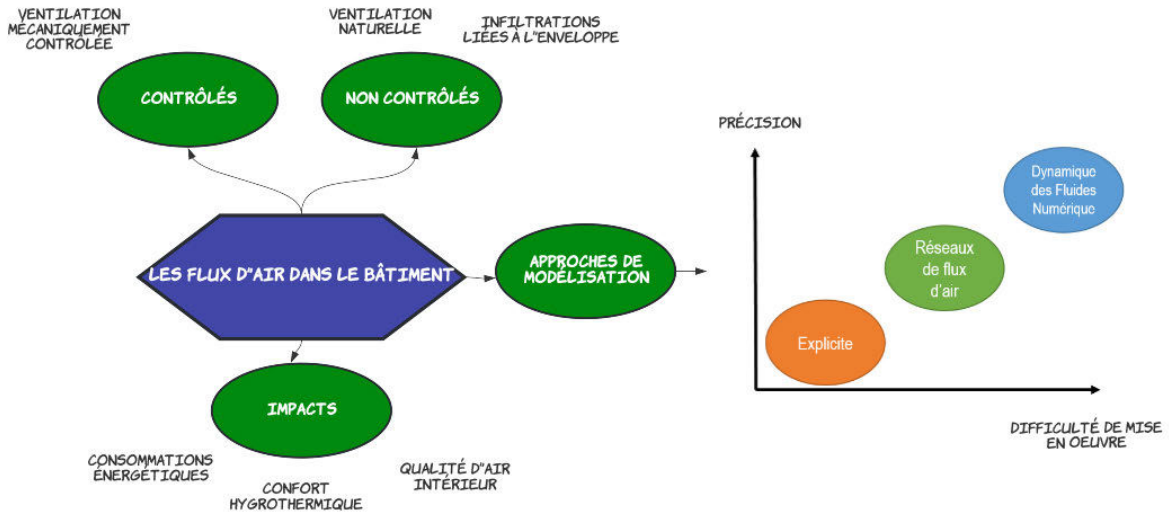


FIGURE 4.8 – Les flux d'air dans le bâtiment

Une des propriétés particulièrement difficile à renseigner est le coefficient de décharge décrivant l'efficacité d'une ouverture spécifique, c'est à dire le rapport entre le débit d'air réel traversant l'ouverture et le débit d'air maximal [193]. Comme l'ont souligné Heiselberg *et al*

[194] ce coefficient adimensionnel n'est pas constant et dépend à la fois des caractéristiques de l'ouverture elle-même, comme sa géométrie [195], mais également de variables externes telles que l'angle d'incidence du vent sur la façade [193]. D'après Fernandes *et al* [193], il n'est pas toujours disponible auprès des fabricants d'ouverture, ce qui oblige les bureaux d'études à utiliser des valeurs génériques, responsables d'incertitudes sur les résultats de simulation.

L'étude expérimentale de Yakubu *et al* [196] visant à caractériser le débit d'air à travers des persiennes pour différentes inclinaisons a montré qu'il n'y avait pas de diminution significative du débit d'air pour des angles d'inclinaison des lames allant jusqu'à 45°. Suite à des mesures expérimentales en laboratoire sur deux types de fenêtres, Heiselberg *et al* [194] ont conclu que pour les grandes ouvertures, le coefficient de décharge se rapprochait de la valeur constante de 0.6, tandis qu'il était plus élevé pour les petites surfaces d'ouverture. Kosutova *et al* [113] ont calculé des valeurs comprises entre 0.38 et 0.69 pour un bâtiment en ventilation naturelle équipé de persiennes. Ces valeurs ont été validées par des mesures en soufflerie et dépendent de la position de la fenêtre sur la façade. Ces valeurs sont résumées dans le Tableau 4.7. Les fenêtres type jalousies sont cependant peu documentées dans la littérature. Dans notre cas, les jalousies étant toute hauteur et au vue des quelques références citées précédemment, **nous avons considéré un coefficient de décharge de 0.6** pour décrire l'efficacité des jalousies dans la simulation de la ventilation naturelle au sein de l'Ilet du Centre.

Table 4.7 – Comparaison de coefficients de décharges de la littérature

Référence	Type de fenêtre	Valeur du coefficient de décharge
[194]	A guillotine de plusieurs dimensions	Se rapproche de 0.6 pour les grandes ouvertures
[193]	Fenêtre avec lames réglables	0.68
[113]	Persiennes	Entre 0.38 et 0.69
[196]	Persiennes	Diminution du débit à partir de 60° (30° d'ouverture)
[195]	Petites ouvertures à bords carrés	Entre 0.6 et 0.65

4.3.2.3 Intégration du fichier météorologique

Avant de lancer une première simulation, le fichier météorologique doit être intégré. A partir des données que nous avions à disposition (voir chapitre 2 Section 2.2), nous avons utilisé le logiciel Elements développé par Big Ladders [197] pour convertir les données au format .epw comme requis par EnergyPlus. C'est un logiciel gratuit, open-source et multiplateformes, qui permet de personnaliser des fichiers météorologiques.

4.3.3 Deuxième étape de calibration et validation

4.3.3.1 Les périodes simulées

Lors de la première étape de calibration, la précision du modèle peut être insuffisante. La deuxième étape de calibration, plus avancée, intègre des informations supplémentaires à partir des données collectées sur site. C'est à cette étape que les indicateurs statistiques sont calculés pour chaque ajustement des paramètres, jusqu'à obtenir une valeur satisfaisante de validation du modèle.

En s'inspirant de la méthode d'O'Donavan *et al* [189], la calibration du modèle de l'Ilet du Centre s'est faite sur une semaine inoccupée, afin de régler les paramètres du bâti et de s'affranchir des incertitudes dues à la présence des usagers et à leur comportement sur les commandes. Durant cette semaine notée S1, plusieurs versions du modèle du bâtiment de l'Ilet du centre (Version 1 à 3) ont été obtenues suite à différents ajustements, comme l'illustre la Figure 4.9.

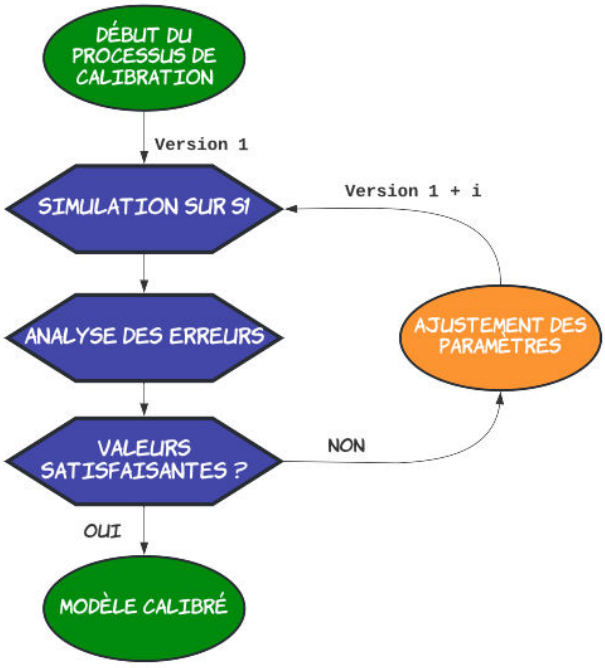


FIGURE 4.9 – Processus de calibration du modèle de bâtiment

A partir de la version 3 calibrée du modèle, les données de charges internes mesurées sur l'année 2020 ont été intégrées. Celles-ci comprenaient les puissances appelées de l'éclairage, des prises de courant, des brasseurs d'air et de la climatisation des salles concernées, ainsi que les plannings d'ouverture et fermeture des fenêtres par les usagers (voir Chapitre 2). Le modèle d'occupation développé au Chapitre 3 a également été ajouté. Enfin, nous avons considéré que les usagers de l'Ilet du Centre dégageaient 150 W de charges thermiques globales (sensibles et latentes) [198]. S'agissant de données fiables puisque réellement mesurées sur site, une étape de calibration supplémentaire n'a pas été nécessaire.

Les métriques de **validation horaires ont ensuite été calculées à partir des données de températures et d'humidité intérieures, sur différentes semaines occupées** : une semaine d'été (notée S2), une semaine d'hiver (S3) et une semaine de mi-saison (S4). Le Tableau 4.8 synthétise les différentes périodes de simulation.

Pour vérifier l'ensemble des valeurs seuils définies par les standards, les métriques ont également été calculées pour chaque mois de l'année 2020.

Table 4.8 – Semaines simulées lors des processus de calibration et de validation du modèle de l'Ilet du Centre

Semaine simulée	Etape	Du	Au	Période	Charges internes liées aux usagers
S1	Calibration	20/12/2020	27/12/2020	Eté	Non
S2	Validation	01/12/2020	08/12/2020	Eté	Oui
S3	Validation	06/07/2020	13/07/2020	Hiver	Oui
S4	Validation	05/10/2020	12/10/2020	Mi-saison	Oui

4.3.3.2 Résultats de calibration

Les résultats présentés concernent la zone thermique Open-space, pour laquelle nous avons collecté des données réelles. Le Tableau 4.9 synthétise les ajustements effectués sur le modèle initial. La version 1 du modèle a été obtenue à l'issue de la première étape de calibration. Sur la version 2, des masques solaires ont été rajoutés pour mieux représenter les effets d'ombrage de la végétation sur le modèle. La version 3 intègre de l'inertie thermique supplémentaire pour prendre en considération les éléments de structure internes en béton (trois poteaux en béton armé de diamètre 40 cm et de hauteur 5.25 m) et les fournitures de bureaux (bureaux, étagères en bois, poutres IPE etc.).

Table 4.9 – Modifications apportées au modèle lors du processus de calibration

Semaine simulée	Version du modèle	Paramètre modifié
S1	V1	
S1	V2	Ajustement des masques solaires
S1	V3	Ajout d'inertie thermique

Les tableaux 4.10 et 4.11 recensent l'ensemble des résultats du processus de calibration, sur la semaine S1 non occupée.

Table 4.10 – Comparaison des métriques pour la calibration à partir des données de températures intérieures sur la semaine S1 (sans occupation)

	Température intérieure				
Version	NMBE [%]	CV(RMSE) [%]	R^2	RMSE [°C]	MAD [°C]
V1	-3.1	6.7	0.66	1.9	4.4
V2	0.0	4.9	0.65	1.3	3.0
V3	-0.6	3.6	0.75	1.0	2.3

Table 4.11 – Comparaison des métriques pour la calibration à partir des données d'humidités relatives sur la semaine S1 (sans occupation)

	Humidité relative				
Version	NMBE [%]	CV(RMSE) [%]	R^2	RMSE [%HR]	MAD [% HR]
V1	10.9	13.7	0.18	9.8	21.5
V2	6.7	9.7	0.23	7.0	16.7
V3	7.6	9.3	0.33	6.7	14.5

Le processus de calibration a permis d'aboutir à la version 3 du modèle, pour laquelle des valeurs de métriques NMBEh et CV(RMSE)h respectivement égales à -0.6% et 3.6% sur les températures et 7.6% et 9.3% sur les valeurs d'humidité relative ont été obtenues. Les résultats sont conformes aux critères définis pour un pas de temps horaire de simulation. Cette dernière

version a également permis de réduire les écarts avec les températures et les humidités mesurées, puisqu'une réduction de 0.7 °C et 2.4 %HR pour le MBE et 2.1°C et 7.0 %HR pour le MAD ont été obtenues entre les versions 1 et 3.

4.3.3.3 Résultats de validation

Les tableaux 4.12 et 4.13 présentent les scores de validation obtenus à partir de la température intérieure et de l'humidité relative, pour les différentes semaines simulées. Les valeurs moyennes de température mesurées étaient égales à 27.0 °C, 22.9°C et 24.4 °C pour les semaines 2, 3 et 4 respectivement, et les valeurs mesurées d'humidité relative étaient de l'ordre de 70.94 %HR, 72.95 %HR et 75.06 %HR.

Dans les deux cas, les valeurs de NMBE et CV(RMSE) sont conformes aux critères définis dans les standards pour un pas de temps horaire.

La moyenne des écarts de températures (MBE) entre notre modèle et les données mesurées est de 0.01°C, 1.2°C et 0.6°C pour les semaines 2,3 et 4 respectivement. Les valeurs de MAD quant à elles sont de 1.8°C pour la semaine 2, 2.8°C pour la semaine 3 et 2.2 °C pour la semaine 4. La moyenne des écarts d'humidité relative (MBE) est de 4.9 %HR, -0.3 %HR et 2.0 %HR , tandis que les valeurs de MAD s'élèvent à 15.4 %HR pour la semaine 2, 13.7 %HR pour la semaine 3 et 12.2 %HR pour la semaine 4.

Table 4.12 – Résultats de validation horaire à partir des températures intérieures

	Température intérieure				
Version	NMBE [%]	CV(RMSE) [%]	R^2	MBE [°C]	MAD [°C]
S2	0.05	3.6	0.8	0.01	1.8
S3	5.3	6.6	0.69	1.2	2.8
S4	2.6	4.2	0.90	0.6	2.2

Table 4.13 – Résultats de validation horaire à partir de l'humidité relative

	Humidité relative				
Version	NMBE [%]	CV(RMSE) [%]	R^2	MBE [%HR]	MAD [%HR]
S2	6.9	8.7	0.48	4.9	15.4
S3	-0.4	7.4	0.85	-0.3	13.7
S4	2.7	6.1	0.43	2.0	12.2

On remarque que la semaine 3 représente la période où les écarts sont les plus importants en termes de températures, ce qui entraîne un coefficient de détermination R^2 inférieure à la valeur préconisée de 0.75 pour la validation. Cela peut s'expliquer par le fait que la calibration du modèle s'est effectuée sur une semaine d'été, avec des valeurs de températures plus proches de la température moyenne des semaines 2 et 4 que celle de la semaine 3 (période d'hiver). En observant les valeurs de NMBE obtenues (NMBE > 0), on constate que les données mesurées sont majoritairement supérieures aux températures simulées. Cette observation peut s'expliquer par une surestimation des débits de renouvellement d'air au sein de notre modèle thermique, abaissant ainsi la température de l'air. L'inverse est observé pour la validation à partir des données d'humidité relative où la simulation sur la semaine 3 produit les meilleurs résultats. Cependant sur cette base, la valeur 0.75 n'est pas atteinte pour R^2 sur les semaines 2 et 4.

Les intervalles de valeurs pour la validation horaire à partir des données de températures sont :

- 0.05 % $\leq$ NMBEh $\leq$ 5.3 %
- 3.6 % $\leq$ CV(RMSE)h $\leq$ 6.6 %
- 1.8 °C $\leq$ MADh $\leq$ 2.8 °C
- 0.01 °C $\leq$ MBEh $\leq$ 1.2 °C

Pour la validation horaire à partir de données d'humidité relative :

- -0.4 % $\leq$ NMBEh $\leq$ 6.9 %
- 6.1 % $\leq$ CV(RMSE)h $\leq$ 8.7 %
- -0.3 %HR $\leq$ MBEh $\leq$ 4.9 %HR
- 12.2 %HR $\leq$ MADh $\leq$ 15.4 %HR

Pour un pas de temps horaire, le modèle de l'Ilet du Centre est donc considéré comme validé à partir des données de températures intérieures.

Les tableaux 4.14 et 4.15 présentent les métriques de validation obtenues à partir de la température intérieure et de l'humidité relative, mois par mois sur l'année 2020.

Table 4.14 – Résultats de validation mensuelle à partir de la température intérieure

	Fev	Mar	Avr	Mai	Jui	Juil	Aou	Sep	Oct	Nov	Dec
NMBE [%]	3.1	2.1	0.7	2.2	4.5	6.3	5.8	6.1	1.9	1.8	0.1
CV(RMSE) [%]	4.4	4.1	3.5	4.5	5.9	7.5	7.6	7.7	3.7	4.1	3.3
MBE [°C]	0.9	0.6	0.2	0.5	1.0	1.4	1.3	1.4	0.5	0.5	0.1
MAD [°C]	3.2	3.7	2.2	2.7	3.4	3.8	4.4	4.6	2.5	2.7	2.3

Table 4.15 – Résultats de validation mensuelle à partir de l'humidité relative

	Fev	Mar	Avr	Mai	Jui	Juil	Aou	Sep	Oct	Nov	Dec
NMBE [%]	-1.3	1.4	2.9	0.2	-0.8	-2.1	-1.0	-1.7	3.2	4.2	6.8
CV(RMSE) [%]	6.3	5.5	6.5	6.8	5.6	7.0	7.8	7.0	6.8	7.3	8.4
MBE [%HR]	-1.0	1.1	2.1	0.2	-0.6	-1.4	-0.6	-1.1	2.2	2.7	5.0
MAD [%HR]	15.3	12.5	14.2	20.1	16.7	14.2	13.9	12.2	14.5	14.3	15.4

Le critère CV(RMSE) est respecté aussi bien sur la validation à partir de données de températures que d'humidités relatives où les valeurs sont bien en dessous du seuil des 15% exigé. Cependant, une fois de plus les mois d'hiver (juillet, août et septembre) sont ceux pour lesquels les écarts entre les températures mesurées et simulées sont les plus importants. Sur ces trois mois, la valeur du NMBE est au dessus du seuil limite (+ 1.3 % en Juillet). Les intervalles des valeurs de validation mensuelle à partir des températures intérieures sont :

- 0.7 % $\leq$ NMBEm $\leq$ 6.3 %
- 3.5 % $\leq$ CV(RMSE)m $\leq$ 7.7 %
- 2.3°C $\leq$ MADm $\leq$ 4.4°C
- 0.1°C $\leq$ MBEm $\leq$1.4°C

A partir des données d'humidité relative, le modèle est validé sur l'ensemble des mois à l'exception du mois de décembre où le NMBE est 1.8 % plus élevé que le seuil limite. Les intervalles des valeurs de validation mensuelle sont :

- -2.1 % $\leq$ NMBEm $\leq$ 6.8 %
- 5.5 % $\leq$ CV(RMSE)m $\leq$ 8.4 %
- -1.4 %HR $\leq$ MBEm $\leq$ 5.0 %HR
- 12.2 %HR $\leq$ MADm $\leq$ 20.1 %HR

Le modèle n'est donc que partiellement validé sur la base des températures intérieures. Cependant, peu de modèles de bâtiments à faible impact énergétique en mode mixte, validés à partir de températures intérieures, existent dans la littérature [189]. La comparaison des valeurs obtenues dans ce travail avec l'état de l'art est donc limitée.

4.4 Comparaison des simulations

Une fois le modèle de bâtiment validé, nous avons modifié les entrées du fichier IDF liées à l'utilisation des brasseurs d'air et des jalousies. Dans un premier temps, nous nous sommes placés dans le cas d'une simulation type bureau d'étude (cas noté BE), où des hypothèses sont faites à partir de connaissances expertes. Nous avons ensuite comparé le cas BE avec une simulation qui intègre les modèles de comportements développés dans ce travail de thèse (voir Chapitre 3) grâce à la méthode du PythonPlugin.

4.4.1 Simulation type bureau d'études : les hypothèses

Bien que le niveau de précision obtenu pour la modélisation des comportements des usagers varie d'un bureau d'étude à l'autre, nous avons tenté d'émettre des hypothèses représentatives des méthodes les plus utilisées par les professionnels du domaine. La Figure 4.10 représente le planning de charges des brasseurs d'air pris en compte dans la modélisation de la zone Open-Space, sur l'année 2020. Nous avons considéré qu'ils étaient utilisés à pleine puissance, en journée, sur la période estivale de janvier à fin mars, puis pendant les mois de novembre et de décembre. Nous avons estimé que les usagers utilisaient moins les brasseurs en mi-saison (à 30 %) et qu'ils ne les utilisaient pas du tout pendant la période hivernale entre mai et septembre. Un ratio de 5 W/m^2 a été appliqué. Concernant l'utilisation des jalousies, nous avons émis l'hypothèse que les usagers les ouvraient toute l'année pendant les heures d'occupation. La Figure 4.11 représente l'évolution du facteur d'ouverture des jalousies sur une semaine type.

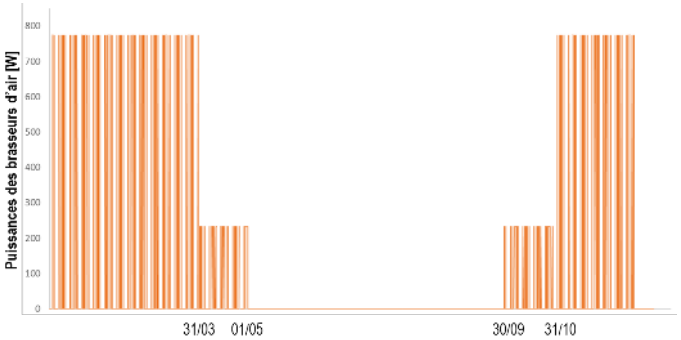


FIGURE 4.10 – Planning d'utilisation des brasseurs d'air dans la simulation BE sur l'année (hypothèse)

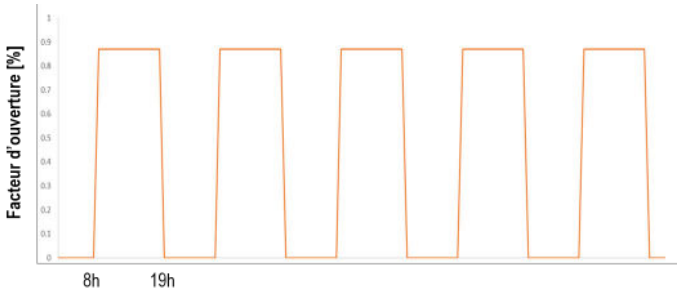


FIGURE 4.11 – Planning d'ouverture des jalousies dans la simulation BE sur une semaine type (hypothèse)

Il est à noter qu'émettre une hypothèse sur l'évolution annuelle du facteur d'ouverture reste une tâche plus complexe que fixer des hypothèses sur l'utilisation des brasseurs d'air.

4.4.2 La simulation PythonPlugin

La deuxième simulation utilise la méthode d'interfaçage PythonPlugin décrite précédemment pour intégrer les modèles de comportements développés dans cette thèse : le modèle 1 estimant le niveau d'utilisation des jalousies et le modèle 4 estimant le niveau d'utilisation des brasseurs d'air à partir du niveau d'ouverture des jalousies (voir Chapitre 3). Ce cas est noté RF car, rappelons le, les forêts aléatoires sont la technique de classification qui a obtenu les meilleurs scores (voir Section 3.4 du Chapitre 3).

4.4.3 Résultats des simulations

Les sorties de la simulation BE et de la simulation RF ont été analysées et comparées avec les données mesurées sur l'Ilet du Centre en 2020.

Les Figures 4.12, 4.13 et 4.14 montrent l'évolution de la puissance appelée des brasseurs d'air respectivement sur l'année, sur un mois de mi-saison et sur un mois en période estivale. Le premier constat est que la simulation RF suit les cycles de déclenchement/extinction des brasseurs d'air plus fidèlement que la simulation BE, qui elle représente les comportements sous forme de paliers réguliers. Entre les mois de janvier et de mars, les puissances simulées les plus élevées n'atteignent pas toujours les valeurs maximales mesurées. Cela s'explique par le fait que pour le besoin de la simulation, les classes ont été transformées en valeurs uniques par un calcul d'espérance faisant intervenir les valeurs médianes de chaque classe (voir Section 3.4 du Chapitre 3). Ainsi, même si la classe forte est estimée à un instant t, la valeur unique associée ne sera jamais la borne maximale de la classe. De même sur la période hivernale où la classe faible d'utilisation des brasseurs d'air est estimée, une valeur non nulle est obtenue. Différentes méthodes de transformation des classes ont été testées (calcul d'espérance à partir des valeurs maximales et minimales des classes par exemple) mais les résultats de simulation n'étaient pas plus performants. Sur les périodes de mi-saison et estivales entre novembre-décembre, les données simulées par RF se rapprochent beaucoup plus des données mesurées.

L'évolution du facteur d'ouverture des jalousies est visualisée sur les Figures 4.15 et 4.16

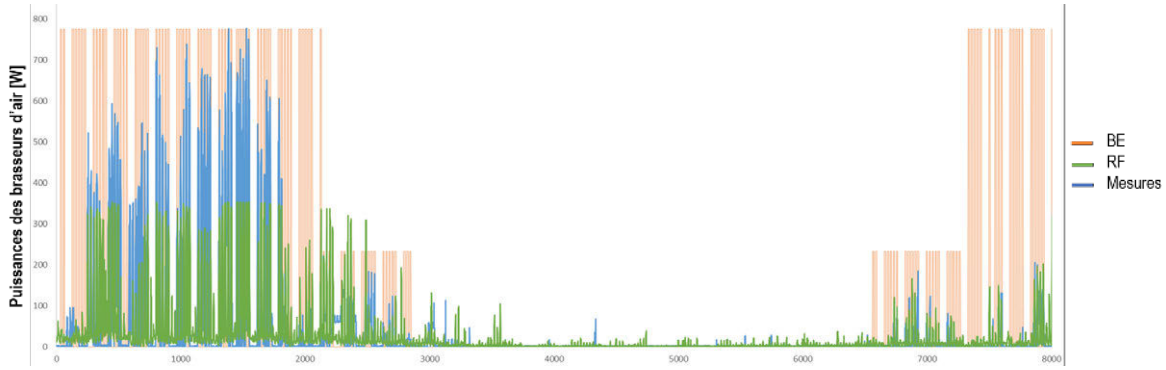


FIGURE 4.12 – Comparaison des puissances moyennes horaires des brasseurs d'air obtenues par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur l'année 2020

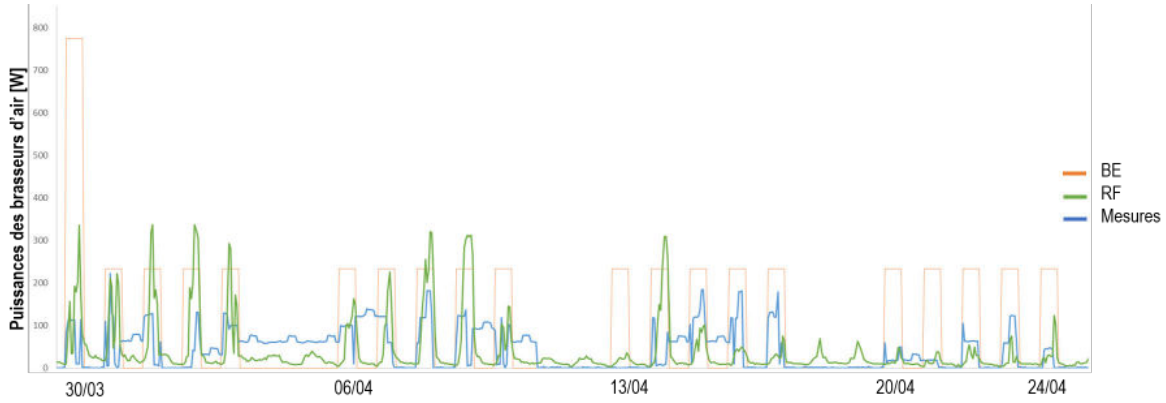


FIGURE 4.13 – Comparaison des puissances moyennes horaires des brasseurs d'air obtenues par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur 1 mois de mi-saison en 2020)

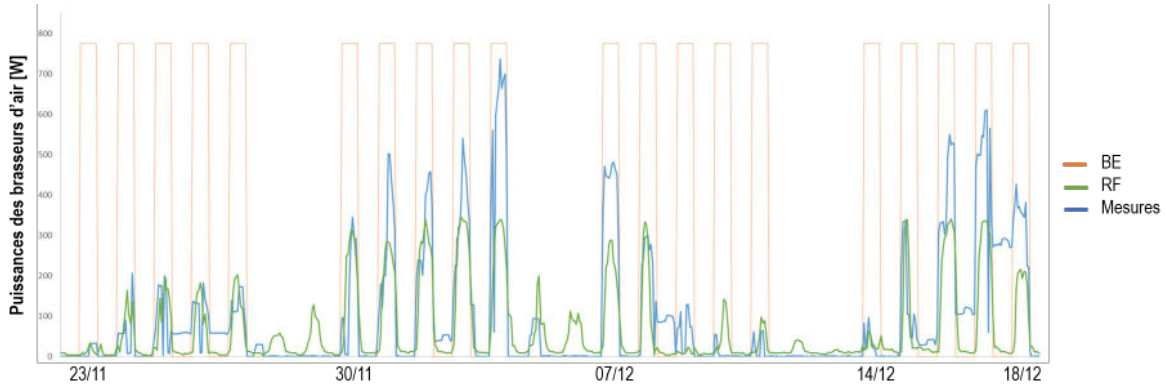


FIGURE 4.14 – Comparaison des puissances moyennes horaires des brasseurs d'air obtenues par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur 1 mois d'été en 2020)

respectivement sur l'année et sur un mois en mi-saison. Comme pour les brasseurs d'air, le facteur d'ouverture simulé par RF coïncide davantage avec les données mesurées que les résultats de la simulation BE.

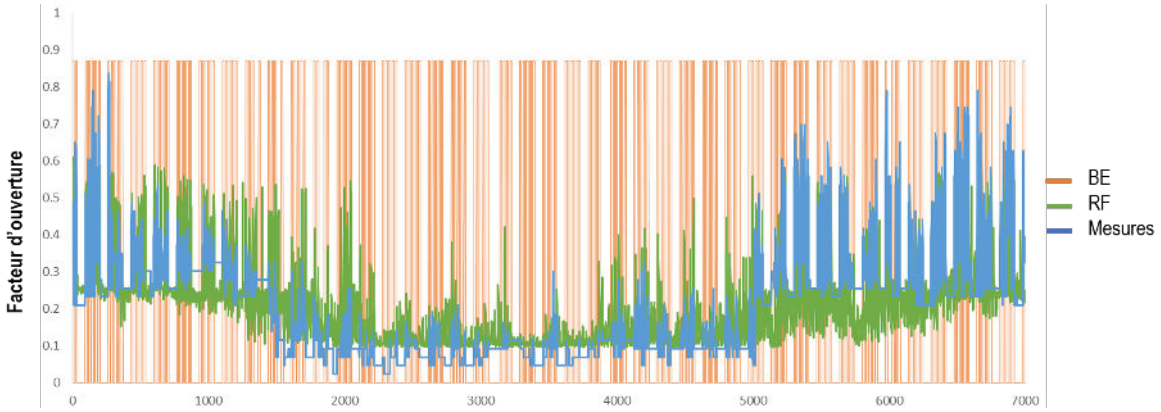


FIGURE 4.15 – Comparaison du facteur d'ouverture des jalousies simulées par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur l'année 2020)

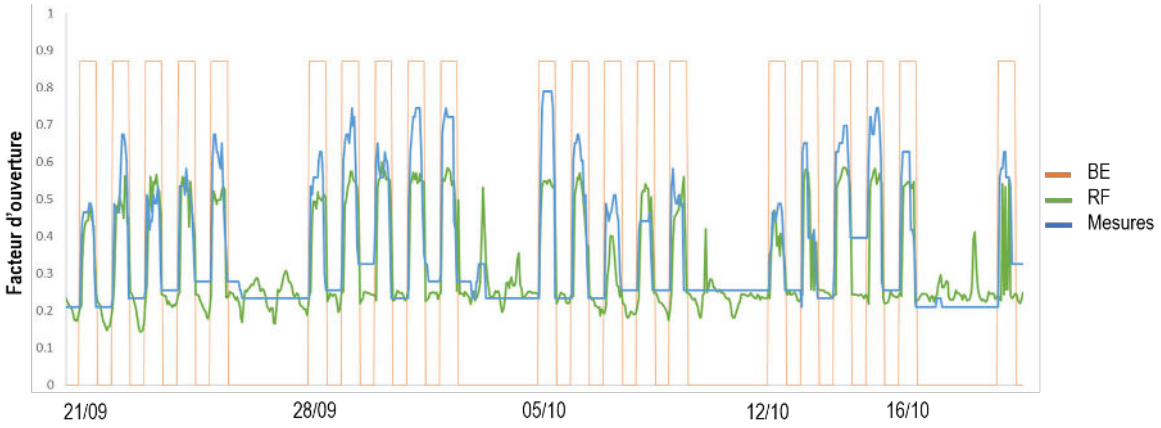


FIGURE 4.16 – Comparaison du facteur d'ouverture des jalousies simulées par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur 1 mois de mi-saison en 2020)

Le Tableau 4.16 compare les valeurs des scores calculées pour chacune des simulations. A celles déjà définies, le "skill score"(noté SS [18]) a été rajouté. Sa formule est décrite par l'Equation 4.5. Cette nouvelle métrique est par exemple utilisée dans le domaine de la prévision solaire [199] pour évaluer rapidement l'intérêt d'un nouveau modèle par rapport à un modèle de référence. Une valeur positive du SS signifie que le nouveau modèle proposé est plus performant que la référence, tandis qu'une valeur nulle signifie qu'il n'apporte aucun intérêt supplémentaire et que les modèles sont équivalents. Enfin, un SS négatif correspond à une perte de performance du nouveau modèle par rapport à la référence, considéré ici comme étant le modèle BE.

Les scores obtenus confirment l'analyse visuelle des courbes d'évolution des comportements puisque pour la totalité d'entre elles, la simulation RF obtient de meilleurs scores que la simulation BE. La moyenne des écarts (MBE) est de 66 W sur l'année dans le cas BE contre seulement 9 W pour la simulation RF. Les skill scores positifs obtenus démontrent également l'intérêt de coupler le modèle de bâtiment avec les modèles de comportements usagers développés dans

18. *Skill Score*

ce travail de thèse, par rapport à un cas BE basé sur des hypothèses issues de l'expertise du modélisateur.

$$\mathrm{SS} = 1 - \frac{\text{RMSE nouveau modèle}}{\text{RMSE modèle de référence}} \times 100(\%) \tag{4.5}$$

Table 4.16 – Comparaison des différentes simulations de l'Ilet du Centre

		BASE	BE	Modèle RF	Modèle DT
Temps de simulation sur l'année		4 min 50 s	4 min 43s	2 h 21min	20 min 07 s
	MBE (°C)	0.13	-0.59	0.19	0.21
	NMBE (%)	1.5	-2.4	1.7	1.8
	CV(RMSE) (%)	4.9	5.7	5.2	5.1
	MAD (°C)	4.40	4.89	4.53	4.54
	RMSE (°C)	0.755	1.43	0.80	0.79
Température intérieure	SS (%)		référence	44	45
	MBE (%HR)	1.07	3.03	3.42	3.47
	NMBE (%)	1.5	5.5	4.9	5.0
	CV(RMSE) (%)	8.1	11.5	8.6	8.6
	MAD (%HR)	20.1	29.39	24.07	24.25
	RMSE (%HR)	5.61	7.95	5.95	5.97
Humidité relative	SS (%)		référence	25	25
	MBE (%)	valeurs mesurées	-0.12	-0.01	-0.01
	NMBE (%)	valeurs mesurées	-59.3	-5.0	-5.8
	CV(RMSE) (%)	valeurs mesurées	207.7%	45.8	48.2
	MAD (%)	valeurs mesurées	0.85	0.55	0.55
	RMSE(%)	valeurs mesurées	0.43	0.10	0.10
FO global des jalousies	SS (%)		référence	78	77
	MBE (W)	valeurs mesurées	-65.86	9.03	11.06
	NMBE (%)	valeurs mesurées	-142.8	19.6	24.0
	CV(RMSE) (%)	valeurs mesurées	480.2	178.3	179.0
	MAD (W)	valeurs mesurées	774.80	661.54	660.11
	RMSE (W)	valeurs mesurées	221.55	82.28	82.58
P. moyennes horaires BA	SS (%)		référence	63	63

Un dernier **critère de comparaison est le temps d'exécution des simulations**. Ce temps est particulièrement regardé en phase de conception, pour une application de l'approche proposée par les bureaux d'étude. La simulation BE bien que moins représentative de la réalité, a été achevée en moins de 5 minutes. La méthode proposée basée sur la technique des forêts aléatoires a quant à elle fournit des résultats en 2h et 20 minutes, ce qui est un temps de calcul relativement élevé, rendant la méthode difficile à appliquer sur tous les projets. Pour palier à ce problème, une solution possible est l'utilisation de modèles de comportements moins gourmands en temps de calcul. Par exemple la technique des arbres de décision (DT) est beaucoup plus rapide (cf. dernière colonne du tableau 4.16) car elle met en oeuvre un seul arbre par rapport à la forêt complète du modèle RF utilisant de nombreux arbres. Le modèle DT produit des résultats pratiquement identiques à ceux du modèle RF mais avec un temps calcul divisé par 5.

4.5 Conclusion du chapitre et contributions

Dans ce dernier chapitre, le processus d'intégration des modèles de comportements des usagers dans le logiciel de simulation thermique dynamique EnergyPlus a tout d'abord été présenté. Il est basé sur la méthode récente du PythonPlugin. Ainsi, les niveaux d'utilisation des jalousies et des brasseurs d'air sont mis à jour dans la zone d'étude à chaque pas de temps de simulation, en fonction des données du pas de temps précédent.

Pour déterminer si cette méthode était performante, nous l'avons appliquée au modèle du bâtiment de l'Ilet du Centre, préalablement calibré et validé à partir des données de températures et humidités mesurées sur l'année 2020. Cette étape était nécessaire pour s'affranchir au maximum des erreurs de modélisation non liées aux comportements des usagers.

Les critères de validation qui ont été utilisés sont l'erreur de biais moyenne normalisée (NMBE), le coefficient de variation de l'erreur quadratique moyenne et le coefficient de détermination (CV(RMSE)), cadrés par des standards internationaux comme le guide n°14 de l'ASHRAE. Cependant, ces derniers ayant été élaborés pour valider des modèles à partir de données énergétiques, d'autres indicateurs plus adaptés tels que l'erreur absolue maximum (MAD) et le biais moyen ont été utilisés. Les intervalles de valeurs pour la validation horaire et mensuelle obtenus dans ce travail ont été fournis.

Une fois le modèle de bâtiment validé, les comportements des usagers ont été intégrés de deux façons : une simulation basée sur des hypothèses issues de connaissances expertes et une simulation intégrant les modèles de comportements. Une comparaison entre ces deux cas a permis de conclure que la méthode de couplage du modèle bâtiment avec les modèles de comportements permettait de reproduire l'action des usagers plus fidèlement que les pratiques habituelles des bureaux d'étude de conception. Enfin, bien que la méthode de couplage que nous proposons dans cette thèse ait prouvé son intérêt dans l'étape de conception, elle engendre un temps de simulation relativement long (plus de 2h pour notre cas d'étude) pouvant être difficile à accepter sur certains projets. Pour réduire ce temps, nous avons testé la technique de modélisation par les arbres de décision en lieu et place de la technique des forêts aléatoires, tout en aboutissant à des résultats de simulation satisfaisants.

Conclusion générale et perspectives

Ce travail de thèse CIFRE avait pour objet la simulation du comportement des usagers dans les bâtiments tertiaires à faible consommation énergétique, en zone intertropicale.

Face à une augmentation constante des besoins énergétiques, les territoires situés dans cette zone doivent réduire fortement l'usage de la climatisation. Ce poste est actuellement le plus consommateur en énergie dans les bâtiments tertiaires. Plus spécifiquement, en climat tropical humide, les bâtiments bioclimatiques à faible consommation énergétique proposent aux usagers des alternatives passives ou à faible consommation d'énergie comme l'utilisation de la ventilation naturelle par de larges ouvertures contrôlables ou encore l'utilisation de brasseurs d'air.

Après avoir positionné le secteur du bâtiment dans le contexte actuel d'urgence environnementale, le chapitre 1 a permis d'identifier les enjeux et les verrous scientifiques spécifiques au climat tropical humide.

Premièrement, le manque de données expérimentales et de retours d'expérience concernant le comportement des usagers dans les bâtiments tropicaux à faible consommation énergétique a été souligné. Or, d'après l'état de l'art proposé, le comportement des usagers a été désigné comme principale source d'écarts entre la performance énergétique prévue par les logiciels de simulation en conception et la performance énergétique réelle des bâtiments.

Deuxièmement, peu de modèles de comportements vis à vis de l'utilisation combinée des ouvertures et des brasseurs d'air existent dans la littérature. Une revue des méthodes utilisées en recherche et par les professionnels du secteur pour prendre en considération ces comportements a donc été présentée.

Troisièmement, les concepteurs de bâtiments bioclimatiques à faible impact énergétique font face à des difficultés lorsqu'ils doivent estimer l'impact du futur projet de construction. En effet, une étude de terrain a permis de conclure que 83 % d'entre eux s'appuyaient sur des simulations thermiques dynamiques prenant en entrée des hypothèses parfois grossières sur le comportement des usagers.

Ces travaux de thèse CIFRE avaient donc pour objectifs de fournir de nouveaux outils pour comprendre et intégrer avec plus de précision le comportement des usagers de bâtiments tertiaires à faible consommation énergétique en climat tropical humide, dans le processus de conception. Ce travail s'est inscrit dans une volonté et un besoin global d'améliorer les hypothèses habituellement prises par les concepteurs en climat tropical, pour faire face à une augmentation significative de la population et du nombre de constructions dans les prochaines années. Nous avons ainsi développé une méthode type "boîte grise", associant la simulation thermique dynamique à des données expérimentales, pouvant être utilisée par les concepteurs.

Pour répondre aux verrous identifiés, le chapitre 2 a décrit notre première contribution, à savoir la mise en place d'une étude expérimentale dont le but était d'acquérir des données sur les comportements des usagers.
Un immeuble de bureaux en mode mixte situé dans le climat tropical de La Réunion a été instrumenté pendant plus d'un an. Des données relatives au confort hygrothermique et aux comportements vis-à-vis des brasseurs d'air et des ouvertures ont ainsi été collectées.

Bien que l'utilisation de ces commandes a un impact indirect ou secondaire sur les consommations énergétiques totales du bâtiment étudié, elles permettent d'éviter des kilowatt-heures de climatisation en apportant des solutions alternatives aux usagers. C'est en ce sens qu'il était important de les étudier.
Une analyse statistique et spatio-temporelle des données récoltées a montré que les ratios d'utilisation augmentaient lorsque le confort diminuait à l'intérieur du bâtiment, mais qu'ils n'atteignaient jamais leur valeur maximale. Des seuils de déclenchement des commandes ont ainsi été identifiés. Il a également été constaté que les usagers intervenaient d'abord sur les ouvertures puis, dans un second temps, sur les brasseurs d'air, révélant que leurs utilisations étaient liées.

Le chapitre 3 a contribué à lever le 2ème verrou en proposant un modèle d'occupation et plusieurs modèles de comportements construits à partir de la base de données constituée.
La technique des arbres de décision a été implémentée pour estimer le taux d'occupation dans le bâtiment à partir de la puissance des prises de courant et de l'heure de la journée, complétant ainsi la base existante.
Concernant les modèles de comportement, le premier modélise l'utilisation des ouvertures et un deuxième, l'utilisation des brasseurs d'air de manière indépendante. Deux modèles supplémentaires visent à représenter l'utilisation combinée des commandes.
Le fonctionnement des quatre techniques d'apprentissage automatique sélectionnées dans cette thèse a été détaillé, et la méthodologie de construction des modèles, de la préparation des données jusqu'à la combinaison des modèles entre eux a été présentée.
Enfin, nous avons évalué leur capacité prédictive et obtenu les meilleurs résultats pour les forêts aléatoires, suivi des arbres de décision, de la régression logistique puis des modèles de réseaux bayésiens. Il est à noter que même si un des modèles présente des performances légèrement meilleures, tous les modèles testés ont finalement fourni des résultats satisfaisants.

Pour terminer, le quatrième chapitre s'est focalisé sur la proposition d'une méthode d'intégration des modèles de comportement développés dans le processus de conception, apportant ainsi une réponse au troisième verrou. Cette méthode s'appuie sur l'utilisation de la liaison PythonPlugin proposée avec EnergyPlus, le logiciel de simulations thermiques dynamiques utilisé par la totalité des bureaux d'études locaux interrogés dans le cadre de nos travaux.
Le couplage des modèles de comportements avec le logiciel EnergyPlus a été appliqué au modèle de bâtiment du cas d'étude, préalablement calibré et validé à partir des données de températures et humidités mesurées sur l'année 2020.
Les indicateurs de validation prescrits dans la littérature ayant été élaborés pour valider des modèles à partir de données énergétiques, d'autres indicateurs plus adaptés tels que l'erreur absolue maximum et le biais moyen ont également été utilisés.
Une comparaison avec une simulation basée sur des hypothèses issues de connaissances expertes a permis de conclure que la méthode proposée permettait de reproduire l'action des usagers plus fidèlement que les pratiques habituelles des concepteurs.

Pour terminer, nous sommes conscients que les résultats obtenus dans cette thèse pluridisciplinaire ne pourront probablement pas être généralisés en l'état à un contexte différent. Il s'agissait surtout de mettre en place une méthode de modélisation des comportements pour les caractéristiques spécifiques du climat tropical humide. En perspectives, nous pensons que la quantité de données de terrain mesurées doit être étendue à différentes configurations de bâtiments et types d'usagers afin d'aider à comprendre les comportements. Cela permettra aux concepteurs de prendre de meilleures décisions.

Par exemple, la pédagogie et le degré de sensibilisation des usagers pourrait être pris en compte dans les modèles. Grâce à mon implication chez LEU Réunion, j'ai eu l'occasion de travailler sur le projet PACTE[19] METROCLIM [125], qui consistait à répartir les dépenses d'énergie dans des bâtiments tertiaires, sur la base de la mesure de la température de climatisation demandée. Le comportement des usagers vis à vis des commandes disponibles a été analysé pour trois types de communication différents. Une des conclusions du projet était que les comportements les plus économes venaient des usagers bénéficiant d'un affichage du comptage clairement lisible, de conseils immédiats en conséquence d'une action de réglage sur les commandes et de moyens d'action à portée de main. Certains résultats de ce projet pourraient ainsi être valorisés par la sélection d'entrées supplémentaires dans les modèles de comportement.

De plus, les modèles de comportement que nous avons développés combinent uniquement l'utilisation des ouvertures avec celle des brasseurs d'air. Collecter des données dans des bâtiments en mode mixte où les trois modes de fonctionnement ventilation naturelle / brasseurs d'air et climatisation seraient disponibles dans une même zone permettrait d'étendre les modèles proposés à davantage de cas.

Enfin, il a été établi que dans le cas des constructions neuves du secteur tertiaire, les principes de conception étant conçus pour le climat local, les outils et réglementations thermiques et énergétiques existants au niveau national ne s'appliquaient pas toujours. Des adaptations sont donc nécessaires car il faut intégrer la notion de confort hygrothermique impactant directement l'utilisation des systèmes. De nouvelles connaissances sur l'utilisation effective des commandes dans les bâtiments à faible consommation énergétique permettraient à terme de faire évoluer la réglementation locale en favorisant une conception efficace où les usagers sont placés au centre de la réflexion.

19. *Programme d'Action pour la Qualité de la Construction et la Transition Énergétique*

Annexe A

Questionnaire sur la méthodologie employée en conception à destination des bureaux d'études

État de l'art technique : Quelle méthodologie employez-vous pour estimer la consommation énergétique future du bâtiment?

1. En phase ESQUISSE, quels outils utilisez-vous habituellement pour estimer le futur impact énergétique du bâtiment tertiaire?

   Plusieurs réponses possibles.

   - [ ] Des calculs simplifiés sur tableau type EXCEL
   - [ ] Des outils numériques type STD
   - [ ] Des outils utilisant l'intelligence artificielle
   - [ ] Autre : _____

2. En phase PROJET, quels outils utilisez-vous habituellement pour estimer le futur impact énergétique du bâtiment tertiaire?

   Plusieurs réponses possibles.

   - [ ] Des calculs simplifiés sur tableau type EXCEL
   - [ ] Des outils numériques type STD
   - [ ] Des outils utilisant l'intelligence artificielle
   - [ ] Autre : _____

3. Lorsque vous réalisez une simulation thermique dynamique, quels sont les paramètres que vous intégrez ?

Plusieurs réponses possibles.

- [ ] L'implantation du bâtiment
- [ ] L'enveloppe du bâtiment (Matériaux, protections solaires...)
- [ ] L'occupation du bâtiment par les usagers
- [ ] L'utilisation des systèmes par les occupants
- [ ] L'effet de la végétation
- [ ] Autre : _____

4. Quelles sont les données les plus difficiles à obtenir ?

Plusieurs réponses possibles.

- [ ] L'implantation du bâtiment
- [ ] L'enveloppe du bâtiment (Matériaux, protections solaires...)
- [ ] L'occupation du bâtiment par les usagers
- [ ] L'utilisation des systèmes par les occupants
- [ ] L'effet de la végétation
- [ ] Autre : _____

5. Comment déterminez-vous les données d'entrée dans les simulations thermiques dynamiques (occupation par les occupants, utilisation des équipements etc.) ?

Plusieurs réponses possibles.

- [ ] Elles sont fournies par le Maître d'ouvrage
- [ ] Nous faisons des hypothèses basées sur des données mesurées et nos retours d'expérience
- [ ] Nous n'avons pas de données mesurées, nous utilisons les référentiels existants pour établir des hypothèses
- [ ] Autre : _____

6. De manière générale, quelle stratégie adoptez-vous ?

Plusieurs réponses possibles.

- [ ] Nous estimons précisement les consommations du bâtiment pour se rapprocher du besoin réel
- [ ] Nous prévoyons plus largement les consommations et nous surdimensionnons les équipementsafin d'être sûrs de subvenir aux besoins du bâtiment
- [ ] Nous estimons au plus bas les consommations du bâtiment afin de forcer le maître d'ouvrage à mettre en place des solutions d'économies d'énergie
- [ ] Autre : _____

7. Quel outil de STD utilisez-vous ?

Plusieurs réponses possibles.

- [ ] EnergyPlus
- [ ] TRNSYS
- [ ] ESP-r
- [ ] Autre : _____

8. Avez-vous plus de précisions à apporter concernant vos habitudes pour prévoir les consommations ?

_____

_____

_____

_____

_____

Ce contenu n'est ni rédigé, ni cautionné par Google.

Google Forms

Annexe B

Article publié dans Energy and Buildings

Energy & Buildings 259 (2022) 111895

Contents lists available at ScienceDirect

Energy & Buildings

journal homepage: www.elsevier.com/locate/enb

Modelling of occupant behaviour in non-residential mixed-mode buildings: The distinctive features of tropical climates

Maareva Payet [a,*], Mathieu David [a], Philippe Lauret [a], Manar Amayri [b], Stéphane Ploix [b], François Garde [a]

[a] University of La Réunion - PIMENT laboratory, 15 avenue René Cassin, 97715 Saint-Denis, Reunion
[b] GSCOP laboratory, 46 Avenue Félix Viallet, 38000 Grenoble, France

ARTICLE INFO

Article history:
Received 29 October 2021
Revised 4 January 2022
Accepted 20 January 2022
Available online 29 January 2022

Keywords:
Tropical climate
Bioclimatic mixed-mode buildings
Occupant behaviour modelling
Machine learning techniques
Operable openings
Ceiling fans
Thermal comfort

ABSTRACT

This paper focuses on the modelling of occupant behaviour in the case of a non-residential mixed-mode building on the tropical island of La Réunion. For such areas and types of buildings, occupants can operate passive solutions to achieve comfort while energy-consuming ones can offer alternatives during the hottest months. Yet, compared to other climatic zones, specific knowledge on occupant comfort and behaviour is limited, making the work of engineers difficult during the design phase. In this work, occupants' operations on hygrothermal comfort controls, such as windows and fans, were first measured and analysed. Secondly, these behaviours were modelled using two deterministic methods based on machine learning techniques and a probabilistic graphical model. A model was also implemented to estimate the number of people, using the power demand of the electrical outlets. The estimation ability of the behavioural models was evaluated and led to F1 scores greater than 0.7. A two-classifier model was proposed to estimate the level of ceiling fan use. This combined model slightly improves the F1 scores by more that 2%, which demonstrates the necessity of taking into account the links between the different controls.

© 2022 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

1.1. Context

Buildings in tropical climates are facing a significant increase in energy needs. In particular, high energy-consuming systems such as cooling systems account for a significant portion of the building energy consumption [1]. Reducing this usage is therefore an important challenge. This study takes place in La Réunion, a French tropical island situated in the Indian Ocean. Classified as category A by Köppen - Geiger[2], the climatic conditions of La Réunion in summer (the wettest period) have a strong impact on the occupants' comfort due to high temperature and humidity. However, on this island, the trade winds, which are common regular winds blowing from east to west in the intertropical areas, temper the hottest days. These specific climatic conditions foster the development of mixed-mode buildings.

1.2. Definition of mixed-mode buildings

According to Brager et al. [3], a well-designed mixed-mode building first optimises the facades design using as much as possible passive solutions to minimize cooling loads. Then the conception promotes the use of natural ventilation, whenever it is feasible, to maximize comfort while reducing needs of energy-consuming systems. And finally, this type of buildings integrates the use of energy-consuming systems like air-conditioning when and where it is ultimately necessary. Mixed-mode buildings are classified into subcategories according to the operation strategy. The study of Kim et al.[4] revealed that occupants of a mixed-mode building are more tolerant or adapted to warm indoor thermal conditions when it is operated with natural ventilation, rather than air conditioning, in particular by adjusting their clothing. Mixed-mode buildings are becoming increasingly popular as they offer a more energy efficient alternative than conventional mechanical solutions. However, when indoor temperatures and humidity levels are rising, it can be more difficult to maintain comfortable conditions using only passive solutions, and occupants are more likely to add energy-consuming cooling systems. This is the principle of adaptive thermal comfort addressed by Nicol et al.

* Corresponding author.
E-mail address: maareva.payet@univ-reunion.fr (M. Payet).

https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.111895
0378-7788/© 2022 Elsevier B.V. All rights reserved.

[5]: "If a change occurs such as to produce discomfort, people react in ways, which tend to restore their comfort".

Controls, like windows or fans [6], are equipment available to occupants to achieve comfort, in particular hygrothermal comfort. Occupants both adapt to the building and behave to adapt the building to their individual needs[7]8.

Within mixed-mode buildings, the usual hygrothermal controls available are:

- Passive systems such as numerous operable openings on opposite facades. In addition to providing a solution for air quality and thermal load removal, when airflow rates are sufficient, they offer the occupants the possibility to have natural cross-ventilation that decreases their perceived temperature and therefore the level of comfort, without using any energy. Openings are the key elements of a naturally ventilated design. According to a review done by Roetzel, A. et al. [9], the type of window depends on the climate. For instance, in warm climates, the effective size of the openings and their operability may be more important factors than the ones used to protect the building from outdoor conditions;
- Low energy-consuming systems such as variable speed ceiling fans. Ceiling fans also have the task of reducing the occupants' perceived temperature, and thus increasing the comfort temperature, providing forced convective cooling by increasing the air movement. Indraganti, M et al. [10] found that air speeds of about 1.0 m/s provided by ceiling fans push the comfort temperature up by about 2.7 °C in naturally ventilated offices in the warm and humid climate of India. The term low energy-consuming is justified by their ability to increase the level of thermal comfort with very low energy requirements, unlike high energy-consuming systems such as air conditioning. Energy is only needed for the motor to turn the blades and thus to increase the air speed. A ceiling fan at full power needs only 50–75 W on average. They play a key role and are systematically made available to occupants in new efficient buildings in La Réunion;
- High energy-consuming systems such as air conditioning. These systems offer an alternative during the hottest months but at the cost of a much higher energy consumption.

In non-residential mixed-mode buildings in tropical climates, the switch between these different operation strategies can be determined either manually by the occupants, or automatically by a building management system. It is a common practice to give occupants the opportunity to manage their own comfort by being active on the systems.

1.3. Occupant behaviour modelling: state of the art

The scientific community is already convinced that occupant behaviour has a significant impact on the energy performance of buildings [11]. Among other elements (such as the climatic conditions, the building envelope and the efficiency of the systems) Liu, Y et al. [12] and Yu, Z. et al. [13] listed occupant behaviour as one of the main element that affects energy consumption. Occupants have an impact by their presence and also by their actions on passive (i.e. windows), low energy-consuming (i.e. ceiling fans) and high energy-consuming systems (i.e. air conditioning) of the building. Presence is obviously a precondition for action to take place. In addition to the level of energy consumption, the designers must also take into account occupant behaviour and their needs, in order to make the right choices by designing the building itself [14]. For example, in the case of a naturally ventilated building, they have to determine the position of openings, their size and their type. If these systems are not ultimately accepted and used, the building does not operate efficiently. Another example, reported in [15], highlights that spatial layout and distance to the system are among the main factors influencing the opportunities for action. This study shows that occupants of open spaces are more "passive" regarding windows and thermostats, due to a greater distance with the control system, and also because they feel less free to perform actions when several people are present. Ignoring occupant behaviour can therefore be a potential cause of error in the design phase, when engineers have to estimate the future energy consumption of the building. The operational phase is often neglected and basic assumptions are made about how the building will operate, thus leading to significant gaps between prediction and actual performance. The work of the International Energy Agency (IEA), Annex 66 and more specifically Annex 79: Occupant-Centric Building Design and Operation[16], has reinforced the knowledge in this area by emphasising the need to focus on practical implementation of behavioural models and their design consequences.

Many models have been developed to address this issue, but few are available for tropical climates. Indeed, the recent state of the art done by Carlucci, et al. [17] stresses that few models have been implemented in non-air-conditioned buildings and especially in tropical climates. Among these few studies, energy demand prediction models have been developed. For instance, Yu et al. [18] trained a decision tree on data measured in residential buildings situated in the humid subtropical climate of Japan, but there are very limited feedbacks on behaviours and on how occupants actually operate on buildings controls in these conditions. In [19], the responsibility of the internal heat gains and occupant behaviour on the air-conditioning was revealed as the main source of the discrepancy between the models employed (i.e. artificial neural network and white-box via EnergyPlus) and the actual values of energy demand in a university building located in Sao Paulo. Bavaresco, et al. [20] investigated the influence of occupant behaviour towards internal blinds on the energy efficiency of an office located in the south of Brazil, using surveys. The information collected was directly used to identify the internal loads of a building modeled with EnergyPlus. From surveys and environmental measurements, Indraganti, et al. [21] also emphasised the role of fans as controls to offset discomfort in both naturally ventilated and air conditioned office buildings in the hot and humid climate of India. A Logistic regression model was used to predict the probability of fan use according to different indoor environmental conditions.

The use of ceiling fans and their combination with the use of windows is poorly studied. Indeed, in the review done by Stazi et al. [22] about the driving factors and the contextual events influencing occupant behaviour in buildings, only 4 papers dealt with fan use. In addition, only one took place in the tropical climate. In the work of Rijal et al. [23], a logistic regression model estimates the level of use of windows and fans and also evaluates the change in the indoor environment caused by these actions. The buildings studied in this work are naturally ventilated offices located in different sites, including a hot and humid climate in Pakistan. A method for implementing the prediction algorithms in the ESP-r dynamic thermal simulation software was also depicted.

1.4. Problem statement and objectives of the study

Even if methods for predicting occupant behaviour already exist in the literature, we believe that the implementation of specific equipment like windows and fans in tropical mixed-mode buildings leads to specific occupant behaviors that is significantly different from temperate climates. To the best of our knowledge, these specific behaviors are not fully described and modelled in the literature. As a consequence, it is necessary to develop new specific models. A report of the Australian James Cook University [24] pre-

dicts that almost 50% of the world's population will be living in the tropics by 2050. It is therefore important to boost the level of knowledge in these areas, where models are lacking and where a significant increase in the population and construction rate is expected in the coming years.

Considering the different issues highlighted above, the following questions raise up:

- How the occupants of mixed-mode buildings in a tropical climate use the different available controls?
- How do they combine these different controls?

This works aims at providing new tools to understand and to accurately model the occupant behaviour of mixed-mode buildings in tropical climates, where controls on ceiling fans and windows are available. More specifically, the developed models will estimate the use of the passive (kind of windows called louvers) and low energy-consuming (fans) controls by taking into-account the expected level of hygrothermal comfort of the occupants. Furthermore, as the operation of the considered controls are dependent, we also propose to link some of the developed models to represent the corresponding relationships.

To do this, we first monitored occupants' actions in a mixed mode building located in a tropical climate. Behavioural data on window opening, ceiling fan use and environmental variables such as indoor air temperature, indoor relative humidity and meteorological data were collected over a one-year period. Occupancy was not directly recorded. But as mentioned above, building's occupancy is a prerequisite key factor. Thus, a method for estimating the number of occupants, based on a regression decision tree algorithm and on the consumption data of the electrical outlets, is proposed. To model occupant behaviour, three types of machine learning techniques have been implemented: decision trees (DT), random forests (RF), and bayesian networks (BN). The development of these models is part of an overall desire and need to improve the assumptions made in the building design phase.

This paper is organised as follows. Section 2 describes the case study and the monitoring experimental set-up. Section 3 outlines the methodology and the different modelling techniques. The results of the study are discussed in Section 4. Finally, Section 5 gives some concluding remarks.

2. Case study

2.1. Description of the building

The case study is a design office of 310 m^2, occupying the ground floor of a residential building, located in La Réunion. Its 30 employees are architects, building engineers, landscape architects or urban planners, all using bioclimatic design principles in their projects, i.e. with an environmental awareness. This bioclimatic non-residential building is architecturally representative of the current construction trends. It is also easy to exploit since metering systems are already partially installed. Theses features justified the selection of this building as a case study.

The office is composed of two floors divided into several areas: open-spaces, a meeting room, a computer room and two individual offices. A floorplan of the case study is provided in Appendix A. Even if the building is located in an urban site, it is surrounded by vegetation, which helps to improve the hygrothermal, acoustic and aeraulic comfort conditions. The building was delivered in 2008, when there was no building regulations adapted to the tropical climate of Réunion Island. During the design phase the engineers followed the principles of natural ventilation and solar protection (see Fig. 1). Fig. 2 shows an interior view of the building

Fig. 1. Overview of the North facade of the case study: green patio with large solar protections.

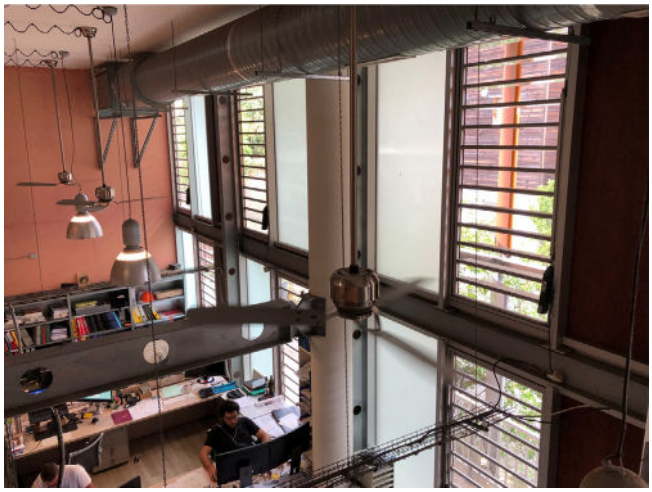


Fig. 2. View of the louvers and ceiling fans in open-spaces.

under study. In the office areas, the temperature is regulated by natural crossing airflows. The latter are made possible trough the use of many manually adjustable and full-height openings, called louvers. The top and bottom parts are adjustable independently. Ceiling fans can also help to reduce the temperature felt by occupants, on the hottest days, when air temperatures are high and when there isn't enough wind. The computer room is air-conditioned thanks to a split system. Finally, the meeting room is equipped with louvers allowing natural ventilation, a ceiling fan and it is also air-conditioned by a split system. According to Brager et al. [3], we will refer to a zoned mixed-mode building because natural ventilation and mechanical cooling operate in different areas of the building. Occupants are active and have manual control over the systems. Note that in this study, we focused on occupant behaviour in the open space area.

2.2. Data collection

Environmental and occupant action data were monitored for approximately 1 year, from November 2019 to March 2021. The environmental data are the indoor air temperature and humidity measured by 9 sensors TESTO 174H. The outdoor temperature, humidity, wind and solar radiation were recorded using a weather station. Point measurements of the operative temperature (including radiation effects from walls) were made at 3 different positions inside the building, and compared with the indoor air temperature.

The data related to the occupants' operation are the average power demand for the ceiling fans and for the electrical outlets, recorded every 10 min by energy meters. The status of the louvers was given by 37 magnetic contacts (see Fig. 3) providing binary signals (0 = the louver is open, 1 = the louver is closed). For these kind of sensors, the data flow is asynchronous since new information only appears when there is a new action. An overview of the monitoring equipment is provided in Table 1.

The data recorded by the different sensors located inside the building show that the whole office area behaves as a single thermal zone. In fact, in this zone, the temperature and humidity differences measured were within the accuracy range of the sensors and were therefore ignored. The individual offices, with probably less thermal loads, were excluded from the data because their thermal conditions were significantly different. As a consequence, in this work, we used the average indoor air temperature and humidity of the remaining 8 sensors located in the open space area.

The number of occupants was not directly recorded. However, occupancy is a prerequisite for action to take place and it is important to estimate occupancy prior building occupant behaviour models. The classical methods employed to infer the occupants' presence, such as CO2 sensors, occupancy detectors like passive infrared sensors (PIR)[25], acoustic sensors, RFID tags on ID cards, sonar sensors or video cameras [26], were not suitable for an open and naturally ventilated building where important air change rates are observed. In addition, the information obtained by some of these sensors, such as video cameras, sometimes requires heavy post-processing. The employees' time schedules can also provide knowledge, but we chose not to record them, because they can vary considerably from one individual to another and from one week to another. For example, in the present context, the specific work of building engineers (who are mobile workers) did not allow for the setting of regular time schedules. To estimate this data, we therefore developed a new model based on the total power demand of the electrical outlets, detailed in Section 3.

3. Methodology

3.1. Data analysis

Prior to the modelling of occupant behavior, a statistical analysis of the data was carried out. The first objective was to understand the evolution of occupant behaviour regarding the opening of windows and the use of ceiling fans over a full year. The second one was to determine the proportion of control use as a function of the environmental variables in order to highlight thresholds for triggering controls.

3.2. Overall methodology

Let us recall that our main objective is to model occupant behaviour in mixed mode buildings in tropical climates. Specifically, we are interested in modelling behaviours related to the level of ceiling fans and window opening. To this end, three machine learning classification techniques were implemented. In order to complete the measured data, the "Electrical outlets power" was used as an input feature of a regression decision tree model to estimate the number of people. All the measured data and the estimated number of people were scaled to an hourly time step in order to build the final behavioural models. Fig. 4 provides a general overview of the methodology employed. Note that the modelling components (i.e. occupancy and occupant behaviour models) of the proposed methodology are based on machine learning techniques namely Decision Tree (DT), Random Forests (RF) and Bayesian Networks (BN). These techniques are depicted at length in Appendix B.

Fig. 3. Opened window (called louvers) with magnetic contact.

Table 1
Monitoring equipment inside the building.

Equipment	Denomination	Number
Air temperature and hygrometry sensor	Testo 174H	9
Magnetic contact	NODON SDO-2–1-05	37
Multichannel concentrator + meters modules	OMEGAWATT	1
Data acquisition system	JEEDOM Pro v2	1

3.3. Occupancy modelling

Zhao et al. [27] proposed to estimate the occupancy of an open-space, based on the individual behaviours of 15 employees, using 3 techniques namely C4.5 decision tree, locally weighted naïve Bayes, and support vector machine. The data collected over 3 months were the electric consumption of the office appliances for each occupant, like the computers, monitors, desk lamps and other office equipment. In addition to these individual consumption data, pedometers were used as field data to train and validate the individual presence models. By combining this individual presence and absence information, the group occupancy schedule was generated for the open space. This study showed the correlation between presence and consumption of office equipment but at the expense of many expensive and intrusive sensors. Furthermore, it was noted that the results may be biased and dependent on occupant stringency, since occupants may forget to remove their pedometers outside the office.

In this work, we developed a simple occupancy model that does not require specific sensors (like pedometers) to estimate the number of people. Instead, we assumed that the overall occupancy can be inferred from the total power demand of the electrical outlets, which mainly include the computers of each person. The latter is directly measured by the energy meters. To build the training database, the first step was to count manually, every hour, the number of people present at their workstation, during 1 week (5 working days and 2 weekend days). The selected week was considered to be representative of a typical working week. Secondly, we extracted the total power demand of the electrical outlets recorded during this week. Then, we approximated the number of people present every hour, with a regression decision tree (DT) model, which is depicted in Appendix B. The time of the day and the total power demand of the electrical outlets were used as input features. Fig. 5 describes the implementation of the model. 55% of the data were taken for training and 5-fold cross-validation, 45% for the test phase. Finally, the results of the model were extended to the whole

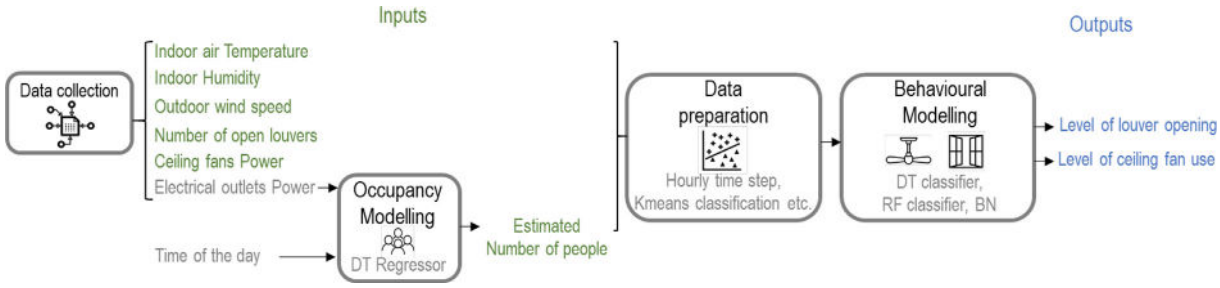


Fig. 4. Overall methodology. In this scheme, DT stands for Decision Tree, RF for Random Forest and BN for Bayesian Networks.

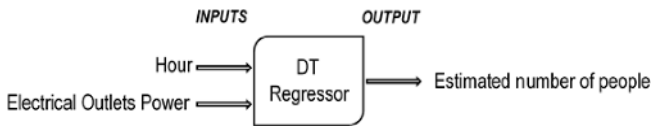


Fig. 5. Implementation of Decision Tree (DT) regressor for the prediction of the number of people.

year, in order to obtain a realistic estimation of the number of people over the year.

The output of this first regression decision tree was used as input for all subsequent behaviour models.

3.4. Behavioural modelling: Data preparation

The measured data and the estimated occupancy were preprocessed to get an homogeneous hourly time step for every variable. The choice of an hourly time step was motivated by the fact that no significant variation in the number of occupant actions was detected below the 1 h granularity.

Different input features were tested to build the behavioural models. Only the most relevant ones are listed in Table 2.

Occupant behaviours were modelled using the classification techniques presented in Appendix B, namely classification decision trees, random forest and Bayesian networks. The models were constructed using either numerical or categorical variables, or both. Only categorical data were used in the case of BN. Regarding the outputs of the behavioral models i.e. level of fans and louvers opening, classes were created using the unsupervised clustering K-means algorithm, to reduce the number of possible values for each variable. A detailed description of this algorithm is provided in [28]. The goal is to group similar data points together from data without output labels. Furthermore, we believe that estimating behaviours in terms of classes and thus intervals of values is more realistic than discrete numerical outputs. 3 categories for each variable were defined, for a trade-off between modelling performance and physical consistency in the interpretation of the classes. For example, with only 2 categories for the variable "Level of ceiling fans", the difference between the minimum and maximum bounds of the "High" level was several hundred watts. This does not permit to accurately ascertain the impact of this control. Table 2 summarises the variables and their possible values. For example, the occupancy variable in categorical form is called "Occupancy" and can take one of the following 3 levels: Absent, Medium or High while occupancy in discrete numerical form is called "Number of people" and ranges between 0 and 23. In the same way, the "Level of louver opening" and the "level of ceiling fans" were classified as: "Low", "Medium" or "High", based respectively on their numerical forms called "Number of open louvers" and "Ceiling fans Power".

For classification decision tree and random forest, thermal comfort data were directly expressed using the continuous variables of indoor air temperature and humidity. For bayesian network, the class form of thermal comfort level was defined based on the comfort levels inspired by the Givoni diagram, a tool widely used in design offices in tropical climates. This graphical display identifies

Table 2
Summary of the data used to create the models.

Input variable	Type	Class/ Range
Indoor air temperature [°C]	Numerical	[19.95: 31.51]
Indoor humidity [%]	Numerical	[46.50: 93.14]
Outdoor wind speed [m/s]	Numerical	[0: 15.90]
Level of wind	Categorical	Low, Medium, High (Low for wind speed ⩽4.7 m/s and High wind speed ⩾9 m/s)
Level of comfort	Categorical	Discomfort, Comfort at 0 m/s, Comfort at 0.5 m/s, Comfort at 1 m/s
Number of people [u]	Numerical	[0: 23]
Occupancy	Categorical	Absent, Medium, High (Absent for Occupancy ⩽2 and High for Occupancy ⩾19)
Number of open louvers [u]	Numerical	[0: 43]
Ceiling fans Power [W]	Numerical	[0: 750]
Output variable	**Type**	**Class/ Range**
Level of louver opening	Categorical	Low, Medium, High (Low for a louver opening rate ⩽16% and High for a louver opening rate ⩾47%)
Level of ceiling fans	Categorical	Low, Medium, High (Low for ceiling fans power ⩽17% of the installed power and High for ceiling fans power ⩾45% of the installed power)

comfort zones based on air temperature and relative humidity [29]. A comfort level of 0.5 m/s means that an air speed of 0.5 m/s is required to be in a comfortable situation. It should be noted that an air speed of 1 m/s can be achieved with the help of ceiling fans. For the comfort zone at 0 m/s, no wind is necessary to be comfortable The reader is refered to Appendix C for more details regarding the Givoni diagram.

Finally, it must be stressed that, in our case study, we are dealing with a dataset composed of multiple imbalanced classes, i. e. the number of instances available for the different classes is unequal. For example, the "Low" class for the level of ceiling fans contains 7620 data points while the "Medium" class contains 528 data points.

Original data of this study are available at Mendeley Data (doi: 10.17632/cyh3z6dnr3.1).

3.5. Behavioural modelling: Implementation

We implemented the following classification models:

1. Estimation of the level of louver opening deduced from indoor air temperature, indoor humidity and the number of people. The impact of the external wind speed on these results was also analysed (See Fig. 6);
2. Estimation of the level of ceiling fan deduced from the same inputs, i.e. indoor air temperature, indoor humidity and the number of people (See Fig. 7);

It is common to assume that occupants will use the openings first before turning on the fans. This is evidenced by the data collected in the present study (see Section 4) which demonstrate that the controls are linked. As a consequence, in this work, we designed models that link the louver openings and the fan operations. Therefore, two additional variants to estimate the level of ceiling fan, incorporating information on the level of louver opening in addition to the previous inputs, were assessed:

1. Estimation of the level of ceiling fan deduced from measured level of louver opening (see Fig. 8). This is an "ideal" case where field data on the opening of louvers is available.
2. Estimation of the level of ceiling fan adding estimated level of louver opening as input, i.e. linking with model 1. This model could be used when field data on louver opening are not available. Fig. 9 explains the principle of linking classifiers. The structure of this model, i.e. the link between the opening of louvers and then the use of ceiling fans, is consistent with the results obtained in Section 4 showing that an occupant first acts on the louvers and then on the ceiling fans in order to satisfy his comfort needs.

Regarding the building and the assessment of the models, 70% of the data were used respectively for the training phase and 30% for the testing phase. It must be noted that we also employed a 10-fold cross-validation in order to optimize the models' hyper-parameters.

Finally, following the framework proposed by [30] in their review of machine learning in building load prediction, we propose a synthetic description of our models in Appendix D.

3.6. Performance evaluation

The performance of the occupancy model by regression decision tree was evaluated using the classical determination coefficient (R^2) and the Root Mean Square Error (RMSE) [31]. R^2 must be maximised while RMSE must be minimised. RMSE is described as follow:

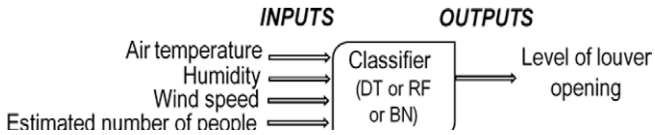


Fig. 6. Model 1: Classifier description for the estimation of the level of louver opening. Note that the classifier can be either a decision tree (DT), a random forest (RF) or a bayesian network (BN).

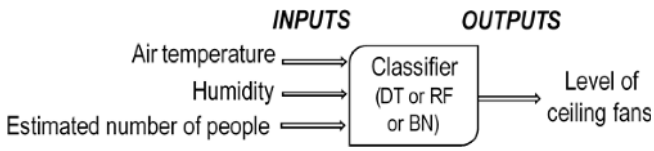


Fig. 7. Model 2: Classifier description for the estimation of the level of ceiling fan. Note that the classifier can be either a decision tree (DT), a random forest (RF) or a bayesian network (BN).

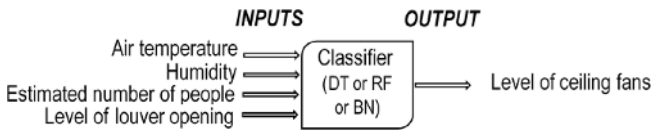


Fig. 8. Model 3: Classifier description for the estimation of the level of ceiling fan with information about louver opening from measurements. Note that the classifier can be either a decision tree (DT), a random forest (RF) or a bayesian network (BN).

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(\mathrm{Estimated}_i - \mathrm{Actual}_i)^2}{N}} \tag{1}$$

where Actual is the value taken by variable to predict, Estimated the value estimated by the model and N the number of observations.

To assess the performance of classifiers, the accuracy metric is the most employed indicator [32]. However, as mentioned in Section 3.4, we are dealing with imbalanced datasets and some metrics are more appropriate than the accuracy metric. For instance, the F1 score is used in [33] to compare the performance of several classification models on an imbalanced multiclass dataset. Hence, in this work, the F1 score, also known as balanced F-score or F-measure, is used to assess the performance of the different classifiers used to model occupant behaviours.

The F1 score is a harmonic mean combining model precision and recall into a single number (see Eq. 4). Precision and Recall are calculated from the confusion matrix (see Fig. 10) for each class, according to Eqs. 2 and 3. Finally, the F1 scores of every classes are averaged and combined into a single value, the overall F1 score. More precisely, it should be noted that, to deal with the imbalance in the data, the average F1 scores were weighted by the number of true instances of each class.

$$Precision = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP}} \tag{2}$$

$$Recall = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FN}} \tag{3}$$

$$F1\ \mathrm{score} = 2 \times \frac{\mathrm{precision} \times \mathrm{recall}}{\mathrm{precision} + \mathrm{recall}} \tag{4}$$

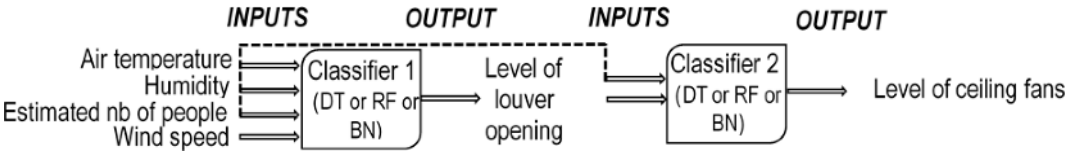


Fig. 9. Model 4: Combination of 2 classifiers to estimate the level of ceiling fan with estimated level of louver opening as input. Note that the classifiers can be either decision trees (DT), random forests (RF) or bayesian networks (BN).

		Actual class	
		Low	≠ Low
Estimated class	Low	TP	FP
	≠ Low	FN	TN

Fig. 10. Confusion matrix related to a specific class.

The F1 score metric should be maximised, i.e. an F1-score reaches its best value at 1 and its worst score at 0.

4. Results

4.1. Data analysis

Temporal analysis. The operation of controls fluctuates depending on the period of the year. In summer[1], their use is more frequent than in winter. Fig. 11 shows the evolution of the level of ceiling fans along the year. The hours of use of the fans are regular, between 9:00 am and 8:00 pm, i.e. during the occupancy hours. The highest levels of fans are found between December and April, the warmest months. In 2020, the fans are less employed in March-April than in 2021 at the same period. This situation may relate to the COVID-19 pandemic that happened during these two particular years. Indeed, a total lockdown (red zone on Fig. 11)) took place for a few days in March 2020, with no employee able to access the offices. During the two periods of partial lockdown (orange zone on Fig. 11) came the implementation of teleworking and shift work. During this phase, employees were present but in a reduced number. Even if the number of occupants was lower during these periods, there were still actions on the controls of hygrothermal comfort. Indeed, occupation is the starting point of an action on louvers or fans that is why our models are built to take into account a decrease in occupancy. However, it can be assumed that for a "typical" year the period of high fan use would extend over the whole period from December to April with higher levels in February-March. Similarly, louvers are employed in high proportions during the month of March. Between April and May, it is a medium use and between June and August it is a low use.

Time periods of high levels of use for both controls are those of hygrothermal discomfort as well.

Statistics and thresholds. Fig. 12 shows the ratio of opened windows and fan use during occupancy hours, for each level of comfort given by the Givoni chart. The distribution of the hygrothermal data is plotted in the Givoni diagram (see Appendix C). For both controls, the proportion of use increases as the comfort decreases, which is in line with the principle of adaptive thermal comfort mentioned in the introduction [5]. Windows are employed alone in the comfort zone with no wind (0 m/s). The fans start to be employed when an air speed of 0.5 m/s is required to be comfortable.

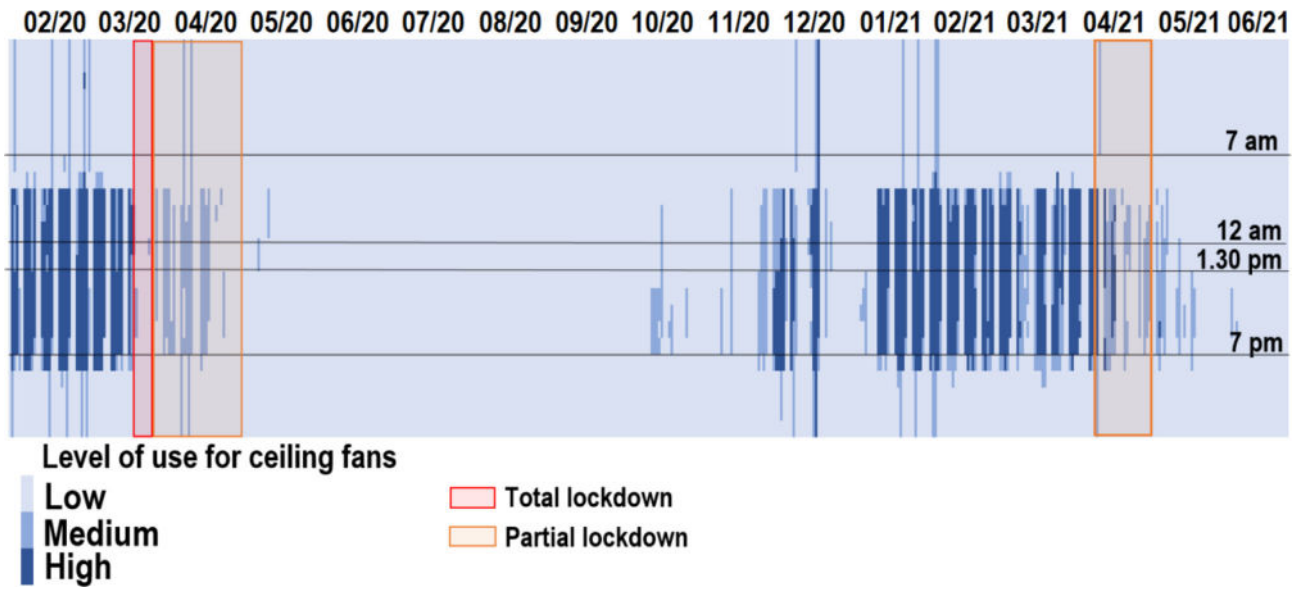


Fig. 11. Evolution of power levels for ceiling fans. The y-axis gives the hourly evolution of the fan use while the x-axis provides around 1.5 year of daily operation.

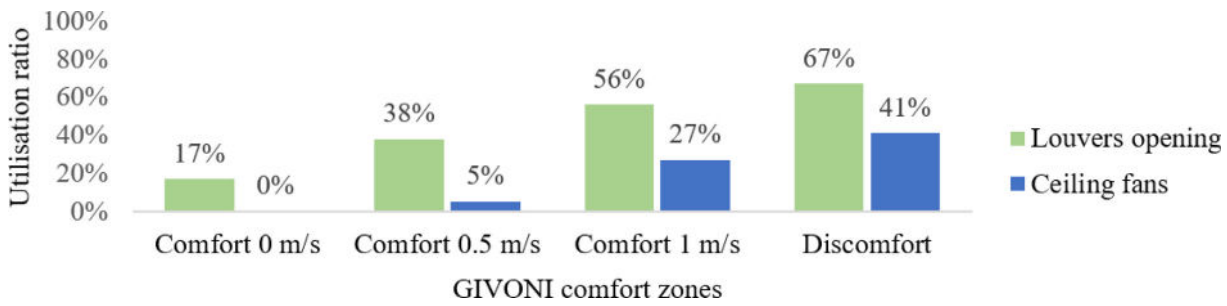


Fig. 12. Controls use ratio according to the level of comfort.

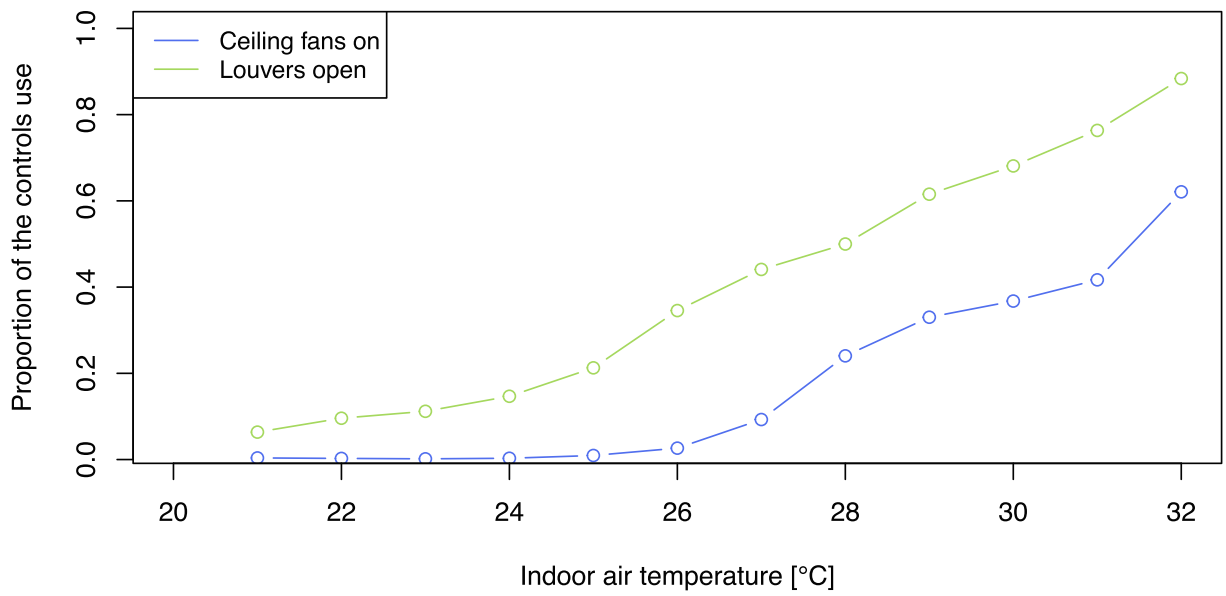


Fig. 13. Proportion of the controls use according to indoor air temperature.

Fig. 13 specifically focuses on the proportion of control use as a function of the indoor air temperature only. As shown by this figure, when the interior temperature is 25°C, in average 25% of the louvers are opened and all the fans are off. The occupants switch on the fans once this threshold of 25°C is overtaken, while the louvers are already opened. Therefore, users operate first on louvers then on fans. A proportion of open louvers of 0.5 is obtained for an average indoor air temperature equals to 27.6°C, while for the ceiling fan control, this proportion is reached at 31.5°C. It should be noted that our data showed that the effect of wall radiation was not significant for our case study due to the large solar shading on the facades. The indoor air temperature is therefore considered equivalent to the average radiant temperature. In the study by Kumar, S. et al. [34], the window opening proportion of 0.5 was obtained for 28.5°C. In addition, the maximum proportions they found were 75% for window opening and 81% for fan use. In our case study, the occupants operate more on the openings since up to 88% are opened at 32°C. However, the maximum rate of use of the fans did not exceed 62% over the year of measurement. The operation of controls increases as comfort decreases, but they are never used at their maximum.

This suggests either the controls are not easily accessible or available, or there are too many systems available compared to the occupants' needs to achieve thermal comfort.

Fig. 14 reveals a strong correlation between the operation of the controls during hours of occupancy and the indoor air temperature. Indeed linear regressions give coefficients of determination $r^2 = 0.7$ for ceiling fans power and $r^2 = 0.82$ for the number of open louvers. According to our measurements, the relationship between external wind speed and the use of the controls studied does not appear to be linear.

The first control threshold is 22°C for louver opening. The following one is above 25 °C for turning on the ceiling fans. This is consistent with our model construction 3 and 4 where the estimation of the level of ceiling fans is linked to the estimation of the louver opening level. When the temperature exceeds 26°C, the minimum power demand of the ceiling fans is 200 W. This power demand increases in accordance with the indoor air temperature augmentation. This means that either the speed of the selected fans increases, or the number of fans switched on increases, or both at the same time. The maximum power demand is observed between 28°C and 30°C. On the other hand, an average of less than 10 louvers are opened below 26°C. Above 26°C, the number of open louvers is more than 20. Whatever the comfort level, some louvers always remain closed since we never reach the maximum number of louvers present in the building. An analysis of the spatial distribution of the louvers showed that the ones situated furthest from the workstations were the least opened. In the study of Rijal et al.

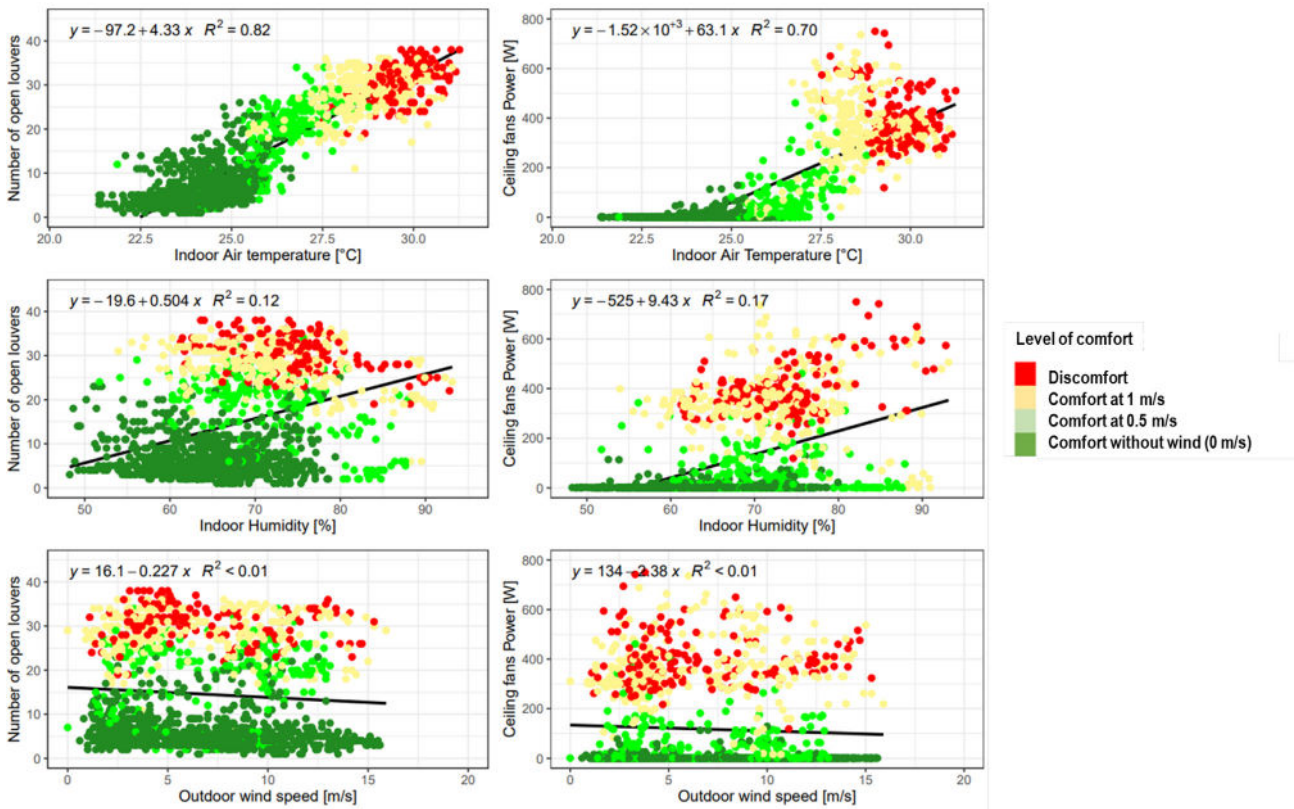


Fig. 14. Relationships between occupant behaviour, i.e ceiling fan use and windows opening, and the indoor air temperature, indoor humidity and outdoor wind speed.

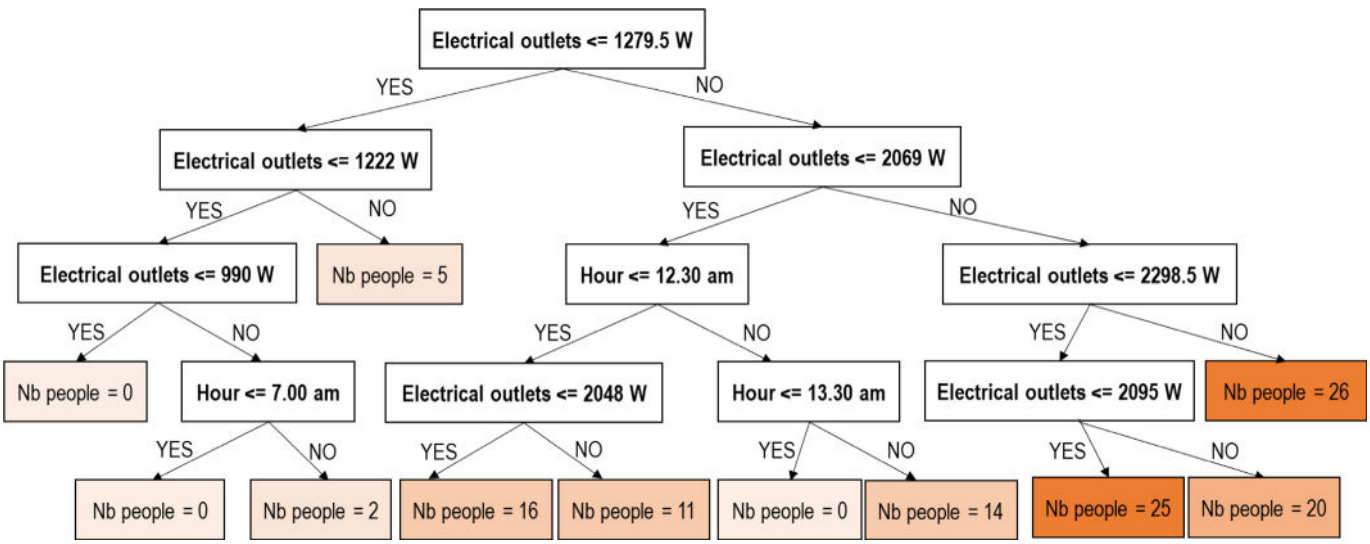


Fig. 15. Regression Decision tree obtained for occupancy estimation for the first 4 levels of depth.

[23], the threshold at which controls were activated is an indoor temperature of 20°C. In our study, the higher thresholds suggest that the building is better designed towards ventilation, the controls more efficient and the occupants may be more adapted to higher temperatures. Note also that the "discomfort" and "comfort at 1 m/s" zones overlap for the most important uses of controls, which questions the Temperature/Relative Humidity bounds defined for these two zones.

4.2. Occupancy modelling

The regression DT implemented to estimate the occupancy has a fairly good determination coefficient R^2 = 0.937 and an Root Mean Square Error (RMSE) = 2.176 people, highlighting the link between the occupancy, the time of the day and the electrical outlets power demand. Fig. 15 shows the resulting tree, for the first 4 levels of depth, that highlights the structure of the model. The final

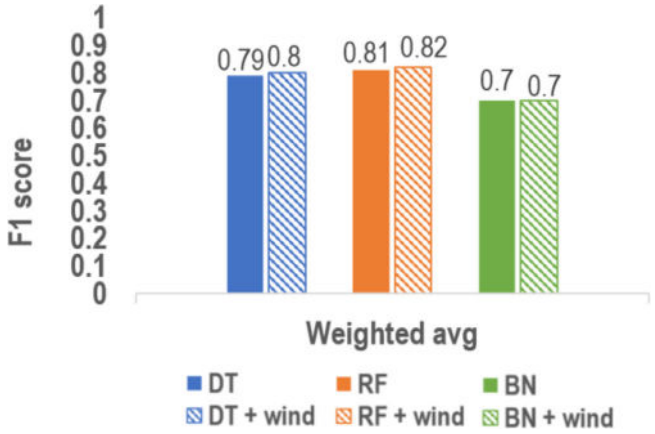


Fig. 16. F1 score for the estimation of the level of louver opening (model 1).

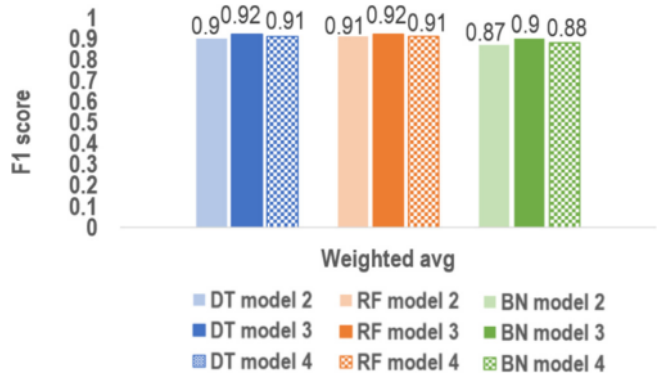


Fig. 17. F1 scores for estimating the level of ceiling fans without louver data (model 2) VS integrating louver data: optimal case from measured data (model 3) VS combined case from estimated louver data (model 4).

leaves are the possible values that occupancy can take, i.e. the number of people. The general rule is that a higher power demand means a higher number of people. Above a power demand of 1279.5 W, i.e. on the right side of the tree, the occupancy can range from 10 to 26 people, except during the lunch break when no one is present. Indeed, on this branch, we can see a specific rule which takes into account the decrease in the occupation between 12:00 pm and 1:30 pm. Below a power demand of 1279.5 W, i.e. on the left side of the tree, the occupancy does not exceed 5 persons. A minimum power demand of 990 W is also observed, even during the night. This lower bound of the power demand refers to a fixed consumption of equipment always plugged in, such as the water cooler or refrigerator, as well as the standby power of appliances such as the printer. Some computers are also not switched off during night. In addition, arrival and departure times seem to be well taken into account since specific rules exist at 7:00 am and 4:30 pm, which are key times for some employees.

We built a first DT that only took the average energy demand of electrical outlets and the hour as unique input features. Unfortunately, as some people leave their computers on during lunch time, this early model was unable to take into account the drop in occupancy at noon. Incorporating the time of day into the features enables more realistic estimations during the lunch break, when the number of people decreases. A weakness of this model is the small amount of data taken for the validation phase, and it would be desirable to collect a new set of real occupancy data over a new week to confirm the results.

4.3. Behaviour modelling

Fig. 16 represents the overall F1 scores obtained for the estimation of the level of louver opening (model 1). The hatched bars are the results obtained when the outdoor wind speed is included as an input feature. As shown by Fig. 16, overall the RF classifier performs slightly better than the two other models. In addition, the inclusion of the external wind speed therefore provides additional information and slightly improves the performance of the DT and RF model for the level of window opening.

Fig. 17 compares the ceiling fan level estimation with models 2 (light-coloured bars), 3 (bright-coloured bars) and 4 (gridded bars). Again, when no information on louver is used, the RF classifier slightly outperforms the two other classifiers, although the others perform also well. First, it must be noted that the addition of louver data as input (i.e. models 3 and 4) improves the modelling results for the estimation of the level of ceiling fans. This confirms the link between these two controls. Second, and more interestingly, the integration of louver opening estimated by model 1 (i.e. model 4) does not significantly degrades the performances of the models. Model 4 can therefore be used when no window opening data is available.

This section only presents the overall results of the weighted average F1 score. The detailed scores obtained by each class can be found in Appendix E.

4.4. Discussion

The analysis of a full year of monitoring data suggests that dynamic thermal simulations in the design phase should take into account the dependency between the indoor air temperature, the surface of opened windows and the level of fans. Indeed, above 22°C, an increasing air change rate due to window opening should be defined and, in the same way, above 25°C the electrical consumption of ceiling fans should rise. The thermal simulation models should also assume seasonal calendars for the operation of the systems and not just a single one for the whole year.

Occupancy data is difficult to capture in a mixed-mode building composed mostly of open spaces and using natural ventilation most of the time. To overcome this difficulty, a new occupancy model was implemented using the power demand of the electrical outlets and the hour of the day. This non-intrusive method provides a reliable estimate of the number of people in the building. Collecting occupancy data for an additional week would complete and confirm the current validation phase. In addition, the occupancy model proposed in this work estimates the number of people based on the energy consumption of the building, and is therefore valid for this specific case study. In order to generalize the approach, a possible solution would be to use dimensionless ratios such as "electrical outlets/floor area" and "percentage of people".

In this work, three modelling techniques were investigated to estimate the level of window (called louvers) opening and ceiling fan use. In both cases, the Random Forest classifier obtained the highest F1 scores. However, each of the other models also provides useful information for designers. Decision trees have the advantage of providing readable classification rules by highlighting the most important key variables. Bayesian networks can generate additional information by calculating the probabilities of class membership.

Different input features data sets were tested in the modelling process. Better results were obtained by using directly the numerical values of indoor air temperature and of humidity instead of using the classes derived from the Givoni comfort zones. This

result highlights the discrepancies between this comfort model and the comfort actually perceived by occupants. An indoor condition corresponding to a comfort zone different from "comfort without wind" does not necessarily mean that the controls are employed. On the other hand, they can be operated outside the comfort zone of 1 m/s. Similarly, the addition of outdoor wind speed as an input feature also slightly improved the F1 score for the estimation of the level of window opening. However, for an application on other case studies, it may be more suitable to choose a model without this feature. Indeed, this data is not always reliable and available on-site.

As demonstrated in this work, the estimation of ceiling fan use was improved by adding information on window opening as an input feature, which demonstrates that these two controls are linked. A model combining 2 classifiers was therefore proposed, which provides an answer to Carlucci's statement [17] about the need to model "combined actions providing a wider view of human actions and their impact in terms of energy consumption and occupants' comfort". Hence, since the design phase of the building, these two systems should not be considered separately.

The lockdown and teleworking periods occurred during the summer, when the controls are the most solicited. The temperature and humidity data for these periods indicate that the "Medium" and "High" levels classes for the use of controls should be better populated under normal conditions of operation. This particular distribution of the data has two effect on the results. First, the models were trained with a higher proportion of low occupancy data than would be expected for a normal year. Consequently, they probably perform better under these low occupancy conditions. However, even if the lockdown periods had been removed from the data set, the training samples corresponding to medium and high level of behaviours, would have been the same and the models should perform identically for these conditions. Second, for a distribution of the data corresponding to a normal year, the differences in terms of F1 scores between the different classes should be significantly reduced. Oversampling or undersampling techniques could also be applied to reduce these differences. However, we use the F1 score to compare the performance of the different models developed in this work and the particular distribution of the classes resulting on the lockdown period has no effect on the results of the comparison.

5. Conclusion and outlooks

The main objective of this work was to model occupant behaviour in mixed mode buildings in tropical climates. The behaviors were related to the use of ceiling fans and window opening. A mixed mode office building, representative of the current construction trend, located in the tropical climate of La Réunion was therefore monitored during one year. Data related to hygrothermal comfort and occupant behaviour towards ceiling fans and window opening were collected. A new occupancy model based on a regression decision tree was first implemented to estimate the number of people. In a second step, the occupant behaviour was modelled using classification decision trees, random forests and bayesian networks.

A statistical analysis allowed to determine thresholds for the operation of the controls. Above 22°C, the rate of indoor air exchange increases due to the increase in the level of window opening, and then, above 25°C, the power consumption of the ceiling fans increases. The estimation ability of the models was evaluated and random forests led to the best F1 scores. However, the other methods also demonstrated their capacity to represent occupant behaviour reliably and provided useful information. A combined model of two classifiers was proposed to estimate the level of ceiling fans. The relationship between occupancy and behaviours, comfort level and behaviours, and between the controls themselves was highlighted. More importantly, it was shown that the use of windows and ceiling fans are linked and should not be considered separately.

This study is a new contribution to the understanding and consideration of occupant behaviour in tropical climates. The solution of mixed mode buildings, which take advantage of natural ventilation and reduce the use of air conditioning, is an interesting option in tropical climates, or even in other climates which are likely to become warmer in the coming years. The methodology proposed in this work for estimating, firstly, occupancy in a non-intrusive way, and secondly, the level of use of the controls, provides a framework that can be replicated to collect more data in other buildings. We believe that the amount of field data measured for different building configurations and occupant types needs to be increased in order to help understand behaviours in tropical climates.

Further work will consist in implementing these models with a dynamic thermal simulation tool like EnergyPlus, in order to improve hypotheses in the design phase.

We hope these models will permit reducing the gap between predicted and actual energy consumption in buildings, while enlightening designers on the potential of passive or low energy-consuming solutions, towards an efficient architecture where occupants are placed at the centre of the thinking.

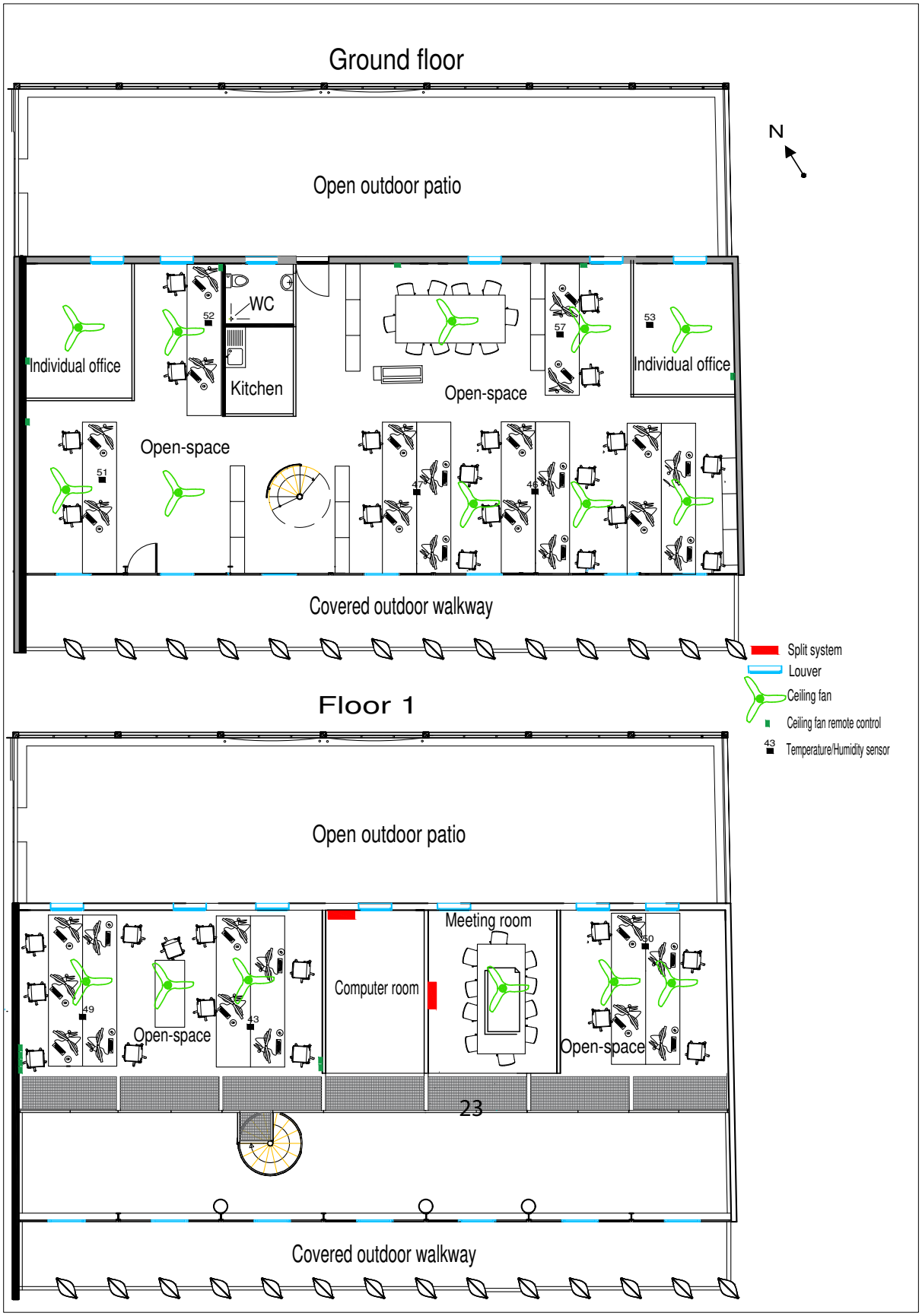
Declaration of Competing Interest

The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Acknowledgement

This work is part of an on-going PhD thesis funded by the National Association for Research and Technology (ANRT) and the design Office LEU Reunion about the impact of occupant behaviour in non-residential bioclimatic buildings in tropical climates.

Appendix A. Floorplan of the case study

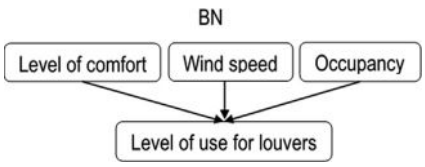


Appendix B. Machine learning techniques selected in this study

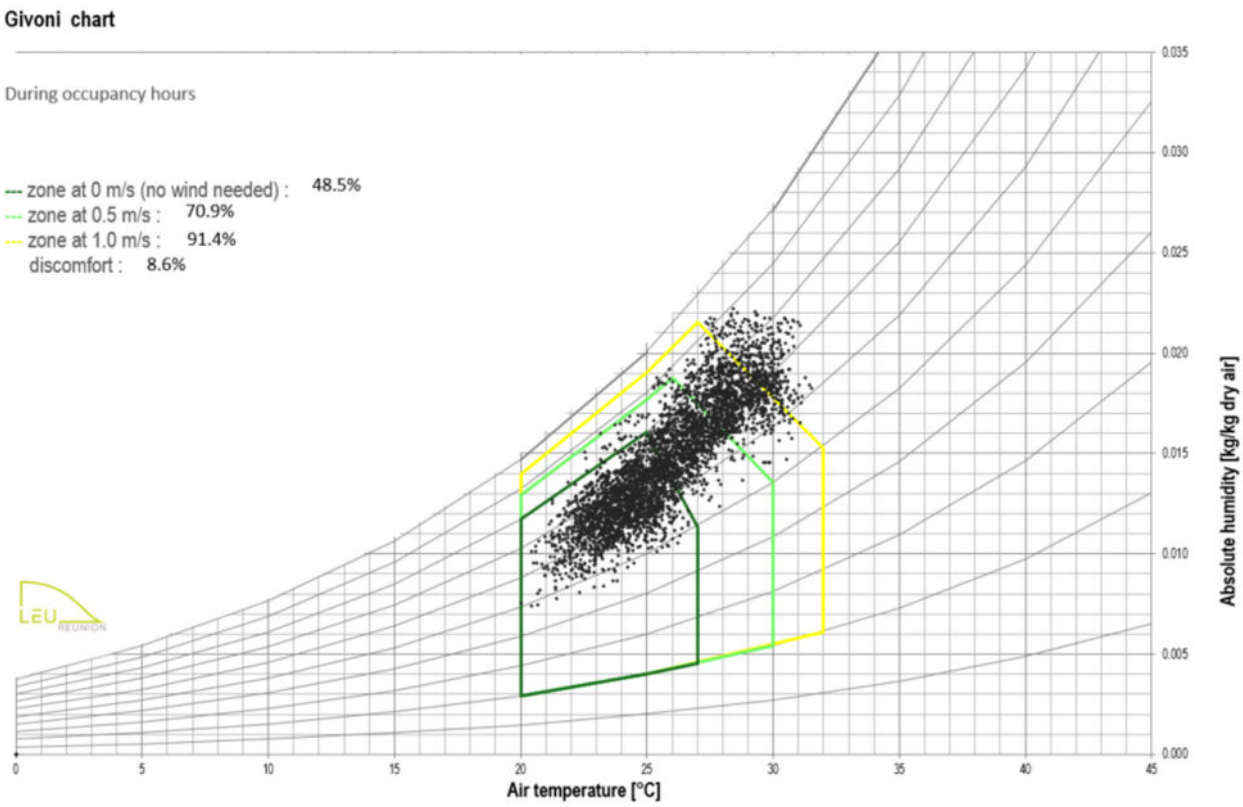
Decision Trees. The first technique we employed is the supervised algorithm of decision trees (DT). Decision trees are part of the data-driven deterministic methods and are able to predict either a numerical value (regression tree, as applied for the estimation of the number of people) or a class (classification tree, as applied for the behavioural models). A tree is a decision aid for a plausible value of the target variable Y (the label) we want to explain, when the values of the input variables (the features) are known. A tree is read by going down from the root to one of the final leaves where the final decisions (i.e. the possible values of Y) are located, passing through intermediate nodes. It is built iteratively. At each step, or "node", the data is separated into two subsets, following an "If, Then" rule applied to an input variable. For each step, these input features are chosen to provide the best possible separation of Y values. The objective is to obtain the optimal sequences of rules to explain the different possible values of Y[35]. For a new dataset, the resulting tree will lead to a decision, following the path obtained when applying the rules. In this way, we can understand the relationships between the variables in an explicit way [18]. Moreover, decision trees require relatively little effort for data preparation, which represents a great advantage during the design phase. Several algorithms have been developed over the years for decision trees. We used the decision tree algorithm of the scikit-learn library available for Python, which is based on an optimised version of the CART algorithm [36].

Random Forests. Trees can are easily prone to overfitting i.e. over complex trees will not perform well on unseen data. Trees can also become unstable to small variations in the data. To avoid this situation, we can control the model complexity by using mechanisms such as pruning the tree, setting the minimum number of samples required at a leaf node or setting the maximum depth of the tree. Another solution is the use of derived models such as random forests (RF), also belonging to the data-driven deterministic models. RF will fit a number of decision tree classifiers to various boostrapped subsamples of the data set and take the average (for a numerical variable) or the majority answer (for categorical variables) to improve the performance of the model during the testing phase. Several decision trees will therefore be trained. The strengths (and weaknesses) of each tree are aggregated. However, contrary to DT, the results obtained by a RF are not easily readable. In this work, we used the random forest classifier algorithm from the scikit-learn library of Python [37].

*Bayesian Networks.*The third type of technique is the Bayesian network (BN) which belongs to the probabilistic graphical methods. A BN contains conditional probabilities which is the main difference with deterministic trees. The principle of this method is to calculate a probability for the target variable, given specific observations. Like a decision tree, a BN provides an explicit and intuitive graphical representation. In addition, a BN provides additional information included in the probability distributions. The figure below represents the structure of the BN implemented in this work to estimate the level of louver opening. The nodes represent the random variables associated with a conditional probability table. The arcs that connect the nodes are oriented and indicate not only a simple correlation, but also the cause/effect relationship between 2 variables [38]. To build the BN models, we used an algorithm from the pgmpy python library [39].



Appendix C. Hygrothermal data on the Givoni chart



8.6% of the hygrothermal data are in the discomfort zone during occupancy hours, 48.5% are in the zone where no wind is needed to be comforTable (0 m/s), while 42.9% are in the zone where an air speed of 0.5 or 1 m/s is necessary to achieve comfort. These air speeds can be reached by natural ventilation (use of louvers) or by the use of ceiling fans.

Appendix D. Identity card of the models implemented in this work

This identity card framework was proposed by Zhang et al. [30].

General information	Building type	Office building
	Building numbers	Single building
	Type to predict	level of ceiling fans/ level of louver opening
	Application scenario	Building parameter design
	Forecasting horizon	Hours
Data description	Source of data	Real Building Automation System/ independent sensors
	Sampling interval of data	Hours
	Data cleaning method	Timestamp formatting, Data cleaning, Data resolution processing, Scaling
	Training/validation/testing data	70% training + 10-fold cross validation dataset 30% testing dataset
	Nb of data	8640 points from March 2020 to February 2021
Feature engineering	Feature extraction	From measurements, Occupancy estimated by regression decision tree
	Final features used	Nb of people/level of louver opening/Indoor temperature & humidity
Algorithm	Main algorithm structure	Decision trees/ Random Forest/ Bayesian network
	Other support techniques	Clustering technique: kmeans
Performance evaluation	Error metrics	Weighted average F1 score

Appendix E. Detailed results

The imbalanced nature of the dataset can be seen in the estimation performance of the fan use. The class Medium scored lower than the classes "High" and "low". Indeed, this class has the lowest amount of data, thus penalizing the training phase. As a result, the overall weighted average F1 score depends significantly on the score obtained for the class "low" since it is the most populated in terms of number of data. However, the most energy intensive class is the class "High", which had relatively good F1 scores, up to 0.9 even for the BN, making all the tested models suitable.

	Model 1			Model 2			Model 3			Model 4		
Class	BN + wind	RF + wind	DT + wind	DT	RF	BN	DT	RF	BN	DT	RF	BN
Low	0.76	0.83	0.81	0.96	0.96	0.95	0.97	0.97	0.97	0.96	0.96	0.95
Medium	0.68	0.82	0.80	0.19	0.16	0.00	0.26	0.19	0.04	0.20	0.16	0.00
High	0.56	0.74	0.75	0.80	0.83	0.62	0.86	0.87	0.88	0.82	0.84	0.73
Weighted avg	0.70	0.82	0.80	0.90	0.91	0.87	0.92	0.92	0.90	0.91	0.91	0.88

References

[1] S.H. Réunion, Bilan énergétique de la réunion 2018, édition 2019, Tech. rep., SPL Horizon Réunion (2019). URL:https://energies-reunion.com/nos-actions/observation/bilan-energetique-de-la-reunion-2/.

[2] M.C. Peel, B.L. Finlayson, T.A. McMahon, Updated world map of the köppen-geiger climate classification, Hydrology and Earth System Sciences 11 (5) (2007) 1633–1644.

[3] G. Brager, S. Borgeson, Y. Lee, Summary report: control strategies for mixed-mode buildings, Tech. rep., Center for the Built Environment (2007)..

[4] J. Kim, F. Tartarini, T. Parkinson, P. Cooper, R. De Dear, Thermal comfort in a mixed-mode building: Are occupants more adaptive?, Energy and Buildings 203 (2019) 109436

[5] J.F. Nicol, M.A. Humphreys, A stochastic approach to thermal comfort-occupant behavior and energy use in buildings/discussion, ASHRAE transactions 110 (2004) 554.

[6] I. Raja, J. Nicol, K. McCartney, M. Humphreys, Thermal comfort: use of controls in naturally ventilated buildings, Energy and Buildings 33..

[7] A. Mahdavi, The human dimension of building performance simulation, in: 12th International IBPSA Conference: Building Simulation, 2011, pp. 14–16..

[8] W. Turner, T. Hong, A technical framework to describe occupant behavior for building energy simulations Tech. rep., Lawrence Berkeley National Lab. (LBNL), Berkeley, CA (United States), 2013.

[9] A. Roetzel, A. Tsangrassoulis, U. Dietrich, S. Busching, A review of occupant control on natural ventilation, Renewable and Sustainable Energy Reviews 14 (3) (2010) 1001–1013.

[10] M. Indraganti, R. Ooka, H.B. Rijal, G.S. Brager, Adaptive model of thermal comfort for offices in hot and humid climates of india, Building and Environment 74 (2014) 39–53.

[11] É. Vorger, Étude de l'influence du comportement des habitants sur la performance énergétique du bâtiment, Ph.D. thesis, Paris, ENMP (2014)..

[12] Y. Liu, L. Yang, W. Zheng, T. Liu, X. Zhang, J. Liu, A novel building energy efficiency evaluation index: Establishment of calculation model and application, Energy Conversion and Management 166 (2018) 522–533.

[13] Z. Yu, B.C. Fung, F. Haghighat, H. Yoshino, E. Morofsky, A systematic procedure to study the influence of occupant behavior on building energy consumption, Energy and Buildings 43 (6) (2011) 1409–1417.

[14] M. Marschall, J. Burry, Can the use of stochastic models of occupants' environmental control behavior influence architectural design outcomes?-how field data can influence design outcomes, Proceedings of the 24th International Conference of the Association for Computer-Aided Architectural Design Research in Asia (CAADRIA) 1 (2019) 715–724..

[15] L. Marín-Restrepo, M. Trebilcock, M. Gillott, Occupant action patterns regarding spatial and human factors in office environments, Energy and Buildings 214 (2020) 109889.

[16] E. ANNEX, Definition and simulation of occupant behavior in buildings, Tech. rep., IAE (2019)..
[17] S. Carlucci, M. De Simone, S.K. Firth, M.B. Kjærgaard, R. Markovic, M.S. Rahaman, M.K. Annaqeeb, S. Biandrate, A. Das, J.W. Dziedzic, et al., Modeling occupant behavior in buildings, Building and Environment 174 (2020) 106768.
[18] Z. Yu, F. Haghighat, B.C. Fung, H. Yoshino, A decision tree method for building energy demand modeling, Energy and Buildings 42 (10) (2010) 1637–1646.
[19] A.H. Neto, F.A.S. Fiorelli, Comparison between detailed model simulation and artificial neural network for forecasting building energy consumption, Energy and Buildings 40 (12) (2008) 2169–2176.
[20] M.V. Bavaresco, E. Ghisi, Influence of user interaction with internal blinds on the energy efficiency of office buildings, Energy and Buildings 166 (2018) 538–549.
[21] M. Indraganti, R. Ooka, H.B. Rijal, G.S. Brager, Adaptive model of thermal comfort for offices in hot and humid climates of india, Building and Environment 74 (2014) 39–53.
[22] F. Stazi, F. Naspi, M. D'Orazio, A literature review on driving factors and contextual events influencing occupants' behaviours in buildings, Building and Environment 118 (2017) 40–66.
[23] H.B. Rijal, P. Tuohy, M.A. Humphreys, J.F. Nicol, A. Samuel, I.A. Raja, J. Clarke, Development of adaptive algorithms for the operation of windows, fans, and doors to predict thermal comfort and energy use in pakistani buildings, American Society of Heating Refrigerating and Air Conditioning Engineers (ASHRAE) Transactions 114 (2) (2008) 555–573.
[24] University James Cook Australia, State of the tropics - report, Tech. rep., University James Cook Australia (2014). URL:https://www.jcu.edu.au/state-of-the-tropics.
[25] R.H. Dodier, G.P. Henze, D.K. Tiller, X. Guo, Building occupancy detection through sensor belief networks, Energy and buildings 38 (9) (2006) 1033–1043.
[26] M. Amayri, A. Arora, S. Ploix, S. Bandhyopadyay, Q.-D. Ngo, V.R. Badarla, Estimating occupancy in heterogeneous sensor environment, Energy and Buildings 129 (2016) 46–58.
[27] J. Zhao, B. Lasternas, K.P. Lam, R. Yun, V. Loftness, Occupant behavior and schedule modeling for building energy simulation through office appliance power consumption data mining, Energy and Buildings 82 (2014) 341–355.
[28] X. Gao, A. Malkawi, A new methodology for building energy performance benchmarking: An approach based on intelligent clustering algorithm, Energy and Buildings 84 (2014) 607–616.
[29] A. Lenoir, On comfort in tropical climates. the design and operation of net zero energy buildings, Ph.D. thesis, Université de la Réunion (2013)..
[30] L. Zhang, J. Wen, Y. Li, J. Chen, Y. Ye, Y. Fu, W. Livingood, A review of machine learning in building load prediction, Applied Energy 285 (2021) 116452.
[31] T. Liu, Z. Tan, C. Xu, H. Chen, Z. Li, Study on deep reinforcement learning techniques for building energy consumption forecasting, Energy and Buildings 208 (2020) 109675.
[32] P. Branco, L. Torgo, R. Ribeiro, A survey of predictive modelling under imbalanced distributions, arXiv preprint: 1505.01658..
[33] B. Jeong, H. Cho, J. Kim, S.K. Kwon, S. Hong, C. Lee, T. Kim, M.S. Park, S. Hong, T.-Y. Heo, Comparison between statistical models and machine learning methods on classification for highly imbalanced multiclass kidney data, Diagnostics 10 (6) (2020) 415.
[34] S. Kumar, M.K. Singh, V. Loftness, J. Mathur, S. Mathur, Thermal comfort assessment and characteristics of occupant's behaviour in naturally ventilated buildings in composite climate of india, Energy for Sustainable Development 33 (2016) 108–121.
[35] L. Breiman, J.H. Friedman, R.A. Olshen, C.J. Stone, Classification and regression trees, Routledge, 2017.
[36] R. Genuer, J.-M. Poggi, Arbres CART et Forêts aléatoires, Importance et sélection de variables, hal-01387654v2, 2017..
[37] R. Garreta, G. Moncecchi, Learning scikit-learn: machine learning in python, Packt Publishing Ltd (2013).
[38] P. Naïm, P.-H. Wuillemin, P. Leray, O. Pourret, A. Becker, Réseaux bayésiens, Eyrolles, Paris 3 (2008) 120.
[39] A. Ankan, A. Panda, pgmpy: Probabilistic graphical models using python, Proceedings of the 14th Python in Science Conference. Citeseer 10..

Annexe C

Fiche technique du Duripanel

Document Technique d'Application

Référence Avis Technique **2/ 09-1337**

Annule et remplace l'Avis Technique 2/ 05-1132

Système constructif
Lightweight constructions
Leichtbauweisen

Paroi de maisons bois

Duripanel

Relevant de la norme	**NF EN 13986**

Titulaire : Eternit SAS
3 rue de l'Amandier
FR-78540 Vernouillet

Tél. : 01 39 79 60 60
Fax : 01 39 79 62 44
E-mail : service.technique@eternit.fr
Internet : www.eternit.fr

Usine : Eternit AG
DE-Neubeckum
Allemagne

Distributeur : Eternit SAS
3 rue de l'Amandier
FR-78540 Vernouillet

Tél. : 01 39 79 60 60
Fax : 01 39 79 62 44
E-mail : service.technique@eternit.fr
Internet : www.eternit.fr

Commission chargée de formuler des Avis Techniques
(arrêté du 2 décembre 1969)

Groupe Spécialisé n° 2

Constructions, Façades et Cloisons Légères

Vu pour enregistrement le 15 octobre 2009

Secrétariat de la commission des Avis Techniques
CSTB, 84 avenue Jean Jaurès, Champs sur Marne, FR-77447 Marne la Vallée Cedex 2
Tél. : 01 64 68 82 82 - Fax : 01 60 05 70 37 - Internet : www.cstb.fr

Les Avis Techniques sont publiés par le Secrétariat des Avis Techniques, assuré par le CSTB. Les versions authentifiées sont disponibles gratuitement sur le site internet du CSTB (http://www.cstb.fr)

© CSTB 2009

Le Groupe Spécialisé n° 2 « Constructions, façades et cloisons légères» de la Commission chargée de formuler les Avis Techniques, a examiné le 27 janvier 2009, la demande relative au système de paroi de mur DURIPANEL présentée par la Société ETERNIT SAS. Le présent document auquel est annexé le Dossier Technique établi par le demandeur, transcrit l'Avis formulé par le Groupe Spécialisé n° 2 « Constructions, façades et cloisons légères» sur les dispositions de mise en œuvre proposées pour l'utilisation du procédé dans le domaine d'emploi visé et dans les conditions de la France Européenne.

1. Définition succincte

1.1 Description succincte

Panneaux de particules de bois agglomérées au ciment, conformes à la norme NF EN 13986, de classe 1 selon la norme NF EN 634-2, de 10 à 40 mm d'épaisseur, de 1195 à 1250 mm de largeur et de 2500 à 3100 mm de hauteur.

Ces panneaux sont destinés à être fixés par clouage ou vissage sur la structure porteuse de maisons à ossature en bois, conformes au DTU 31.2, pour assurer le contreventement.

Lorsque posés côté extérieur de l'ossature, les panneaux sont protégés soit par un bardage rapporté traditionnel ou sous Avis Technique pour la pose sur maisons à ossature bois soit pour un système d'enduit sur isolant sous Avis Technique ou Document Technique d'Application.

1.2 Mise sur le marché

Les produits relevant de la norme NF EN 13986 sont soumis, pour leur mise sur le marché, aux dispositions de l'arrêté du 23 mai 2003 portant application aux panneaux à base de bois destinés à la construction et du décret n° 92647 du 8 juillet 1992 modifié, concernant l'aptitude à l'usage des produits de construction.

1.3 Identification

Les panneaux portent la marque DURIPANEL, leur épaisseur, le numéro du lot, la date de fabrication (jour - mois - année) ainsi que le numéro de l'usine.

Les produits mis sur le marché portent le marquage CE accompagné des informations visées par l'annexe Z de la norme NF EN 13986.

2. AVIS

2.1 Domaine d'emploi accepté

Panneaux de contreventement placés côté extérieur ou intérieur, selon les dispositions du dossier technique, d'une ossature bois conforme au DTU 31.2. Il s'applique aux bâtiments à usage courant (habitation, bureaux, locaux scolaires, hôpitaux, hôtels ..).

2.2 Appréciation sur le système

2.21 Aptitude à l'usage

Stabilité

Dans les limites indiquées, les panneaux peuvent contribuer à la résistance aux efforts horizontaux des bâtiments dans lesquels ils sont utilisés.

Sécurité en cas d'incendie

L'aptitude des panneaux DURIPANEL à protéger contre l'action du feu l'ossature sur laquelle ils sont fixés pourra être appréciée par application du DTU « Règles Bois-Feu 88 » (cf. Justifexp § 4.6.5 et annexe 1).

Les panneaux DURIPANEL ne pourront être pris en compte dans leur participation à la stabilité en cas d'incendie que s'ils sont protégés contre l'action du feu pendant la durée de stabilité au feu requise.

Les caractéristiques de réaction au feu des panneaux DURIPANEL bruts (non revêtus) doivent être validées par un rapport de classement valide.

Mis en œuvre du côté extérieur de l'ossature, les panneaux DURIPANEL délimitent une cavité fermée.

Sécurité en cas de séisme

L'utilisation en zone sismique du procédé DURIPANEL n'a pas été évaluée. Le domaine d'emploi est par conséquent limité à la zone «zéro» au sens du décret n° 91-461 du 14 mai 1991.

Comportement aux chocs

- Chocs de sécurité :

  Les panneaux DURIPANEL d'une épaisseur supérieure ou égale à 12 mm peuvent, associés à une plaque de parement en plâtre de 13 mm, assurer la sécurité en cas de chocs.

  Le panneau DURIPANEL seul n'assure pas la sécurité en cas de choc.

Isolation thermique

Les panneaux DURIPANEL n'apportent qu'une très faible contribution à l'isolation thermique des murs. Le coefficient de conductivité thermique des panneaux est λ = 0,35 W/m.K.

Etanchéité à l'eau

L'élément de paroi de mur DURIPANEL permet de donner aux murs qui en sont équipés une étanchéité à l'eau convenable.

2.22 Durabilité - Entretien

Protégés de l'action des intempéries par un bardage rapporté ou un système d'enduit sur isolant, la durabilité des panneaux DURIPANEL peut être estimée comme équivalente à celle des voiles travaillant traditionnels.

2.23 Fabrication et contrôles

La fabrication des panneaux est effectuée dans l'usine d'ETERNIT AG à NEUBECKUM (Allemagne).

Elle fait l'objet d'une inspection par un organisme notifié délivrant le certificat de marquage CE, de niveau d'attestation de conformité 2+.

2.24 Mise en oeuvre

La mise en œuvre s'effectue suivant des méthodes identiques à celles utilisées pour des panneaux de revêtement d'une autre nature, visées par le DTU 31.2.

2.3 Cahier des Prescriptions Techniques

2.31 Conditions de fabrication

Un délai minimal de deux semaines devra s'écouler entre la fin de fabrication et la livraison des panneaux.

2.32 Conditions de conception

Lorsque les parois de murs sont équipées, en association avec les panneaux DURIPANEL, d'un autre dispositif de contreventement, la répartition des efforts sur chacun des deux dispositifs s'effectuera au prorata de leur raideur respective.

Le calcul des efforts admissibles par mur devra être effectué en considérant le nombre de panneaux inclus dans chaque mur diminué de 1.

Un pare-vapeur conforme aux spécifications données dans le DTU 31.2 devra être mis en place dans les murs comportant une paroi DURIPANEL.

2.33 Conditions de mise en oeuvre

Dans le cas de finition par enduit sur isolant, les panneaux DURIPANEL utilisés en voile de contreventement extérieur devront présenter une épaisseur minimale de 16 mm.

Dans le cas de finition par bardage rapporté de type XIII, un film pare-pluie (défini dans le DTU 31.2) devra être disposé sur la face extérieure du panneau de mur DURIPANEL.

La mise hors d'eau des panneaux DURIPANEL devra être exécutée sans délai notamment pour les murs de type XIV et pour la phase chantier.

Si un risque d'exposition aux intempéries est à craindre, un bâchage efficace devra être assuré par l'entreprise de pose.

Conclusions

Appréciation globale

L'utilisation du procédé DURIPANEL dans le domaine d'emploi accepté, est appréciée favorablement.

Validité

Jusqu'au 30 janvier 2012.

Pour le Groupe Spécialisé n° 2
Le Président
M. KRIMM

3. Remarques complémentaires du Groupe Spécialisé

Les panneaux DURIPANEL sont destinés à réaliser le contreventement d'éléments à ossature bois, au même titre que les panneaux de contreplaqué et les panneaux de particules prévus dans le DTU 31.2. Ils requièrent, dans leur emploi, les mêmes précautions de mise en œuvre que ces derniers notamment afin d'éviter une humidification excessive sur le chantier en cas d'intempéries.

Cette humidification aurait pour conséquences des variations dimensionnelles entrainant par la suite des dommages aux ouvrages de second œuvre et de revêtement.

Le Rapporteur du Groupe Spécialisé n° 2
M. COSSAVELLA

A. Description

1. Principe et catégorie

Voile extérieur de bâtiment dont l'ossature est conforme au DTU 31.2, utilisé en voile de contreventement et destiné à recevoir un bardage rapporté (cf. fig. 1) ou un enduit sur isolant (cf. fig. 2). Le voile est fixé par clouage ou vissage. Il peut également être placé côté intérieur.

Epaisseur	Domaine d'emploi
10 mm	Panneaux de contreventement placés côté **extérieur** d'une ossature bois conforme au DTU 31.2. La finition extérieure est un bardage rapporté (§ 5.4) Il s'applique aux bâtiments à usage courant (habitation, bureaux, locaux scolaires, hôpitaux, hôtels ...).
12 mm	Panneaux de contreventement placés côté **extérieur ou intérieur** d'une ossature bois conforme au DTU 31.2. La finition extérieure est un bardage rapporté (§ 5.4). Il s'applique aux bâtiments à usage courant (habitation, bureaux, locaux scolaires, hôpitaux, hôtels ...).
> ou = 16 mm	Panneaux de contreventement placés côté **extérieur ou intérieur.** La finition extérieure est un bardage rapporté ou un enduit sur isolant (§ 5.4).

2. Matériaux

- Panneaux DURIPANEL composés de :
  - Particules de bois résineux.
  - Ciment Portland.
  - Sulfate d'alumine.
  - Silicate de soude.
  - Hydroxyde de calcium
- Clous galvanisés ou inoxydables, annelés ou torsadés de diamètre 2,2 à 2,7 mm
- Vis en acier inoxydable de diamètre de 2,9 à 3,2 mm.
- Bardage en grandes plaques, en clins, en écailles (ardoises), etc ... ; à base de produits en fibres-ciment ou d'une autre nature sous Avis Technique pour l'emploi sur maisons à ossature bois.
- Enduit sur isolant sous Avis Technique ou Document Technique d'Application pour l'emploi sur maisons à ossature bois.
- Mastic.

3. Eléments

3.1 Caractéristiques géométriques

Ce sont des panneaux plans de 10, 12, 14, 16, 18, 20, 22, 24, 25, 28, 32, 36 et 40 mm d'épaisseur, de format maximal 1250 x 2600 mm, et 1250 x 3100 mm conformes aux normes NF EN 633/634-1 et 634-2.

Autres formats disponibles en épaisseur 12 mm spécifiquement :

- 1195 x 2500 mm,
- 1195 x 2700 mm
- 1195 x 2800 mm.

Les tolérances de fabrication sont les suivantes :

- Épaisseur (panneaux bruts) : ± 0,7 mm (pour épaisseurs 8 à 12 mm).
- Épaisseur (panneaux bruts) : ± 1,0 mm (pour épaisseurs 14 à 22 mm).
- Épaisseur (panneaux bruts) : ± 1,5 mm (pour épaisseur 24 à 40 mm).
- Longueur : ± 5,0 mm.
- Largeur : ± 5,0 mm.
- Équerrage : 2 mm/m.

3.2 Caractéristiques physiques et mécaniques

Le marquage CE indique la conformité des panneaux à la norme NF EN 634-2 en classe 1 et la classe de formaldéhyde E1 :

- Masse volumique selon NF EN 323 : 1250 ± 50 kg/m3.
- Résistance en flexion selon NF EN 310 :
  - Module d'élasticité : > 4500 N/mm² (classe 1).
  - Contrainte à rupture : > 9 N/mm².
  - Résistance à la traction > 0,5 Mpa.
- Cohésion interne selon NF EN 319 : > 0,5 N/mm².
- Gonflement en épaisseur en 24h selon NF EN 317 : < 1,5 %.
- Cohésion interne après cycles selon NF EN 321 : > 0,3 N/mm².
- Gonflement en épaisseur en 24h après cycles selon NF EN 321 : < 1,5 %.
- Classe de formaldéhyde E1.

L'organisme de contrôle externe vérifie lors de ses inspections les caractéristiques complémentaires suivantes :

- Epaisseur (poncée ou non poncée)
  - □ De 6 à 16 mm : +/- 0,7 mm
  - □ De 18 à 32 mm : +/- 1 mm
  - □ De 36 à 40 mm : +/- 1,5 mm
- Dimensions : +/- 5mm
- Equerrage : ≤ 1mm/m
- Rectitude des bords : +/- 5mm.
- Humidité : 9 ± 3 %.
- Détermination des propriétés mécaniques des panneaux - rigidité et résistance pour usage structurel- selon NF EN 789 :
  - Flexion quatre points :
    - □ Module d'élasticité E_m.
    - □ Rigidité E_{mI}.
    - □ Résistance f_m.
    - □ Capacité du moment M_{max}.
  - Compression :
    - □ Module d'élasticité E_c.
    - □ Rigidité E_{cA}.
    - □ Résistance f_c.
  - Traction :
    - □ Module d'élasticité E_t.
    - □ Rigidité E_{tA}.
    - □ Résistance f_t.

Les essais de type, donnés à titre indicatif, ont permis d'établir les caractéristiques ci-après :

- Résistance au choc pour usage structurel selon NF EN 596,
- Durabilité mécanique selon ENV 1156 :
  - Facteur de durée de charge $K_{d,T}$
  - Facteur de fluage K_c
- Teneur en pentachlorophénol
- Alcalinité superficielle : pH ≈ 12
- Perméance à la vapeur d'eau : 300.10^{-5} g/m².h.mmHg.

4. Fabrication

La fabrication des panneaux est effectuée à l'usine de la Société ETERNIT AG à NEUBECKUM (Allemagne).

Le dosage des constituants (en poids) est le suivant :

- particules de bois résineux : 28 %,
- ciment Portland : 60 %,
- sulfate d'alumine, silicate de soude et hydroxyde de calcium : 3 %,
- eau : 9 %.

4.1 Processus de fabrication

Le processus de fabrication est le suivant :

- Stockage des rondins de bois écorcés, au minimum 8 semaines.
- Déchiquetage du bois en copeaux puis en paillettes transportées vers un malaxeur ou elles sont mélangées avec les autres composants dans les proportions définies ci-avant.
- Ajout d'une quantité d'eau permettant la prise du ciment et adaptée en fonction de l'humidité de base du bois.
- Les copeaux enrobés de ciment et humidifiés sont distribués sur des tôles métalliques de façon à obtenir un «gâteau» permettant la fabrication d'un panneau monolithique.
- Les tôles, avec leurs gâteaux, sont empilées jusqu'à une hauteur déterminée dans un cadre de stabilisation. Celui-ci est acheminé sous la presse ; le tout est bloqué mécaniquement.
- Le cadre est transféré dans un tunnel de maturation où il reste pendant environ 8 heures à température élevée.
- Après maturation, le cadre est débloqué sous presse. Tôles et panneaux sont séparés. Les panneaux sont empilés et stockés pendant environ 7 jours pour la prise finale du ciment et les tôles sont remises en circuit après nettoyage et huilage.
- Les panneaux passent ensuite dans un tunnel de séchage (durée et température variables en fonction de l'épaisseur). Les opérations suivantes sont le parachèvement, le contrôle qualité et le marquage. Pour les usages intérieurs, les panneaux peuvent être poncés sur demande. Une ligne de fabrication spécifique permet le débit en formats spéciaux ainsi que l'éventuel usinage des chants.

4.2 Contrôles

4.21 Contrôles en cours de fabrication

- Humidité des rondins de bois.
- Humidité des copeaux.
- Epaisseur et granulométrie des copeaux.
- Masse volumique des composants chimiques.
- Humidité du mélange.
- Epaisseur du «gâteau».
- Température dans le tunnel de maturation.
- Température dans le tunnel de séchage.
- Humidité des panneaux après conditionnement.

4.22 Contrôles sur produits finis

- Epaisseur et dimensions.
- Equerrage.
- Rectitude des bords.
- Humidité.
- Masse volumique.
- Résistance à la flexion selon la Norme NF EN 310.
- Résistance à la traction perpendiculaire selon la norme NF EN 319.
- Résistance en traction perpendiculaire après essai cyclique selon la norme NF EN 321.
- Gonflement en épaisseur selon la norme NF EN 317.
- Gonflement en épaisseur après essai cyclique selon la norme NF EN 321.
- Épaisseur, dimensions et équerrage des bords.
- Humidité des panneaux à 28 jours.
- Marquage.

5. Mise en oeuvre

5.1 Assistance technique

La mise en œuvre est effectuée par des entreprises qui pourront bénéficier, à leur demande, de l'assistance technique de la Société ETERNIT SAS, tant au niveau de l'étude d'un projet qu'au stade de son exécution.

Les panneaux sont fixés par clouage ou vissage sur une ossature en bois conforme aux spécifications du DTU 31.2.

Les montants de cette ossature ont une largeur minimale de 38 mm et sont espacés au maximum de 610 mm.

La jonction entre deux panneaux DURIPANEL s'effectue sur des montants de largeur double (cf. fig. 4) ou sur des montants accolés (cf. fig. 3).

5.2 Fixation

L'espacement entre vis ou clous, en fonction de l'épaisseur du panneau est donné dans le tableau 1 ci-dessous.

Tableau 1

Type de fixation (Ø tige x longueur minimale)	Épaisseur DURIPANEL	Distance par rapport au bord	Espacement maximum en périphérie	Espacement maximum en montant intermédiaire	Distance minimale dans les angles
Clou	10	15	150	300	40
Vis	10 à 14	15	200	400	40
	16 à 24	20	250	500	40
	> 24	20	300	600	40

L'enfoncement des pointes dans le support sera au minimum de deux fois l'épaisseur du panneau à fixer, la longueur des vis sera de 2,5 à 3 fois l'épaisseur du panneau.

5.3 Organisation des panneaux sur éléments de structure

5.31 Généralités

Le panneau peut être fixé soit directement soit par l'intermédiaire de cales sur les éléments d'ossature.

Une lame d'air, de 10 mm d'épaisseur au minimum est ménagée entre la face intérieure du panneau et l'isolant.

Un pare vapeur est mis en œuvre côté intérieur.

5.32 Pied de mur

Une retombée du panneau, de 30 mm de hauteur, masque la jonction entre l'élément de structure et le soubassement en maçonnerie. Le chant du panneau est protégé par un profilé (cf. fig. 7).

5.33 Joints verticaux (*cf. figure 9*)

La largeur nominale des joints verticaux est de 6 mm minimum. Ils sont garnis d'un mastic élastomère première catégorie (classe 25^E) sur fond de joint en mousse souple.

5.34 Joints horizontaux (*cf. figure 8*)

Les joints horizontaux sont garnis d'un mastic élastomère (classe 25^E) sur fond de joint.

5.4 Finitions

Les panneaux DURIPANEL peuvent recevoir soit un bardage rapporté (petits éléments, clins, grands éléments) soit un enduit sur isolant.

5.41 Bardage rapporté

Le système de bardage utilisé relève du domaine traditionnel, sous Document Technique Unifié (DTU 41.2), ou fait l'objet d'un Avis Technique valide visant son emploi sur Maisons à Ossature Bois (exemple de système : Cédral, Naturalis Evolution Ossature Bois, Natura, Pictura, Textura Ossature Bois).

L'ossature rapportée, support de bardage, est fixée aux montants de la structure de la maison bois.

Le système de bardage rapporté doit permettre de réaliser des murs de type XIII ou XIV au sens des «Conditions générales d'emploi des systèmes d'isolation thermique par l'extérieur faisant l'objet d'un Avis Technique» (*Cahier du CSTB 1833* de mars 1983).

Dans le cas de bardage rapporté de type XIII, un pare-pluie (défini dans le DTU 31.2) devra être disposé sur la face extérieure du panneau de mur.

5.42 Enduit sur isolant

Pour l'utilisation d'une finition par enduit sur isolant, le voile travaillant par panneaux DURIPANEL doit présenter une épaisseur minimale de 16 mm.

Le système d'enduit sur isolant fait l'objet d'un Avis Technique ou d'un Document Technique d'Application valide visant son emploi sur Maisons à Ossature Bois (exemple : StoTherm Classic MOB).

Le système d'enduit sur isolant doit permettre de réaliser des murs de type XIII au sens des « Conditions générales d'emploi des systèmes d'isolation thermique par l'extérieur faisant l'objet d'un Avis Technique » (*Cahier du CSTB 1833* de mars 1983).

6. Emploi en contreventement

Les éléments de structure étant équilibrés au renversement, la détermination de la charge horizontale caractéristique (en daN) en fonction de la largeur du panneau s'effectue en utilisant la formule suivante, selon la méthode A de l'Eurocode 5 :

- Calcul de la résistance au contreventement :

  $F_{v,Rk} = (1,2 \,.\, F_{f,Rk} \,.\, b \,.\, c) / s$ (I)

  Avec $F_{f,Rk}$: résistance caractéristique au cisaillement des fixations

  b : largeur du panneau

  s : espacement des fixations en périphérie du panneau Duripanel

  c : = 1 si b ≥ h/2 (h, hauteur du mur)

  = 2b/h si b < h/2 (h, hauteur du mur).

La résistance caractéristique au cisaillement des fixations (clous, vis) est calculée à partir des formules de l'Eurocode 5, en intégrant les résultats des essais de portance locale du panneau Duripanel effectués conformément à la norme NF EN 383 (cf. rapport d'essais CTBA n° DFQ0401-01.70.37.00 du 25 octobre 2007).

- Valeur caractéristique de la portance locale :

$f_{h,k} = 30 \,.\, d^{-0,8} \,.\, t^{0,7}$

$f_{h,k}$ est la valeur caractéristique de la portance locale, en N/mm_2,

d est le diamètre de la pointe, en mm,

t est l'épaisseur du panneau DURIPANEL, en mm.

Le résultat du calcul est donné dans le tableau ci-dessous pour diverses épaisseurs de Duripanel et diverses fixations.

Tableau 2

	type de fixation (Ø tige x longueur minimale)	**Portance locale Duripanel f (h1,k) en N/ mm²**
Duripanel 10 mm	Clou 2,2 x 45 mm	80,02
	Clou 2,7 x 45 mm	67,93
	Vis 2,9 x 35 mm (1)	64,15
	Vis 3,2 x 35 mm (2)	59,29
Duripanel 12 mm	Clou 2,2 x 47 mm	90,91
	Clou 2,7 x 47 mm	77,17
	Vis 2,9 x 37 mm (1)	72,88
	Vis 3,2 x 37 mm (2)	67,36

- Calcul de la résistance caractéristique au cisaillement des fixations : le résultat du calcul est donné dans le tableau 3 ci-dessous pour un panneau Duripanel d'épaisseur 10 et 12 mm, en fonction du type de fixations et de leurs dimensions.

  La résistance en traction du fil d'acier de la fixation devra être supérieure à 600 N/mm².

Tableau 3

	type de fixation (Ø tige x longueur minimale)	**Résistance au cisaillement $F_{f,Rk}$ (daN)**
Duripanel 10 mm	Clou 2,2 x 45 mm	62
	Clou 2,7 x 45 mm	73
	Vis 2,9 x 35 mm (1)	63
	Vis 3,2 x 35 mm (2)	66
Duripanel 12 mm	Clou 2,2 x 47 mm	74
	Clou 2,7 x 47 mm	83
	Vis 2,9 x 37 mm (1)	72
	Vis 3,2 x 37 mm (2)	75

(1) désignation commerciale pour Ø sous tête (tige) de 2,9 m.

(2) désignation commerciale pour Ø sous tête (tige) de 3,2 mm.

L'application de la formule (I) ci-dessus permet de déterminer la charge horizontale caractéristique pour des panneaux de largeurs 1,20 m ; 0,90 m ; 0,60 m et de hauteur 2,40 m (avec voile de contreventement Duripanel d'épaisseur 10 ou 12 mm) ; le résultat du calcul est donné dans le tableau 4 ci-dessous en fonction du type de fixations et de leur espacement en périphérie.

Tableau 4

	type de fixation (Ø tige x longueur minimale)	espacements en périphérie* (mm)	Charge horizontale caractéristique Fv,Rk (daN)		
			Largeur des panneaux (en mm)		
			1200	900	600
Duripanel 10 mm	Clou 2,2 x 45 mm	150	593	333	148
	Clou 2,7 x 45 mm	150	699	393	175
	Vis 2,9 x 35 mm (1)	150	602	339	151
	Vis 3,2 x 35 mm (2)	150	635	357	159
Duripanel 12 mm	Clou 2,2 x 47 mm	150	713	401	178
	Clou 2,7 x 47 mm	150	797	448	199
	Vis 2,9 x 37 mm (1)	150	690	388	173
	Vis 3,2 x 37 mm (2)	150	724	407	181

**** espacement maxi. sur montant intermédiaire égal à 300 mm.***

La valeur de la charge horizontale admissible est déduite de la charge horizontale caractéristique selon l'équation suivante (cf. Annexe B de la norme NF P 21-400 de mai 2003) :

$H = (1/\gamma_{eq})\, F_{v,Rk}$ (II).

En considérant $\gamma eq = (1/k_{mod})(\gamma R \,.\, \gamma E) = 2,4$.

Avec γR = 1,2 : coefficient lié à la résistance du matériau Duripanel.

γE = 1,4 : coefficient lié aux effets des actions, indépendant du matériau.

k_{mod} = 0,7 : coefficient choisi égal à 0,7 en interprétation du tableau.

B.2 de l'Annexe B de la norme NF P 21-400.

L'application de l'équation (II) permet de déterminer la charge horizontale admissible pour des panneaux de largeurs 1,20 m ; 0,90 m ; 0,60 m et de hauteur 2,40 m (avec voile de contreventement Duripanel d'épaisseur 10 ou 12 mm) ; le résultat du calcul est donné dans le tableau 5 ci-dessous en fonction du type de fixations et de leur espacement en périphérie.

Tableau 5

	type de fixation (Ø tige x longueur minimale)	espace-ments en périphérie* (mm)	Charge horizontale admissible H (daN)		
			Largeur des panneaux (en mm)		
			1200	900	600
Duripanel 10 mm	Clou 2,2 x 45 mm	150	247	139	62
	Clou 2,7 x 45 mm	150	291	164	73
	Vis 2,9 x 35 mm (1)	150	251	141	63
	Vis 3,2 x 35 mm (2)	150	265	149	66
Duripanel 12 mm	Clou 2,2 x 47 mm	150	297	167	74
	Clou 2,7 x 47 mm	150	332	187	83
	Vis 2,9 x 37 mm (1)	150	288	162	72
	Vis 3,2 x 37 mm (2)	150	302	170	75

**** espacement maxi. sur montant intermédiaire égal à 300 mm.***

(1) désignation commerciale pour Ø sous tête (tige) de 2,9 mm.

(2) désignation commerciale pour Ø sous tête (tige) de 3,2 mm.

Le calcul de la charge horizontale admissible peut être réalisée pour toutes autres dimensions de panneau et/ou espacement en périphérie des fixations (espacement maxi. de 150 mm pour les clous et 200 mm pour les vis) par application de la formule générale (I) de détermination de la charge horizontale caractéristique ; puis par application de la relation (II) permettant le passage à la charge horizontale admissible sous vent normal.

Nota : la largeur du panneau doit toujours être supérieure à h/4 (h, hauteur du panneau) ; soit par exemple 0,60 m pour un panneau de hauteur 2,40 m. Les largeurs inférieures ne pouvant pas être prises en compte pour un emploi en contreventement.

Compte tenu de ce que les panneaux sont dégradés au choc conventionnel de sécurité, le calcul de la résistance d'un mur se fera en considérant le nombre de panneaux du mur plein diminué de 1 pour les parois situées en rez-de-chaussée.

B. Résultats expérimentaux

Essai de caractérisation et de résistance aux charges horizontales

- Rapport n° F-R/68/04/193/A : détermination de caractéristiques de fondation et de la portance locale d'éléments d'assemblages de type broche selon la norme NF EN 383 (Décembre 1993). Laboratoire de Mécanique du CTBA de BORDEAUX.
- Rapport n° DFQ 0401-01.70.37.00 – Caractérisation d'un produit – Résistance d'assemblage par pointes sur panneaux bois-ciment DURIPANEL 8 mm à 16 mm. Laboratoire Mécanique du CTBA (octobre 2007).
- Rapport n° 1170(A) : caractéristiques des panneaux DURIPANEL. Laboratoire de l'Université de BERLIN.
- Rapport n° 1170(B) : éléments de mur simples et assemblés sous chargement en contreventement. Laboratoire de l'Université de BERLIN.
- Rapport n° 02/274/a/LA : Caractéristiques des panneaux DURIPANEL épaisseur 12mm. Laboratoire ZEMLABOR de BECKUM.
- Note de calcul de performance au contreventement CTBA : PC 37.271 – JE/GB-n° 2004.393-0350 du 14 décembre 2004.

Réaction au feu

- Procès-verbal du MPA NRW. n° 23000457-7 et n° 23000457-9 en cours de validité.

C. Références

Fabriqué depuis plus de 25 ans par ETERNIT AG en Allemagne, le panneau bois-ciment DURIPANEL a été introduit sur le marché français par ETERNIT SAS en début d'année 2003. Utilisé dans de multiples applications dans les domaines du bâtiment et du génie civil, on peut estimer qu'environ 80 000 m² ont été employés en France métropolitaine dans la construction à ossature bois depuis 2005.

Figures du Dossier Technique

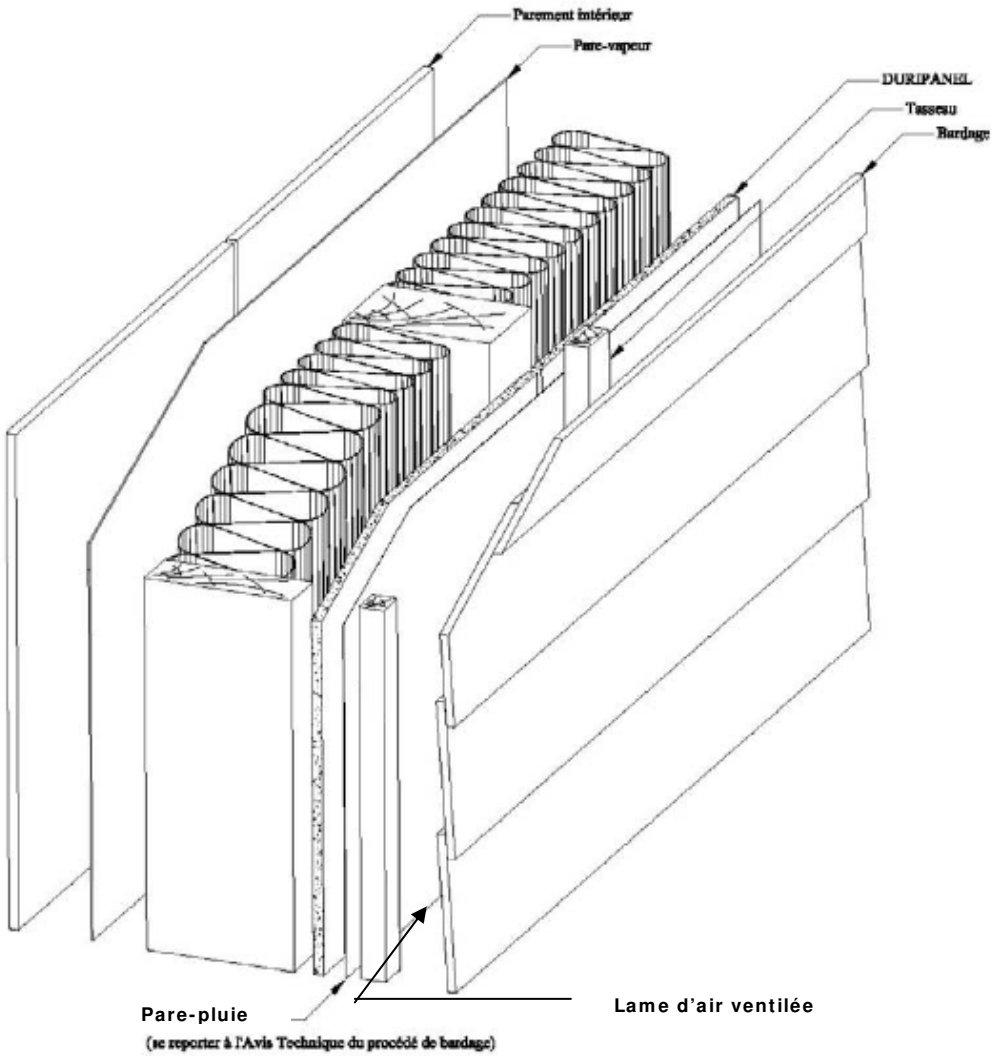


Figure 1 – Principe avec bardage rapporté

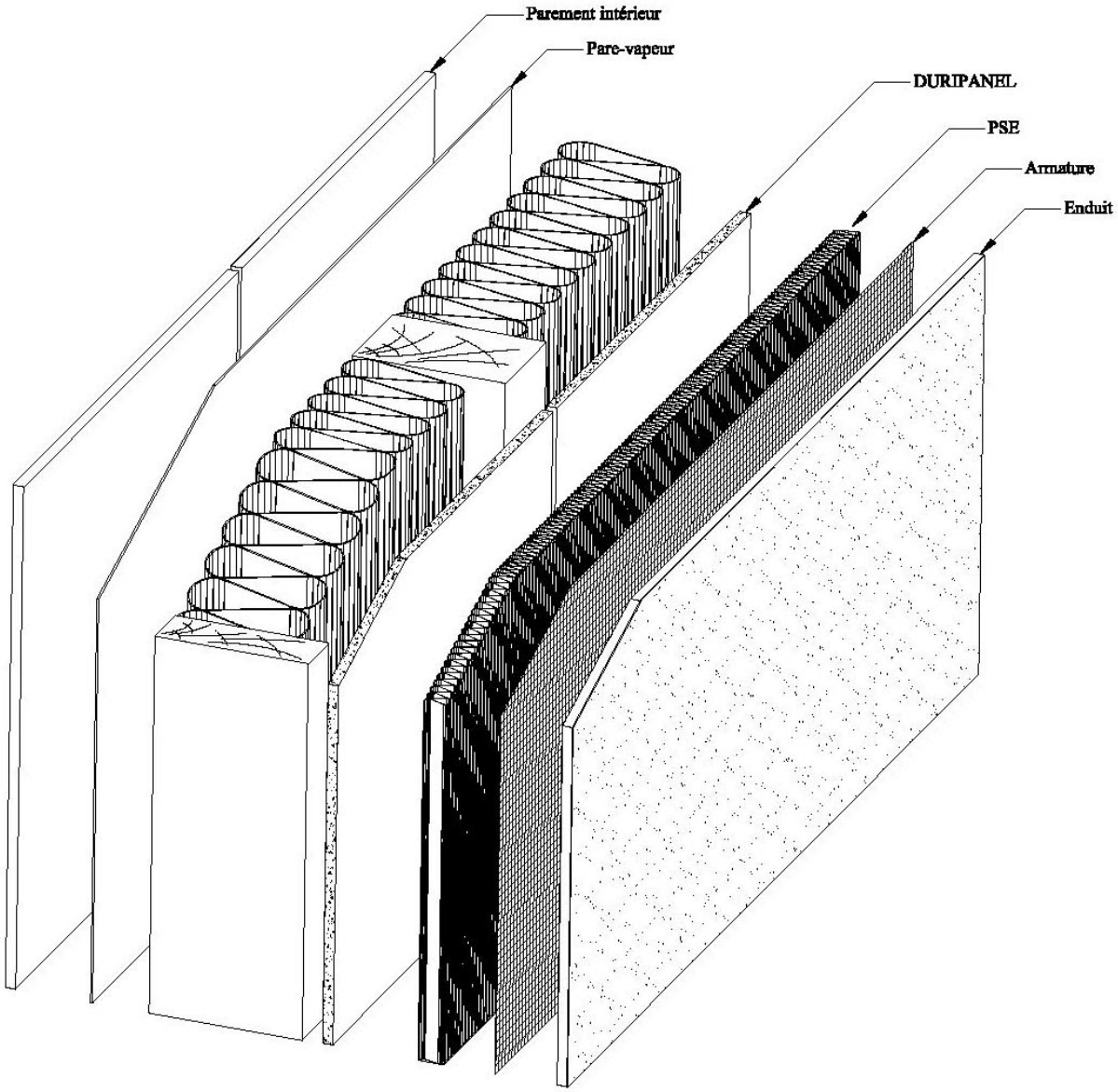


Figure 2 – Principe avec enduit sur isolant

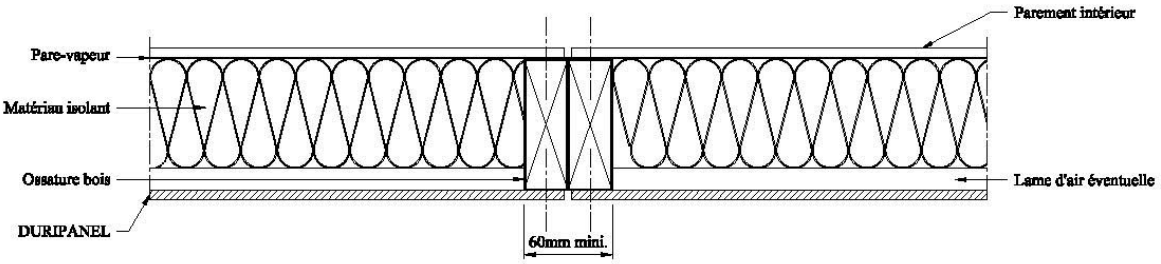


*Figure 3 - Coupe sur montants d'ossature accolés avec joint vertical**

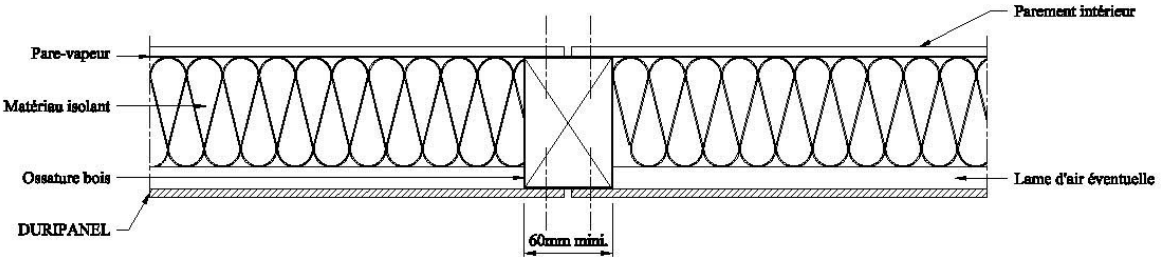


*Figure 4 - Coupe sur montant d'ossature avec joint vertical**

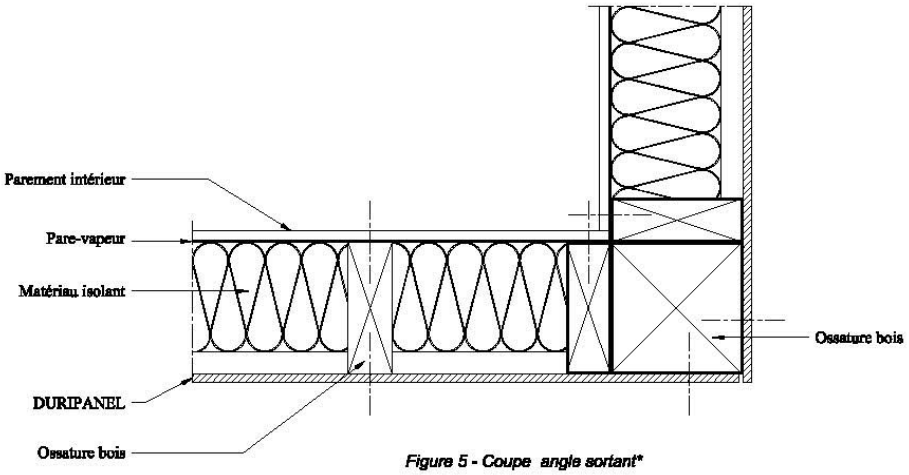


*Figure 5 - Coupe angle sortant**

* Nota: Figure présentant le(s) panneau(x) de mur à ossature bois après montage du voile DURIPANEL, avant la mise en oeuvre du système de finition nécessaire et tel que décrit au § 5.4 du Dossier Technique.

Figures 3, 4 et 5

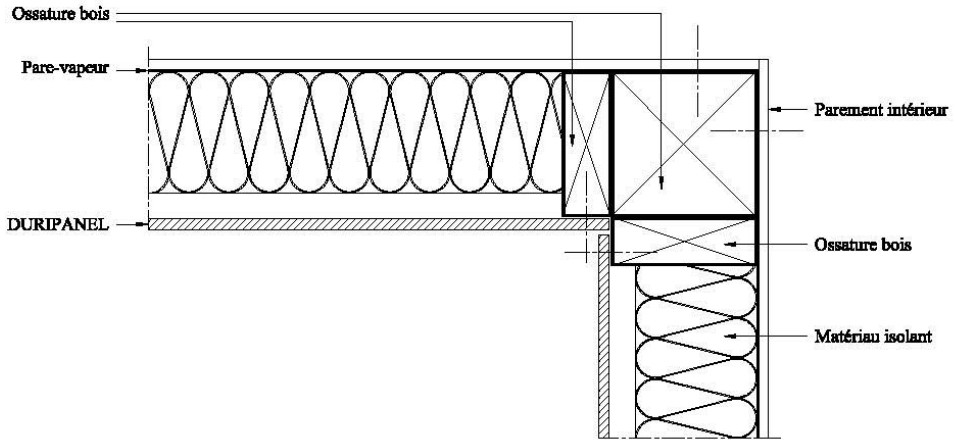


*Figure 6 - coupe angle rentrant**

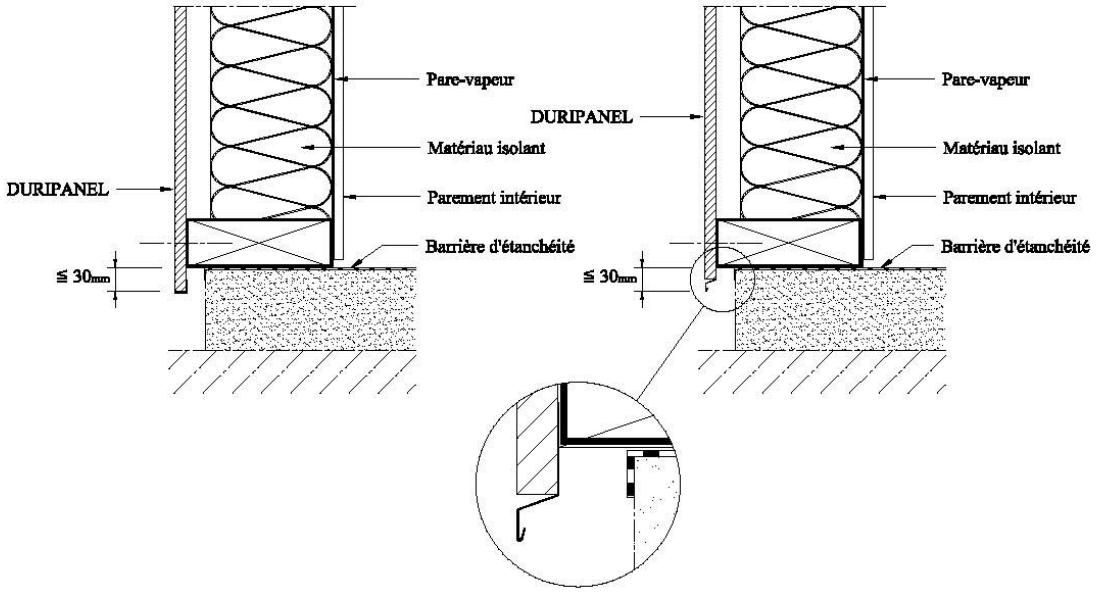


*Figure 7 - Détails en partie basse de paroi (exemples)**

* Nota: Figure présentant le(s) panneau(x) de mur à ossature bois après montage du voile DURIPANEL, avant la mise en oeuvre du système de finition nécessaire et tel que décrit au § 5.4 du Dossier Technique.

Figures 6 et 7

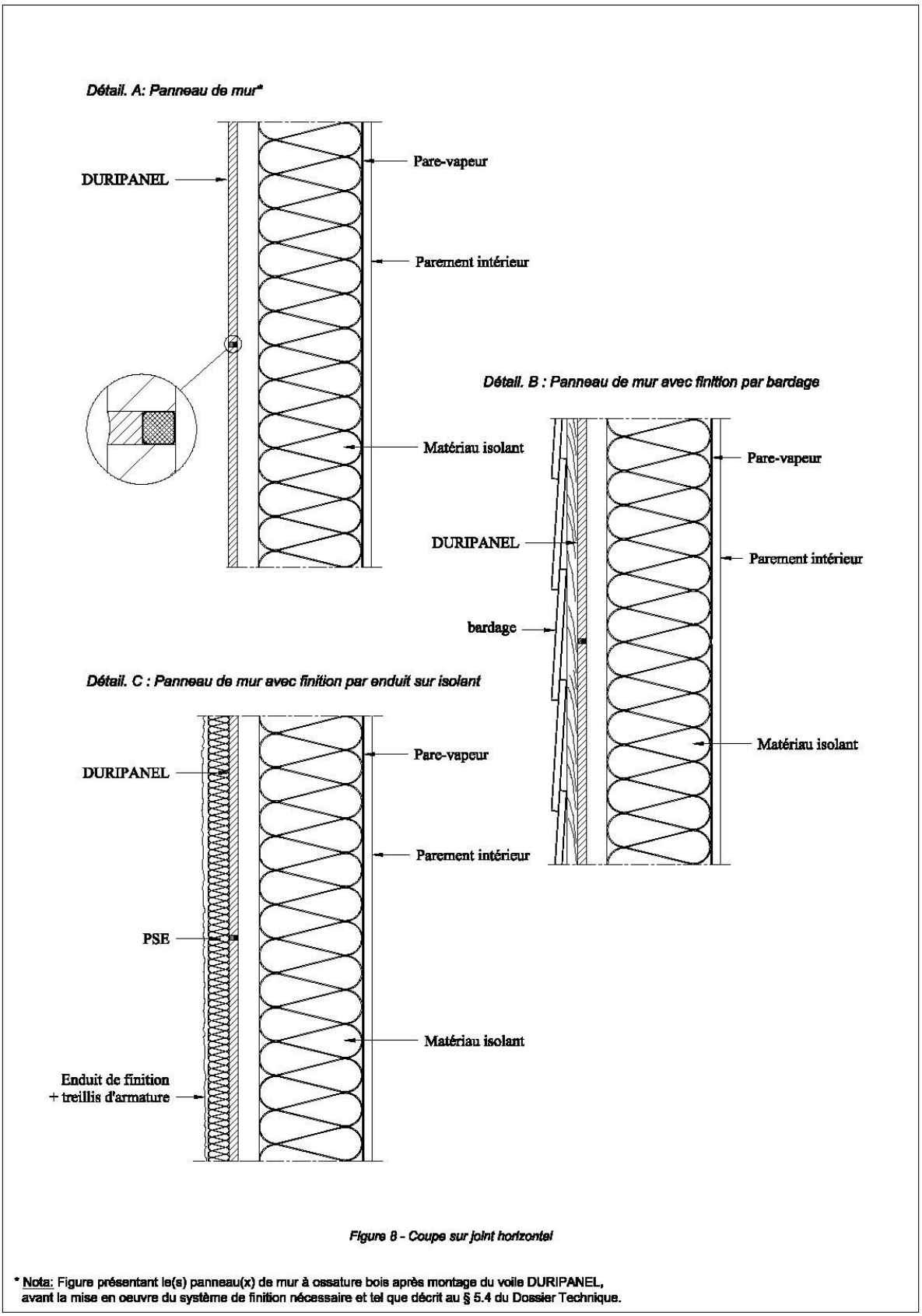
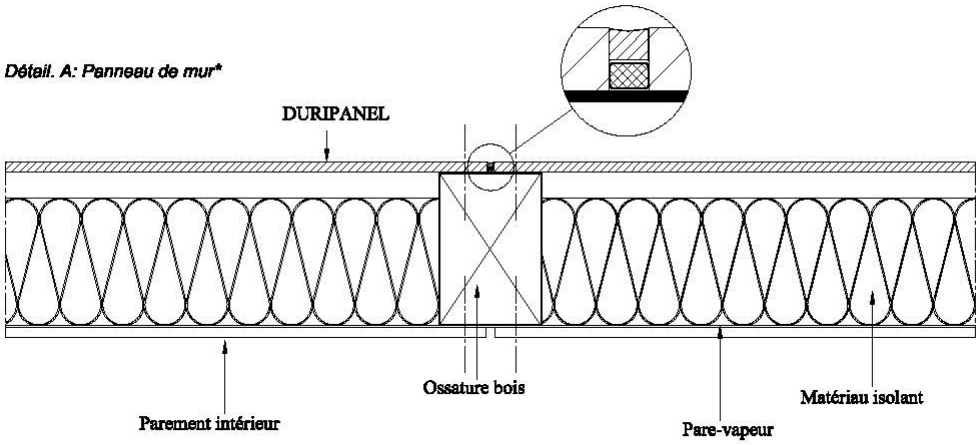
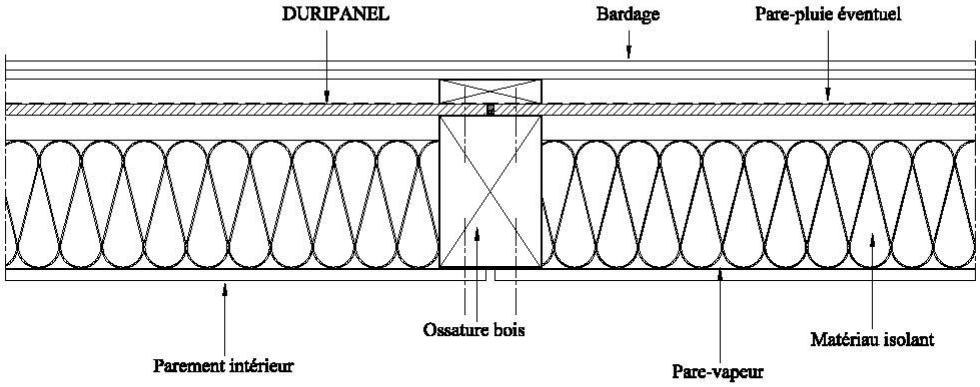


Figure 8 – Coupe sur joint horizontal





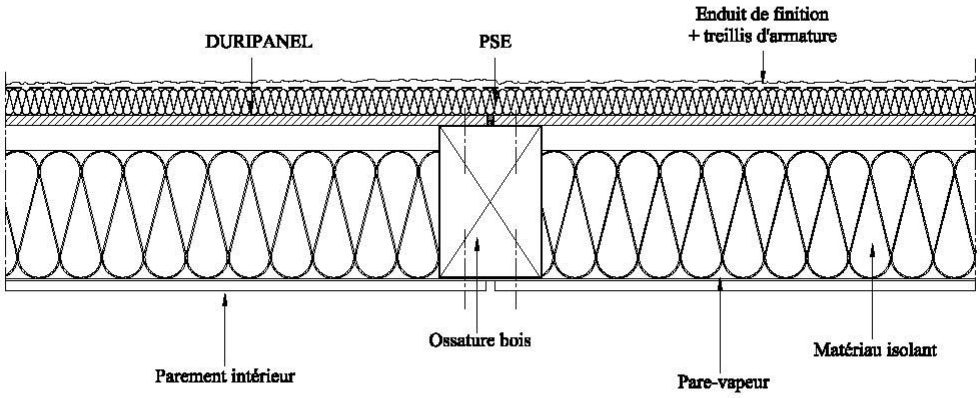


Figure 9 - Coupe sur joint vertical

* Nota: Figure présentant le(s) panneau(x) de mur à ossature bois après montage du voile DURIPANEL, avant la mise en oeuvre du système de finition nécessaire et tel que décrit au § 5.4 du Dossier Technique.

Figure 9 – Coupe sur joint vertical

Annexe D

Fiche technique du TRESPA

Fiche de caractéristiques du produit

TRESPA® METEON®

Stratifié décoratif haute pression compact conforme à la norme EN 438-6:2005 d'épaisseur 6 mm (± ¼ in) ou supérieur pour usage en extérieur.
Plaques constituées de couches de fibres de bois (papier et/ou bois) imprégnées de résines thermodurcissables intégrant sur l'une des faces ou les deux faces des couleurs ou des motifs décoratifs.
Un revêtement de surface transparent est ajouté et polymérisé sous un faisceau d'électrons (EBC) au moyen d'une technologie disponible chez Trespa afin d'améliorer les caractéristiques de résistance aux intempéries et à la lumière. Les composants sont liés ensemble est par l'application simultanée de chaleur (≥ 150° C / ≥ 302° F) et de haute pression spécifique (≥ 7 MPa) afin d'obtenir un matériau homogène et non poreux de masse volumique accrue. Ils sont disponibles en qualité standard (EDS; pas disponible dans toutes les régions du monde) et en qualité ignifugée (EDF).

Caractéristiques	Méthode d'essai	Propriété ou attribut	Unité		Résultat [A] [B]	
					Qualité de stratifié : EDS (Meteon®)	Qualité de stratifié : EDF (Meteon® FR)
					Norme : EN 438-6	Norme : EN 438-6
					Coloris/Décor : Tous [B]	Coloris/Décor : Tous [B]
Qualité de surface						
Qualité de surface	EN 438-2 : 4	Taches, salissures et défauts similaires	mm^2/m^2		≤ 2	
			in^2/ft^2		≤ 0.0003	
		Fibres, cheveux, rayures	mm/m^2		≤ 20	
			in/ft^2		≤ 0.073	
Tolérances dimensionnelles						
Tolérances dimensionnelles	EN 438-2 : 5	Épaisseur	mm		6,0 ≤ t < 8,0 : +/- 0,40	
					8,0 ≤ t < 12,0 : +/- 0,50	
					12,0 ≤ t < 16,0 : +/- 0,60	
			in		0.2362 ≤ t < 0.3150 : +/- 0.0157	
					0.3150 ≤ t < 0.4724 : +/- 0.0197	
					0.4724 ≤ t < 0.6299 : +/- 0.0236	
	EN 438-2 : 9	Planéité	mm/m		≤ 2	
			in/ft		≤ 0.024	
	EN 438-2 : 6	Longueur et largeur	mm		+ 5 / - 0	
			in		+ 0.1968 / - 0	
	EN 438-2 : 7	Rectitude des bords	mm/m		≤ 1	
			in/ft		≤ 0.012	
	Standard Trespa	Équerrage	mm		2550 x 1860 = différence maxi entre diagonales (x-y) = 4	
					3050 x 1530 = différence maxi entre diagonales (x-y) = 4	
					3650 x 1860 = différence maxi entre diagonales (x-y) = 5	
					4270 x 2130 = différence maxi entre diagonales (x-y) = 6	
			in		100.39 x 73.23 = différence maxi entre diagonales (x-y) = 0.1575	
					120.08 x 60.24 = différence maxi entre diagonales (x-y) = 0.1575	
					143.70 x 73.23 = différence maxi entre diagonales (x-y) = 0.1969	
					168.11 x 83.86 = différence maxi entre diagonales (x-y) = 0.2362	
		Curved Elements [C]	Rayon intérieur/ extérieur	mm	s.o.	970/980 +/- 5%
						1290/1300 +/- 5%
				in		38.19 / 38.58 +/- 5%
						50.79 / 51.18 +/- 5%
			Hauteur maxi	mm	s.o.	r 970/980 : 1300 (-0/+5)
						r 1290/1300 : 1300 (-0/+5)
				in		r 38.19 / 38.58 : 51.18 (-0/+5)
						r 50.79 / 51.18 : 51.18 (-0/+5)
			Angle maxi (°)		s.o.	90 +/- 0,5°
Propriétés physiques						
Résistance au choc d'une bille de grand diamètre	EN 438-2 : 21	Diamètre de l'empreinte - 6 ≤ t mm d'une hauteur de chute de 1,8 m	mm		≤ 10	
Résistance aux chocs	ASTM D5420-04	Auteur moyenne de défaillance	ft		1.0466	
		Energie moyenne de défaillance	J		11,3	
Stabilité dimensionnelle à température élevée	EN 438-2 : 17	Variation dimensionnelle cumulée	Longitudinal %		≤ 0,25	
			Transversal %		≤ 0,25	
Résistance en ambiance humide	EN 438-2 : 15	Accroissement de masse	%		≤ 3	
		Aspect	Classe		≥ 4	
	ASTM D2247-02	Résistance à l'eau	Classe		Pas de changement	
	ASTM D2842-06	Absorption d'eau	%		0,5	
Module d'élasticité	EN ISO 178	Contrainte	MPa		≥ 9000	
						Curved Elements : ≥ 8000
	ASTM D638-08	Contrainte	psi		≥ 1305000	
Résistance à la flexion	EN ISO 178	Contrainte	MPa		≥ 120	
	ASTM D790-07	Contrainte	psi		≥ 17500	
Résistance à la traction	EN ISO 527-2	Contrainte	MPa		≥ 70	
	ASTM D638-08	Contrainte	psi		≥ 10150	
Densité	EN ISO 1183	Densité	g/cm^3		≥ 1,35	
	ASTM D792-08	Densité	g/cm^3		≥ 1,35	
Résistance des fixations	ISO 13894-1	Résistance à l'arrachement	N		6 mm : ≥ 2000	
					8 mm : ≥ 3000	
					≥ 10 mm : ≥ 4000	
					0.2362 in : ≥ 2000	
					0.3150 in : ≥ 3000	
					≥ 0.3937 in : ≥ 4000	
Autres caractéristiques						
Résistance/Conductivité thermique	EN 12524	Résistance/Conductivité thermique	W/mK		0,3	

[A] En raison de la conversion des valeurs métriques, les valeurs US indiquées sont des valeurs arrondies.
[B] Toutes les données sont relatives aux produits mentionnés dans le programme de livraison standard de Trespa® Meteon®.
[C] Disponibilité limitée – contactez votre interlocuteur Trespa local pour plus de détails.

Rendez-vous sur www.trespa.info pour connaître la version actualisée de ce document.

TRESPA®

Fiche de caractéristiques du produit

TRESPA® METEON®

Caractéristiques	Méthode d'essai	Propriété ou attribut	Unité	Résultat [A] [B]	
				Qualité de stratifié : EDS (Meteon®)	Qualité de stratifié : EDF (Meteon® FR)
				Norme : EN 438-6	Norme : EN 438-6
				Coloris/Décor : Tous [B]	Coloris/Décor : Tous [B]
Résistance aux intempéries					
Résistance au choc climatique	EN 438-2 : 19	Indice de résistance à la flexion (Ds)	Indice	≥ 0,95	
		Module de flexion (Dm)	Indice	≥ 0,95	
		Aspect	Classement	≥ 4	
Résistance aux intempéries artificielles (incluant la solidité de couleur) *Cycle Europe de l'Ouest*	EN 438-2 : 29	Contraste	Echelle de gris ISO 105 A02	4-5 [E]	
			Echelle de gris ISO 105 A03	4-5	
		Aspect	Classement	≥ 4	
Résistance aux intempéries artificielles (incluant la solidité de couleur) [D] *Cycle Floride 3000 h.*	Standard Trespa	Contraste	Echelle de gris ISO 105 A02	4-5 [E]	
			Echelle de gris ISO 105 A03	4-5	
		Aspect	Classement	≥ 4	
Résistance au dioxyde de soufre (SO_2)	DIN 50018	Contraste	Echelle de gris ISO 105 A02	4-5 [E]	
			Echelle de gris ISO 105 A03	4-5	
		Aspect	Classement	≥ 4	
Comportement au feu					
Europe					
Réaction au feu	EN 438-7	Classement t ≥ 6 mm / 0.2362 in	Euroclasse	D-s2, d0	B-s2, d0
		Classement t ≥ 8 mm / 0.3150 in (Ossature métallique)	Euroclasse		B-s1, d0
Réaction au feu (Allemagne)	DIN 4102-1	Classement	Classe	B2	B1
Réaction au feu (France)	NF P 92-501	Classement	Classe	M3	M1
Amérique du Nord					
Caractéristiques de combustion de surface du produit [F]	ASTM E84/UL 723	Classement	Classe	s.o.	A
		Propagation de la flamme	FSI	s.o.	0-25
		Développement de fumée	SDI	s.o.	0-450
Asie Pacifique					
Réaction au feu (Chine)	GB 8624	Classement	Classe	D-s2, d0	B-s1, d0, t1

[A] En raison de la conversion des valeurs métriques, les valeurs US indiquées sont des valeurs arrondies.
[B] Toutes les données sont relatives aux produits mentionnés dans le programme de livraison standard de Trespa® Meteon®.
[D] Non valable pour les coloris suivants - A04.0.1/A10.1.8/A20.2.3/A17.3.5/A12.3.7.
Pour d'autres applications/coloris comme les coloris relatifs à un projet, veuillez contacter votre interlocuteur Trespa local.
[E] Pour plus d'information sur les valeurs Delta E, veuillez contacter le Service Technique de Trespa Amérique du Nord au 1-800-487-3772.
[F] Les résultats des tests de laboratoire ne sont pas destinés à représenter les dangers qui peuvent se présenter sous des conditions réelles d'incendie. Pour les applications à plusieurs étages, où les codes du bâtiment locaux ou nationaux peuvent exiger des essais d'incendie à grande échelle, conformément à la norme NFPA 285 (US) ou Can/ULC-S134 (Canada), veuillez visitez notre site internet www.trespa.info ou contacter le Service Technique de Trespa Amérique du Nord au 1-800-487-3772 pour les informations d'installation.

Note :
Trespa® Meteon® est specifiquement développé comme revêtements verticaux extérieurs, tels que bardages ou panneaux de remplissage de balcon, ainsi que des applications extérieures horizontales en sous-face (Trespa® Meteon® Curved Elements est uniquement applicable en revêtement de parois extérieures verticales). Pour d'autres applications, veuillez contacter votre interlocuteur Trespa local.
Les instructions de stockage, usinage, montage et de nettoyage sont fournies par le fabricant.

code F8001 version 3.2 date 01-10-2012

Rendez-vous sur www.trespa.info pour connaître la version actualisée de ce document.

TRESPA®

Annexe E

Comparaison des températures intérieures et humidités relatives simulées

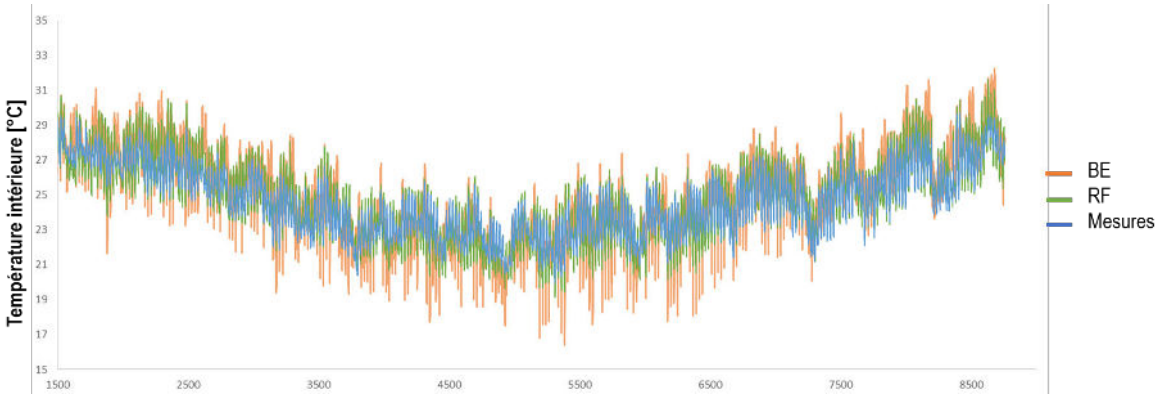


Figure E.1 – Comparaison de la température intérieure simulée par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur l'année 2020

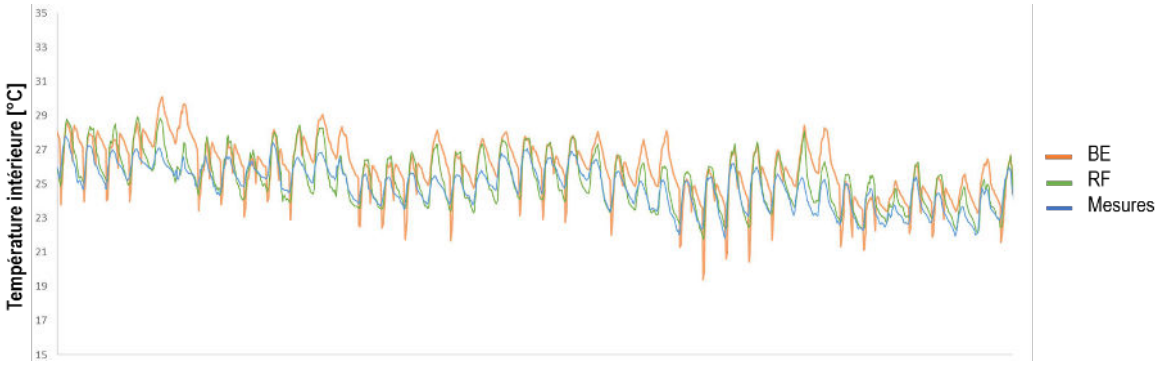


Figure E.2 – Comparaison de la température intérieure simulée par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur période d'avril 2020

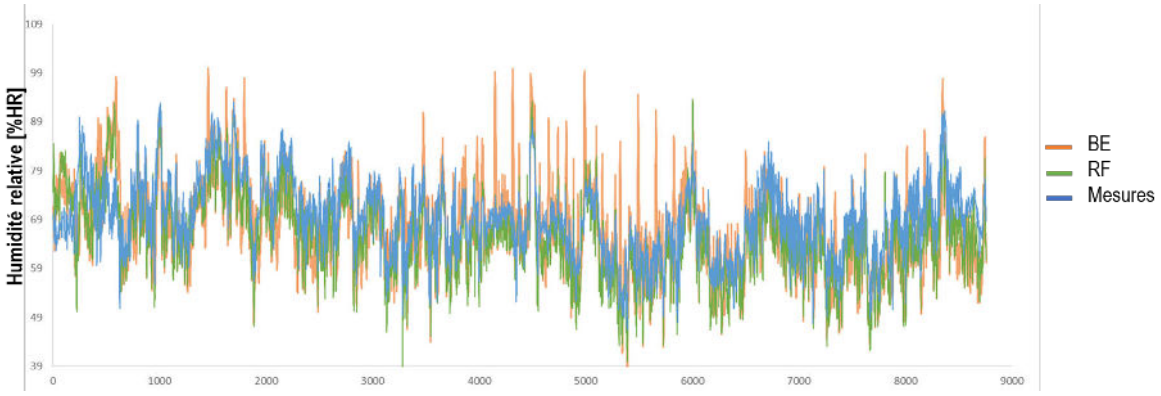


FIGURE E.3 – Comparaison de l'humidité relative simulée par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur l'année 2020

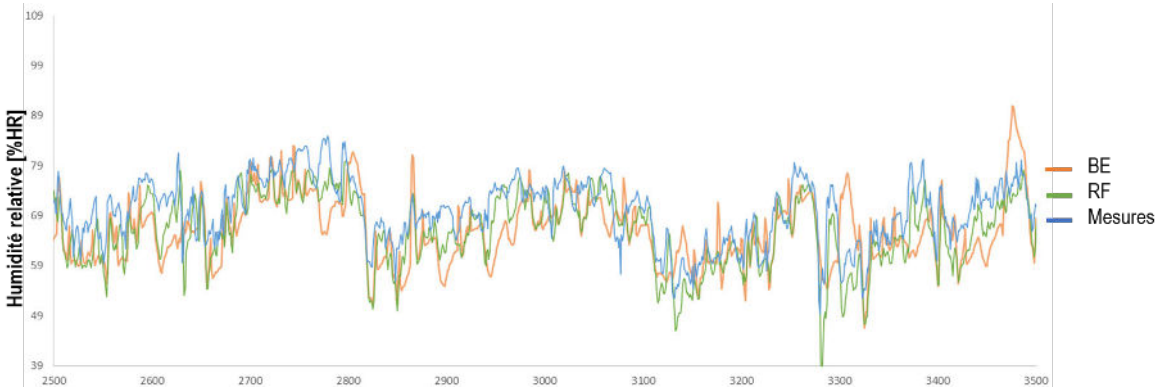


FIGURE E.4 – Comparaison de l'humidité relative simulée par la méthode BE (en orange) et le modèle de comportement RF développé (en vert) avec les données réelles mesurées (en bleu) sur période d'avril 2020

Annexe F

Code permettant d'intégrer le modèle de comportement n°1 via méthode PythonPlugin

---

```
from pyenergyplus.plugin import EnergyPlusPlugin


######## Classe pour intégration du niveau de jalousies ouvertes  ############

import pickle
import pandas as pd
import os
import sys
import numpy as np


############ On définit la classe et ses instances ############

class DT_LouverController(EnergyPlusPlugin):
    def __init__(self):
        super().__init__()
        self.need_to_get_handles = True #instance pour prendre la main sur les variables
        self.ZoneRH_handle = None #variables qu'on souhaite récupérer ou modifier
        self.ZoneT_handle = None
        self.WindSpeed_handle = None
        self.ZoneOccupancy_handle = None
        self.MyOpenFactor_handle = None
        self.adrFile = os.path.dirname(os.path.realpath(__file__))


    ############ Point d'appel : on intervient au début du pas de temps ############

    def on_begin_timestep_before_predictor(self, state) -> int:

        # get handles if needed
         #fonction de transfert de données, on prend les données
         via API_ get_variable_handle
```

```
 # get_actuator_handle ==> voir liste des actuator disponibles dans le guide EMS
 # Retourne un ID entier, ou -1 si un ID n'a pas pu être trouvé

if self.need_to_get_handles:
    self.ZoneRH_handle = self.api.exchange.get_variable_handle(
        state,
        "Zone Air Relative Humidity",
        "openspace_rdc"
    )

if self.need_to_get_handles:
    self.ZoneT_handle = self.api.exchange.get_variable_handle(
        state,
        "Zone Air Temperature",
        "openspace_rdc"
    )

if self.need_to_get_handles:
    self.ZoneOccupancy_handle = self.api.exchange.get_variable_handle(
        state,
        "Zone People Occupant Count",
        "openspace_rdc"
    )

    self.need_to_get_handles = False


############# API run time = erreur sévère si valeur introuvable ############

if self.ZoneRH_handle == -1:
    self.api.runtime.issue_severe(state, "Could not get handle
    to zone relative humidity")
    return 1

if self.ZoneT_handle == -1:
   self.api.runtime.issue_severe(state, "Could not get handle
   to zone temperature")
   return 1

if self.ZoneOccupancy_handle == -1:
   self.api.runtime.issue_severe(state, "Could not get handle
   to zone number of people")
   return 1


############# On a pris la main sur les variables avec _handle,
on récupère maintenant la valeur avec _value ############
```

```
zone_rh = self.api.exchange.get_variable_value(state, self.ZoneRH_handle)
zone_t = self.api.exchange.get_variable_value(state, self.ZoneT_handle)
zone_occ = self.api.exchange.get_variable_value(state, self.ZoneOccupancy_handle)


############# Recuperer le modele de comportement qui estime
le niveau de jalousies et appliquer aux donnees à chaque pas de temps

Jalmax = 43
Jalfaible_mediane = 7
Jalmoyenne_mediane  = 18
Jalforte_mediane  = 35

with open (self.adrFile+os.sep+'Model1_RF.sav','rb') as f1:
    pickle_load = pickle.load(f1)

prediction = {'Tmoy': [zone_t] , 'HRmoy' : [zone_rh],
'occupation_calcul' : [zone_occ]}
result = pickle_load.predict_proba(pd.DataFrame(data=prediction)) #on recupere
les probabilites dappartenance a chaque classe
resultNew = pd.DataFrame(result,  columns=['proba1','proba2','proba3'])

esperance = (resultNew['proba1'] * Jalfaible_mediane +
resultNew['proba3'] * Jalmoyenne_mediane
+ resultNew['proba2'] * Jalforte_mediane) / Jalmax #on calcule
l'esperance pour obtenir un taux d'utilisation des jalousies


############ On prend la main sur l'actuator et on lui donne la valeur
de l'espérance avec _set_actuator_value
 # Operation sur l'ensemble des fenêtres du modèle

MyList = [] # On définit une liste en fonction du nombre de fenêtres dans la zone
for w in range(0,26):
    if w!= 0 and w!= 1 and w!= 5 and w!= 22 :
        MyList.append(w)
for w in MyList:
    self.MyOpenFactor_handle = self.api.exchange.get_actuator_handle(
            state,
            "AirFlow Network Window/Door Opening",
            "Venting Opening Factor",
            "w" + str(w)
        )

    if self.MyOpenFactor_handle == -1:
       self.api.runtime.issue_severe(state, "Could not get handle to
```

```
        vent opening factor")
        return 1

    self.api.exchange.set_actuator_value(state, self.MyOpenFactor_handle,
    esperance.values[0])



return 0
```

Bibliographie

1. IPCC. *Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.* rapp. tech. (2021).
2. Des données et études STATISTIQUES, S. *Chiffres clés du climat, France, Europe et Monde, Edition 2019* rapp. tech. (Ministère de la Transition Ecologique, 2019).
3. Des données et études STATISTIQUES, S. *Chiffres clés de l'énergie, Edition 2021* rapp. tech. (Ministère de la Transition Ecologique, 2021).
4. GAUZIN-MÜLLER DOMINIQUE Bornarel Alain, M. P. *Manifeste pour une frugalité heureuse & créative* `https://www.insee.fr/fr/metadonnees/definition/c1584`.
5. PAUDEL, S. *Méthodologie pour estimer la consommation d'énergie dans les bâtiments en utilisant des techniques d'intelligence artificielle* thèse de doct. (Ecole des Mines de Nantes, 2016).
6. THIERS, S. *Bilans énergétiques et environnementaux de bâtiments à énergie positive* thèse de doct. (École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2008).
7. JORF. *Arrêté du 26 octobre 2010 relatif aux caractéristiques thermiques et aux exigences de performance énergétique des bâtiments nouveaux et des parties nouvelles de bâtiments* `https://www.legifrance.gouv.fr/loda/article_lc/LEGIARTI000022961580/`.
8. KOPPEN, W. Das geographische system der klimat. *Handbuch der klimatologie,* 46 (1936).
9. PEEL, M. C., FINLAYSON, B. L. & MCMAHON, T. A. Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. *Hydrology and earth system sciences* **11,** 1633-1644 (2007).
10. BELDA, M., HOLTANOVÁ, E., HALENKA, T. & KALVOVÁ, J. Climate classification revisited : from Köppen to Trewartha. *Climate research* **59,** 1-13 (2014).
11. LUCAS, F., ADELARD, L., GARDE, F. & BOYER, H. Study of moisture in buildings for hot humid climates. *Energy and Buildings* **34,** 345-355 (2002).
12. WOLKOFF, P. Indoor air humidity, air quality, and health–An overview. *International journal of hygiene and environmental health* **221,** 376-390 (2018).
13. VELLEI, M., HERRERA, M., FOSAS, D. & NATARAJAN, S. The influence of relative humidity on adaptive thermal comfort. *Building and Environment* **124,** 171-185 (2017).
14. EDELMAN, A. *et al.* State of the Tropics 2014 report (2014).
15. MARSCHALL, M., BURRY, J. & TAHMASEBI, F. *Simulating natural ventilation in early stage design : combining an occupant behavior model with an airflow network approach* in *Design Modelling Symposium Berlin* (2019), 119-131.
16. RÉUNION, S. H. *Bilan énergétique de La Réunion 2018, édition 2019* rapp. tech. (2019).
17. MASOSO, O. T. & GROBLER, L. J. The dark side of occupants' behaviour on building energy use. *Energy and buildings* **42,** 173-177 (2010).
18. LEU, IMAGEEN, PIMENT, AIA & BCO2. *Projet PACTE TEC-Tec : Tropical Énergie Carbone Réduction - Guide utilisateur. Projet financé par ADEME, EDF et le Minisètre du logement et de l'habitat durable.* rapp. tech. (2020).

19. Et IMAGEEN, L. *Performances énergétiques des bâtiments à La Réunion, Mise à jour 2009* rapp. tech. (2009).

20. De l'Energie RÉUNION, A. R. *Etat de l'énergie solaire à La Réunion, Edition 2008* rapp. tech. (2008).

21. MÉTÉO-FRANCE. *Atlas climatique de La Réunion* rapp. tech. ().

22. WIKIPÉDIA. *Climat de La Réunion* `https://fr.wikipedia.org/wiki/Climat_de_La_Reunion`.

23. LENOIR, A. & PAYET, M. Vivre au frais en climat chaud. *Habitat Naturel Construire responsable* **79,** 64-69 (2019).

24. AFLAKI, A., MAHYUDDIN, N., MAHMOUD, Z. A.-C. & BAHARUM, M. R. A review on natural ventilation applications through building façade components and ventilation openings in tropical climates. *Energy and buildings* **101,** 153-162 (2015).

25. ADEME. *PREBAT Enveloppe, concevoir une enveloppe bioclimatique* rapp. tech. (2005).

26. GARDE, F., MARA, T, LAURET, A., BOYER, H & CELAIRE, R. Bringing simulation to implementation : presentation of a global approach in the design of passive solar buildings under humid tropical climates. *Solar Energy* **71,** 109-120 (2001).

27. GAGO, E. J., ROLDAN, J., PACHECO-TORRES, R & ORDÓÑEZ, J. The city and urban heat islands : A review of strategies to mitigate adverse effects. *Renewable and sustainable energy reviews* **25,** 749-758 (2013).

28. CHOWDHURY, S., HAMADA, Y. & AHMED, K. S. Indoor heat stress and cooling energy comparison between green roof (GR) and non-green roof (n-GR) by simulations for labor intensive factories in the tropics. *International Journal of Sustainable Built Environment* **6,** 449-462 (2017).

29. QIU, G.-y. *et al.* Effects of evapotranspiration on mitigation of urban temperature by vegetation and urban agriculture. *Journal of Integrative Agriculture* **12,** 1307-1315 (2013).

30. SPANGENBERG, J., SHINZATO, P., JOHANSSON, E. & DUARTE, D. Simulation of the influence of vegetation on microclimate and thermal comfort in the city of São Paulo. *Revista da Sociedade Brasileira de Arborização Urbana* **3,** 1-19 (2008).

31. MACNAUGHTON, P. *et al.* The impact of working in a green certified building on cognitive function and health. *Building and environment* **114,** 178-186 (2017).

32. RÉUNION, L., LABORATOIRE, E., GANDEMER, J. & ACOUSTIQUE, D. *Projet PACTE JACO, des JArdins pour le COnfort, Guide utilisateur. Projet financé par ADEME, EDF et le Minisètre du logement et de l'habitat durable.* rapp. tech. (2020).

33. HAW, L. C., SAADATIAN, O., SULAIMAN, M., MAT, S. & SOPIAN, K. Empirical study of a wind-induced natural ventilation tower under hot and humid climatic conditions. *Energy and Buildings* **52,** 28-38 (2012).

34. ROETZEL, A., TSANGRASSOULIS, A., DIETRICH, U. & BUSCHING, S. A review of occupant control on natural ventilation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* **14,** 1001-1013 (2010).

35. INDRAGANTI, M., OOKA, R., RIJAL, H. B. & BRAGER, G. S. Adaptive model of thermal comfort for offices in hot and humid climates of India. *Building and Environment* **74,** 39-53 (2014).

36. Payet, M., David, M., Gandemer, J. & Garde, F. *Performance evaluation and post-occupancy evaluation of a naturally ventilated lecture theatre in Reunion Island* in *Journal of Physics : Conference Series* **1343** (2019), 012189.

37. Brager, G., Borgeson, S. & Lee, Y. *Summary report : control strategies for mixed-mode buildings* rapp. tech. (Center for the Built Environment, 2007).

38. Perrau, A. *Influence de la ventilation naturelle dans l'évolution de l'architecture tropicale"." Évaluation de cette influence au travers un regard d'architecte et d'urbaniste exerçant à La Réunion* thèse de doct. (Université de la Réunion, 2019).

39. De la Transition Ecologique, M. *Réglementation Thermique Acoustique et Aération des logements neufs outre-mer* `https://www.ecologie.gouv.fr/reglementation-thermique-acoustique-et-aeration-des-logements-neufs-outre-mer`.

40. De la Transition Ecologique, M. *Référentiel « Énergie - Carbone » - Méthode d'évaluation de la performance énergétique et environnementale des bâtiments neufs* `http://www.batiment-energiecarbone.fr/documentation-a44.html`.

41. De la construction et de l'habitation, C. *Décret n° 2019-771 du 23 juillet 2019 relatif aux obligations d'actions de réduction de la consommation d'énergie finale dans des bâtiments à usage tertiaire* `https://www.legifrance.gouv.fr/loda/id/JORFTEXT000038812251/`.

42. De la construction et de l'habitation, C. *Arrêté du 24 novembre 2020 modifiant l'arrêté du 10 avril 2020 relatif aux obligations d'actions de réduction des consommations d'énergie finale dans des bâtiments à usage tertiaire* `https://www.legifrance.gouv.fr/jorf/id/JORFTEXT000042994780`.

43. De la construction et de l'habitation, C. *Décret n° 2021-1004 du 29 juillet 2021 relatif aux exigences de performance énergétique et environnementale des constructions de bâtiments en France métropolitaine* `https://www.legifrance.gouv.fr/jorf/id/JORFTEXT000043877196`.

44. Garde, F., Bastide, A., Bentaleb, D. & Ottenwelter, E. *The Construction of a Zero Energy Building in Reunion Island : Presentations of a New Approach to the Design Studies* in *ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition* **47640** (2006), 199-207.

45. Givoni, B. Comfort, climate analysis and building design guidelines. *Energy and buildings* **18,** 11-23 (1992).

46. Lenoir, A. *On comfort in tropical climates. The design and operation of Net Zero Energy Buildings* thèse de doct. (Université de la Réunion, 2013).

47. Athienitis, A. & Attia, S. Design, optimization, and modelling issues of net-zero energy solar buildings. *Proceedings of Eurosun 2010* (2010).

48. Lenoir, A., Garde, F., Ottenwelter, E., Bornarel, A. & Wurtz, E. *Net zero energy building in France : from design studies to energy monitoring. A state of the art review* in *Eurosun 2010-International Conference on Solar Heating, Cooling and Buildings* (2010).

49. Daly, D., Cooper, P. & Ma, Z. Understanding the risks and uncertainties introduced by common assumptions in energy simulations for Australian commercial buildings. *Energy and Buildings* **75,** 382-393 (2014).

50. Pappalardo, M. & Reverdy, T. Explaining the performance gap in a French energy efficient building : Persistent misalignment between building design, space occupancy and operation practices. *Energy Research & Social Science* **70,** 101809 (2020).

51. Wei, Y. *et al.* A review of data-driven approaches for prediction and classification of building energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* **82,** 1027-1047 (2018).

52. Kwok, S. S. & Lee, E. W. A study of the importance of occupancy to building cooling load in prediction by intelligent approach. *Energy Conversion and Management* **52,** 2555-2564 (2011).

53. Liu, Y. *et al.* A novel building energy efficiency evaluation index : Establishment of calculation model and application. *Energy Conversion and Management* **166,** 522-533 (2018).

54. Yu, Z., Fung, B. C., Haghighat, F., Yoshino, H. & Morofsky, E. A systematic procedure to study the influence of occupant behavior on building energy consumption. *Energy and buildings* **43,** 1409-1417 (2011).

55. Borgstein, E., Lamberts, R & Hensen, J. Evaluating energy performance in non-domestic buildings : A review. *Energy and Buildings* **128,** 734-755 (2016).

56. Wang, Q., Augenbroe, G., Kim, J.-H. & Gu, L. Meta-modeling of occupancy variables and analysis of their impact on energy outcomes of office buildings. *Applied Energy* **174,** 166-180 (2016).

57. Dictionnaire en ligne, L. R. *Déinition du mot "occupant" suivant Le Robert dictionnaire* `https://dictionnaire.lerobert.com/definition/occupant`.

58. Dictionnaire en ligne, L. R. *Déinition du mot "usager" suivant Le Robert dictionnaire* `https://dictionnaire.lerobert.com/definition/usager`.

59. Li, J., Yu, Z. J., Haghighat, F. & Zhang, G. Development and improvement of occupant behavior models towards realistic building performance simulation : A review. *Sustainable Cities and Society* **50,** 101685 (2019).

60. O'Brien, W. *Occupant-proof buildings : can we design buildings that are robust against occupant behaviour* in *13th Conference of International Building Performance Simulation Association* (2013), 1746-1754.

61. Barthelmes, V. M., Heo, Y., Fabi, V. & Corgnati, S. P. Exploration of the Bayesian Network framework for modelling window control behaviour. *Building and Environment* **126,** 318-330 (déc. 2017).

62. Jia, M., Srinivasan, R. S. & Raheem, A. A. From occupancy to occupant behavior : An analytical survey of data acquisition technologies, modeling methodologies and simulation coupling mechanisms for building energy efficiency. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* **68,** 525-540 (2017).

63. Huebner, G. M. & Mahdavi, A. A structured open data collection on occupant behaviour in buildings. *Scientific data* **6,** 1-4 (2019).

64. Wei, S., Buswell, R. & Loveday, D. Probabilistic modelling of human adaptive behaviour in non-air-conditioned buildings. *Adapting to Change : New Thinking on Comfort* **55,** 9-11 (2010).

65. Turner, W. & Hong, T. *A technical framework to describe occupant behavior for building energy simulations* rapp. tech. (Lawrence Berkeley National Lab.(LBNL), Berkeley, CA (United States), 2013).

66. Jones, R. V., Fuertes, A., Gregori, E. & Giretti, A. Stochastic behavioural models of occupants' main bedroom window operation for UK residential buildings. *Building and environment* **118,** 144-158 (2017).

67. Fabi, V., Corgnati, S. P., Andersen, R. V., Filippi, M. & Olesen, B. W. Effect of occupant behaviour related influencing factors on final energy end uses in buildings. *Proceedings of the Climamed* **11,** 1-17 (2011).

68. Roetzel, A., Tsangrassoulis, A., Dietrich, U. & Busching, S. On the influence of building design, occupants and heat waves on comfort and greenhouse gas emissions in naturally ventilated offices. A study based on the EN 15251 adaptive thermal comfort model in Athens, Greece. *Build. Simul.* **3,** 87-103 (juin 2010).

69. Beslay, C., Gournet, R. & Zélem, M.-C. *Le" bâtiment économe" : utopie technicienne et" résistance" des usages* 2015.

70. Marín-Restrepo, L., Trebilcock, M. & Gillott, M. Occupant action patterns regarding spatial and human factors in office environments. *Energy and Buildings* **214,** 109889 (2020).

71. Heydarian, A. *et al.* What drives our behaviors in buildings ? A review on occupant interactions with building systems from the lens of behavioral theories. *Building and Environment* **179,** 106928 (2020).

72. Kim, J., Tartarini, F., Parkinson, T., Cooper, P. & De Dear, R. Thermal comfort in a mixed-mode building : Are occupants more adaptive ? *Energy and Buildings* **203,** 109436 (2019).

73. Mahdavi, A. *The human dimension of building performance simulation* in *12th International IBPSA Conference : Building Simulation* (2011), 14-16.

74. Raja, I., Nicol, J., McCartney, K. & Humphreys, M. Thermal comfort : use of controls in naturally ventilated buildings. *Energy and Buildings* **33** (2000).

75. Nicol, J. F. & Humphreys, M. A. A stochastic approach to thermal comfort-occupant behavior and energy use in buildings/discussion. *ASHRAE transactions* **110,** 554 (2004).

76. Garabuau-Moussaoui, I. & Thiriot, S. *Les occupants de bâtiments tertiaires performants en énergie : entre logiques d'usage, salariale et domestique* in *SHS Web of Conferences* **9** (2014), 3001-3001.

77. De la Statistique et des Etudes Economiques, I. N. *Définition du secteur tertiaire* `https://www.frugalite.org/fr/le-manifeste.html`.

78. D'études et de formation pour le génie climatique, C. *Mémento du pour des équipements techniques aux qualités durables* `https://www.costic.com/ressources-techniques-et-reglementaires/telechargement/commissionnement`.

79. Beslay, C. & Zélem, M.-C. *Le paradoxe du consommateur moderne : modérer ses consommations d'énergie dans une société toujours plus énergivore.* 2009.

80. Yoshino, H., Hong, T. & Nord, N. IEA EBC annex 53 : Total energy use in buildings—Analysis and evaluation methods. *Energy and Buildings* **152,** 124-136 (2017).

81. Yan, D. *et al.* IEA EBC Annex 66 : Definition and simulation of occupant behavior in buildings. *Energy and Buildings* **156,** 258-270 (2017).

82. O'Brien, L. *et al.* From IEA EBC Annex 66 to 79.

83. Yan, D. *et al.* Occupant behavior modeling for building performance simulation : Current state and future challenges. *Energy and Buildings* **107,** 264-278 (nov. 2015).

84. Happle, G., Fonseca, J. A. & Schlueter, A. A review on occupant behavior in urban building energy models. *Energy and Buildings* **174,** 276-292 (sept. 2018).

85. Carlucci, S. *et al.* Modeling occupant behavior in buildings. *Building and Environment* **174,** 106768 (2020).

86. Gaetani, I., Hoes, P.-J. & Hensen, J. L. Occupant behavior in building energy simulation : Towards a fit-for-purpose modeling strategy. *Energy and Buildings* **121,** 188-204 (juin 2016).

87. Vorger, É. *Étude de l'influence du comportement des habitants sur la performance énergétique du bâtiment* thèse de doct. (Paris, ENMP, 2014).

88. Hong, T., Sun, H., Chen, Y., Taylor-Lange, S. C. & Yan, D. An occupant behavior modeling tool for co-simulation. *Energy and Buildings* **117,** 272-281 (avr. 2016).

89. Langevin, J., Wen, J. & Gurian, P. L. Simulating the human-building interaction : Development and validation of an agent-based model of office occupant behaviours. 23.

90. Hong, T., Yan, D., D'Oca, S. & Chen, C.-f. Ten questions concerning occupant behavior in buildings : The big picture. *Building and Environment* **114,** 518-530 (mars 2017).

91. Peuportier, B. *Energétique des bâtiments et simulation thermique* (Eyrolles, 2016).

92. Tuohy, G. e. a. Occupant behaviour in naturally ventilated and hybrid buildings (2009).

93. Stazi, F., Naspi, F. & D'Orazio, M. A literature review on driving factors and contextual events influencing occupants' behaviours in buildings. *Building and Environment* **118,** 40-66 (2017).

94. Liu, R., Wang, X., Du, J. & Xie, P. A Cloud User Behavior Authentication Model Based on Multi-label Hyper-network, 12.

95. D'Oca, S. & Hong, T. A data-mining approach to discover patterns of window opening and closing behavior in offices. *Building and Environment* **82,** 726-739 (déc. 2014).

96. Chang, W.-K. & Hong, T. Statistical analysis and modeling of occupancy patterns in open-plan offices using measured lighting-switch data. *Build. Simul.* **6,** 23-32 (mars 2013).

97. Darakdjian, Q. Prédiction des performances énergétiques des bâtiments avec prise en compte du comportement des usagers, 249.

98. Tijani, K., Ngo, D. Q., Ploix, S., Haas, B. & Dugdale, J. Dynamic Bayesian Networks to simulate occupant behaviours in office buildings related to indoor air quality, 8.

99. Bonte, M. *Influence du comportement de l'occupant sur la performance énergétique du bâtiment : modélisation par intelligence artificielle et mesures in situ* thèse de doct. (Université Toulouse III-Paul Sabatier, 2014).

100. Deme Belafi, Z., Hong, T. & Reith, A. A library of building occupant behaviour models represented in a standardised schema. *Energy Efficiency* **12,** 637-651 (2019).

101. Dong, B., Cao, C. & Lee, S. E. Applying support vector machines to predict building energy consumption in tropical region. *Energy and Buildings* **37,** 545-553 (mai 2005).

102. Asadi, S., Amiri, S. S. & Mottahedi, M. On the development of multi-linear regression analysis to assess energy consumption in the early stages of building design. *Energy and Buildings* **85,** 246-255 (déc. 2014).

103. Fan, C., Xiao, F. & Zhao, Y. A short-term building cooling load prediction method using deep learning algorithms. *Applied Energy* **195,** 222-233 (juin 2017).

104. Mba, L., Meukam, P. & Kemajou, A. Application of artificial neural network for predicting hourly indoor air temperature and relative humidity in modern building in humid region. *Energy and Buildings* **121,** 32-42 (juin 2016).

105. Yu, Z., Haghighat, F., Fung, B. C. & Yoshino, H. A decision tree method for building energy demand modeling. *Energy and Buildings* **42,** 1637-1646 (2010).

106. Neto, A. H. & Fiorelli, F. A. S. Comparison between detailed model simulation and artificial neural network for forecasting building energy consumption. *Energy and buildings* **40,** 2169-2176 (2008).

107. Primanti, A. H., Mangkuto, R. A., Koerniawan, M. D., Loonen, R. & de Vries, S. B. *Sensitivity Analysis on Daylighting, Visual Comfort, and Energy Consumption of Automated Venetian Blinds for Open-Plan Offices in Tropical Climate* in *Proceedings of the EduARCHsia & Senvar 2019 International Conference (EduARCHsia 2019)* Proceedings of the EduARCHsia & Senvar 2019 International Conference (EduARCHsia 2019) (Atlantis Press, Yogyakarta, Indonesia, 2020).

108. Bavaresco, M. V. & Ghisi, E. Influence of user interaction with internal blinds on the energy efficiency of office buildings. *Energy and Buildings* **166,** 538-549 (2018).

109. Rijal, H. B. *et al.* Development of adaptive algorithms for the operation of windows, fans, and doors to predict thermal comfort and energy use in Pakistani buildings. *American Society of Heating Refrigerating and Air Conditioning Engineers (ASHRAE) Transactions* **114,** 555-573 (2008).

110. Jia, M. & Srinivasan, R. S. *Occupant behavior modeling for smart buildings : A critical review of data acquisition technologies and modeling methodologies* in *2015 Winter Simulation Conference (WSC)* (2015), 3345-3355.

111. ENVIROBAT-REUNION. *Fiche enviroBAT-Réunion - Ilet du Centre* `https://www.envirobat-reunion.com/fr/portail/357/observatoire/46871/fiche-envirobat-reunion-ilet-du-centre-saint-pierre-2apmr-apa.html`.

112. Charlery, C. Histoire des persiennes : de Versailles aux Antilles. *Bulletin de la Société d'Histoire de la Guadeloupe,* 19-26 (2003).

113. Kosutova, K., van Hooff, T., Vanderwel, C., Blocken, B. & Hensen, J. Cross-ventilation in a generic isolated building equipped with louvers : Wind-tunnel experiments and CFD simulations. *Building and Environment* **154,** 263-280 (2019).

114. AL-ASSAR, Z. I. Louver Windows as a Passive Cooling Strategy. *Islamic University of Gaza Publication. Retrieved from* (2017).

115. Konzo, S. & Doyle, C. *Speaking of Windows* rapp. tech. (Building Research Council-Small Homes Council-Univeristy of Illinois Urbana . . ., 1990).

116. Lee, H. M., Lim, K. M. & Lee, H. P. Experimental and numerical studies of acoustical and ventilation performances of glass louver window. *Journal of Vibroengineering* **19,** 699-706 (2017).

117. Raftery, P. & Douglass-Jaimes, D. Ceiling fan design guide (2020).

118. Schmidt, K. & Patterson, D. J. Performance results for a high efficiency tropical ceiling fan and comparisons with conventional fans : Demand side management via small appliance efficiency. *Renewable Energy* **22,** 169-176 (2001).

119. Rissetto, R., Schweiker, M. & Wagner, A. Personalized ceiling fans : Effects of air motion, air direction and personal control on thermal comfort. *Energy and Buildings* **235,** 110721 (2021).

120. Surya *et al. BRASSE : Étude des performances, de l'impact sur le confort et de l'acceptabilité des brasseurs d'air en réponse aux changements climatiques. Rapport d'avancement* rapp. tech. (2021).

121. Tadepalli, S., Jayasree, T., Visakha, V. L. & Chelliah, S. Influence of ceiling fan induced non-uniform thermal environment on thermal comfort and spatial adaptation in living room seat layout. *Building and Environment* **205,** 108232 (2021).

122. ANNEX, E. *Definition and Simulation of Occupant Behavior in Buildings* rapp. tech. (IAE, 2019).

123. Beslay, C., Zélem, M.-C. & Gournet, R. *Analyse comportementale, Prise en compte des comportements dans la GPE et accompagnement des occupants* rapp. tech. (Fondation Bâtiment Energie, 2014).

124. Dutton, S. *et al.* Application of a stochastic window use model in EnergyPlus (2012).

125. COSTIC, Université de La Réunion, Imageen, Energie Concept & LEU Réunion. *METROCLIM, Changement des pratiques d'usage de la climatisation dans les bâtiments tertiaires en DROM : Une expérimentation à la Réunion.* rapp. tech. (Financeurs ADEME, Agence Qualité Construction et EDF, 2017).

126. Inkarojrit, V. & Paliaga, G. *Indoor climatic influences on the operation of windows in a naturally ventilated building* in *Proceedings of the 21st international conference on passive and low energy architecture* (2004), 19-22.

127. Borgeson, S. & Brager, G. Occupant control of windows : accounting for human behavior in building simulation (2008).

128. Nodon. *Fiche technique des contact magnétiques d'ouverture NODON protocole radio Enocean* `https://nodon.fr/nodon/detecteur-douverture-portes-et-fenetres-enocean/`.

129. Omegawatt. *Fiche technique du concentrateur multivoies Omegawatt pour la mesure et l'enregistrement des consommations électriques* `http://shop.omegawatt.fr/multivoies/1-concentrateur-multivoies.html`.

130. Testo. *Fiche technique des Mini-enregistreurs de température et d'humidité testo 174 H* `https://www.testo.com/fr-FR/mini-enregistreur-de-temperature-et-d'humidite-testo-174-h/p/0572-6560`.

131. Dodier, R. H., Henze, G. P., Tiller, D. K. & Guo, X. Building occupancy detection through sensor belief networks. *Energy and buildings* **38,** 1033-1043 (2006).

132. Amayri, M. *et al.* Estimating occupancy in heterogeneous sensor environment. *Energy and Buildings* **129,** 46-58 (2016).

133. McCambridge, J., Witton, J. & Elbourne, D. R. Systematic review of the Hawthorne effect : new concepts are needed to study research participation effects. *Journal of clinical epidemiology* **67,** 267-277 (2014).

134. Payet, M. *IletDuCentre OccupantBehaviours 2020-2021* Mendeley Data, V1. `https://data.mendeley.com/datasets/cyh3z6dnr3/1`.

135. Nicol, J. F. *Characterising occupant behaviour in buildings : towards a stochastic model of occupant use of windows, lights, blinds, heaters and fans* in *Proceedings of the seventh international IBPSA conference, Rio* **2** (2001), 1073-1078.

136. Kumar, S., Singh, M. K., Loftness, V., Mathur, J. & Mathur, S. Thermal comfort assessment and characteristics of occupant's behaviour in naturally ventilated buildings in composite climate of India. *Energy for Sustainable Development* **33,** 108-121 (2016).

137. He, Y., Chen, W., Wang, Z. & Zhang, H. Review of fan-use rates in field studies and their effects on thermal comfort, energy conservation, and human productivity. *Energy and Buildings* **194,** 140-162 (2019).

138. Nordahl, C. *Data-Driven Techniques for Modeling and Analysis of User Behavior* thèse de doct. (Blekinge Tekniska Högskola, 2019).

139. Gao, X. & Malkawi, A. A new methodology for building energy performance benchmarking : An approach based on intelligent clustering algorithm. *Energy and Buildings* **84,** 607-616 (2014).

140. Gunay, H. B., O'Brien, W. & Beausoleil-Morrison, I. A critical review of observation studies, modeling, and simulation of adaptive occupant behaviors in offices. *Building and Environment* **70,** 31-47 (2013).

141. Jeong, B. *et al.* Comparison between statistical models and machine learning methods on classification for highly imbalanced multiclass kidney data. *Diagnostics* **10,** 415 (2020).

142. DeMaris, A. A tutorial in logistic regression. *Journal of Marriage and the Family,* 956-968 (1995).

143. Balvedi, B. F., Ghisi, E. & Lamberts, R. A review of occupant behaviour in residential buildings. *Energy and Buildings* **174,** 495-505 (2018).

144. D'Oca, S. & Hong, T. A data-mining approach to discover patterns of window opening and closing behavior in offices. *Building and Environment* **82,** 726-739 (2014).

145. Pedregosa, F. *et al.* Scikit-learn : Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research* **12,** 2825-2830 (2011).

146. Moudachirou, M. K. *Classification et forêts aléatoires : Application à l'aide à la décision chirurgicale du genou par arthroplastie* thèse de doct. (Télé-université, 2017).

147. Skikit-learn. *Decision tree, mathematical formulation* `https://scikit-learn.org/stable/modules/tree.html#tree-mathematical-formulation`.

148. François, O. *De l'identification de structure de réseaux bayésiens à la reconnaissance de formes à partir d'informations complètes ou incomplètes.* thèse de doct. (INSA de Rouen, 2006).

149. Naïm, P., Wuillemin, P.-H., Leray, P., Pourret, O. & Becker, A. Réseaux bayésiens. *Eyrolles, Paris* **3,** 120 (2008).

150. Donovan, T. M. & Mickey, R. M. *Bayesian statistics for beginners : A step-by-step approach* (Oxford University Press, USA, 2019).

151. Jensen, K. L., Toftum, J. & Friis-Hansen, P. A Bayesian Network approach to the evaluation of building design and its consequences for employee performance and operational costs. *Building and Environment* **44,** 456-462 (2009).

152. Pgmpy. *Bayesian Network model* `https://pgmpy.org/models/bayesiannetwork.html`.

153. Pan, S. *et al.* A model based on Gauss Distribution for predicting window behavior in building. *Building and Environment* **149,** 210-219 (2019).

154. Amasyali, K. & El-Gohary, N. Machine learning for occupant-behavior-sensitive cooling energy consumption prediction in office buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* **142,** 110714 (2021).

155. Ahmad, M. W., Mourshed, M. & Rezgui, Y. Trees vs Neurons : Comparison between random forest and ANN for high-resolution prediction of building energy consumption. *Energy and buildings* **147,** 77-89 (2017).

156. Fan, C., Xiao, F. & Zhao, Y. A short-term building cooling load prediction method using deep learning algorithms. *Applied energy* **195,** 222-233 (2017).

157. Marcot, B. G. & Hanea, A. M. What is an optimal value of k in k-fold cross-validation in discrete Bayesian network analysis ? *Computational Statistics* **36,** 2009-2031 (2021).

158. Liu, T., Tan, Z., Xu, C., Chen, H. & Li, Z. Study on deep reinforcement learning techniques for building energy consumption forecasting. *Energy and Buildings* **208,** 109675 (2020).

159. Branco, P., Torgo, L. & Ribeiro, R. A survey of predictive modelling under imbalanced distributions. *arXiv preprint : 1505.01658* (2015).

160. Novaković, J. D., Veljović, A., Ilić, S. S., Papić, Ž. & Milica, T. Evaluation of classification models in machine learning. *Theory and Applications of Mathematics & Computer Science* **7,** 39-46 (2017).

161. Zhao, J., Lasternas, B., Lam, K. P., Yun, R. & Loftness, V. Occupant behavior and schedule modeling for building energy simulation through office appliance power consumption data mining. *Energy and Buildings* **82,** 341-355 (2014).

162. Payet, M. *et al.* Modelling of occupant behaviour in non-residential mixed-mode buildings : The distinctive features of tropical climates. *Energy and Buildings* **259,** 111895 (2022).

163. Sousa, J. *Energy simulation software for buildings : review and comparison* in *International Workshop on Information Technology for Energy Applicatons-IT4Energy, Lisabon* (2012), 12.

164. Mustafaraj, G., Marini, D., Costa, A. & Keane, M. Model calibration for building energy efficiency simulation. *Applied Energy* **130,** 72-85 (2014).

165. Royapoor, M. & Roskilly, T. Building model calibration using energy and environmental data. *Energy and buildings* **94,** 109-120 (2015).

166. Crawley, D. B. *et al.* EnergyPlus : creating a new-generation building energy simulation program. *Energy and buildings* **33,** 319-331 (2001).

167. Chen, Y., Guo, M., Chen, Z., Chen, Z. & Ji, Y. Physical energy and data-driven models in building energy prediction : A review. *Energy Reports* **8,** 2656-2671 (2022).

168. Bigladdersoftware. *Euclid* `https://bigladdersoftware.com/projects/euclid/`.

169. Abuimara, T *et al.* Modelling occupants in buildings : Stakeholders' workshop on current barriers, challenges and needs. *IBPSA-Canada eSim 2018,* 312-320 (2018).

170. Sun, K. & Hong, T. A framework for quantifying the impact of occupant behavior on energy savings of energy conservation measures. *Energy and Buildings* **146,** 383-396 (2017).

171. Bigladdersoftware. *Group – Energy Management System (EMS)* `https://bigladdersoftware.com/epx/docs/9-1/input-output-reference/group-energy-management-system-ems.html#energymanagementsystemactuator`.

172. Marschall, M., Tahmasebi, F. & Burry, J. Including Occupant Behavior in Building Simulation : Comparison of a Deterministic vs. a Stochastic Approach, 4.

173. Nouidui, T., Wetter, M. & Zuo, W. Functional mock-up unit for co-simulation import in EnergyPlus. *Journal of Building Performance Simulation* **7,** 192-202 (2014).

174. Nihar, K., Bhatia, A. & Garg, V. *Optimal Control of Operable Windows for Mixed Mode Building Simulation in EnergyPlus* in *IOP Conference Series : Earth and Environmental Science* **238** (2019), 012052.

175. Kwak, Y. & Huh, J.-H. Development of a method of real-time building energy simulation for efficient predictive control. *Energy Conversion and Management* **113,** 220-229 (2016).

176. Jia, M. & Srinivasan, R. Building Performance Evaluation Using Coupled Simulation of EnergyPlus™ and an Occupant Behavior Model. *Sustainability* **12,** 4086 (2020).

177. Langevin, J., Wen, J. & Gurian, P. L. *Including occupants in building performance simulation : integration of an agent-based occupant behavior algorithm with EnergyPlus* in *Proceedings of the ASHRAE/IBPSAUSA Buidling Simulation Conference, Atlanta, GA, USA* (2014), 10-12.

178. Bigladdersoftware. *Group – Python Plugins / Python EMS, Input Output Reference* `https://bigladdersoftware.com/epx/docs/9-3/input-output-reference/group-python-plugins.html`.

179. For the United States Department of Energy, N. R. E. L. *Functional API* `https://nrel.github.io/EnergyPlus/api/python/func.html`.

180. For the United States Department of Energy, N. R. E. L. *Runtime API* `https://nrel.github.io/EnergyPlus/api/python/runtime.html`.

181. For the United States Department of Energy, N. R. E. L. *Data Transfer API* `https://nrel.github.io/EnergyPlus/api/python/datatransfer.html`.

182. Baba, F. M., Ge, H., Zmeureanu, R. & Wang, L. L. Calibration of building model based on indoor temperature for overheating assessment using genetic algorithm : Methodology, evaluation criteria, and case study. *Building and Environment* **207,** 108518 (2022).

183. Ramos Ruiz, G. & Fernandez Bandera, C. Validation of calibrated energy models : Common errors. *Energies* **10,** 1587 (2017).

184. ASHRAE. *Preview ASHRAE Standards and Guidelines* https://www.ashrae.org/technical-resources/standards-and-guidelines.

185. Of Energy Efficiency & Renewable Energy, O. *Federal Energy Management Program Publications* https://www.energy.gov/eere/femp/federal-energy-management-program-publications.

186. Organization, E. V. *International Performance Measurement and Verification Protocol (IPMVP)* https://evo-world.org/en/products-services-mainmenu-en/protocols/ipmvp.

187. Tanasa, C., Becchio, C., Corgnati, S. P., Stoian, V. & Dan, D. *Calibration of a building energy model using operation conditions derived from monitoring* in *E3S Web of Conferences* **111** (2019), 03073.

188. Coakley, D., Raftery, P. & Molloy, P. *Calibration of whole building energy simulation models : detailed case study of a naturally ventilated building using hourly measured data* in *First building simulation and optimization conference* (2012), 57-64.

189. O'Donovan, A., O'Sullivan, P. D. & Murphy, M. D. Predicting air temperatures in a naturally ventilated nearly zero energy building : Calibration, validation, analysis and approaches. *Applied Energy* **250,** 991-1010 (2019).

190. Paliouras, P, Matzaflaras, N, Peuhkuri, R. H. & Kolarik, J. Using measured indoor environment parameters for calibration of building simulation model-a passive house case study. *Energy Procedia* **78,** 1227-1232 (2015).

191. Gu, L. *Airflow network modeling in EnergyPlus* in *Building Simulation* **10** (2007).

192. Bigladdersoftware. *AirflowNetwork Model, Engineering Reference* https://bigladdersoftware.com/epx/docs/8-3/engineering-reference/airflownetwork-model.html.

193. Fernandes, L *et al.* Evaluation of discharge coefficients of large openable windows using full-scale samples in wind tunnel tests Evaluación de los coeficientes de descarga de grandes ventanas que se pueden abrir utilizando muestras a escala real en ensayos en túneles de viento (2020).

194. Heiselberg, P., Svidt, K. & Nielsen, P. V. Characteristics of airflow from open windows. *Building and Environment* **36,** 859-869 (2001).

195. Karava, P, Stathopoulos, T & Athienitis, A. Wind driven flow through openings–a review of discharge coefficients. *International journal of ventilation* **3,** 255-266 (2004).

196. Yakubu, G. & Sharples, S. Airflow through modulated louvre systems. *Building Services Engineering Research and Technology* **12,** 151-155 (1991).

197. Bigladdersoftware. *Elements software* https://bigladdersoftware.com/projects/elements/.

198. Energieplus-lesite. *Charges thermiques internes pour les bureaux* https://energieplus-lesite.be/theories/bilan-thermique44/charges-thermiques-internes-pour-les-bureaux/#Lapport_des_occupants.

199. Coimbra, C. F., Kleissl, J. & Marquez, R. en. in *Solar Energy Forecasting and Resource Assessment* 171-194 (Elsevier, 2013).

Abstract

This PhD work aims to provide new tools to understand more precisely the behaviour of occupants in low-energy buildings in humid tropical climates and to integrate it into the design process. For such areas and building types, users may act on passive solutions to achieve comfort, while energy-intensive solutions may offer alternatives during the hottest months. Yet, compared to other climate zones, specific knowledge about occupant comfort and behaviour is still limited, making it difficult for engineers to estimate the future energy impact of buildings. Our first contribution consists in collecting users' actions in a bioclimatic non residential building located in the humid tropical climate of La Réunion. In a second step,the behaviours related to hygrothermal comfort are measured, analysed and modelled using four classification techniques based on machine learning. More precisely, the developed models allow to estimate the use of passive controls (type of windows called louvers) and low energy controls (ceiling fans) taking into account the hygrothermal comfort level. In addition, as the actions and controls considered are linked, a combined model representing the relationships between these two controls is also proposed. Finally, the developed behavioural models are implemented in a dynamic thermal building simulation software via a specific interface. A comparison with a simulation based on assumptions derived from expert knowledge concludes that the proposed method is able to reproduce the users' actions more faithfully than the usual practices of the designers.

Key words : Occupant behaviour, tropical climate, mixed-mode buildings, natural ventilation, ceiling fans, classification algorithms, coupling of models, dynamic thermal simulation.

PIMENT Laboratory (University of La Réunion) and LEU Réunion

Résumé

Ce travail de thèse vise à fournir de nouveaux outils pour comprendre plus précisément le comportement des usagers de bâtiments à faible consommation d'énergie dans les climats tropicaux humides et à l'intégrer dans le processus de conception. Pour ces zones et types de bâtiments, les usagers peuvent agir sur des solutions passives pour atteindre le confort, tandis que des solutions à forte intensité énergétique peuvent offrir des alternatives pendant les mois les plus chauds. Pourtant, par rapport à d'autres zones climatiques, les connaissances spécifiques sur le confort et le comportement des usagers sont encore limitées, ce qui rend difficile pour les ingénieurs l'estimation de l'impact énergétique futur des bâtiments. Notre première contribution consiste à recueillir les actions dans un bâtiment bioclimatique tertiaire situé dans le climat tropical humide de La Réunion. Dans un deuxième temps, les comportements liés au confort hygrothermique sont mesurés, analysés et modélisés à l'aide de quatre techniques de classification basées sur l'apprentissage automatique. Plus précisément, les modèles développés permettent d'estimer l'utilisation de contrôles passifs (type de fenêtres appelées jalousies) et à faible consommation d'énergie (brasseurs d'air) en tenant compte du niveau de confort hygrothermique. De plus, les actions et contrôles considérés étant liés, un modèle combiné représentant les relations entre ces deux contrôles est également proposé. Enfin, les modèles comportementaux développés sont implémentés dans un logiciel de simulation thermique dynamique du bâtiment via une interface spécifique. Une comparaison avec une simulation basée sur des hypothèses issues de connaissances expertes conclut que la méthode proposée est capable de reproduire les actions des usagers plus fidèlement que les pratiques habituelles des concepteurs.

Mots clés : Comportement des usagers, climat tropical, bâtiments en mode mixte, ventilation naturelle, brasseurs d'air, algorithmes de classification, combinaison de modèles, simulation thermique dynamique.

Convention CIFRE entre le Laboratoire PIMENT de l'Université de La Réunion et LEU Réunion