



Développement d'une méthodologie d'analyse de la parcimonie pour la simulation énergétique urbaine

Enora Garreau

► To cite this version:

Enora Garreau. Développement d'une méthodologie d'analyse de la parcimonie pour la simulation énergétique urbaine. Energie électrique. Université Paris sciences et lettres, 2021. Français. NNT : 2021UPSLM022 . tel-03403586

HAL Id: tel-03403586

<https://pastel.archives-ouvertes.fr/tel-03403586>

Submitted on 26 Oct 2021

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

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



THÈSE DE DOCTORAT
DE L'UNIVERSITÉ PSL

Préparée à MINES ParisTech
Dans le cadre d'une cotutelle avec le CSTB

**Développement d'une méthodologie d'analyse de la
parcimonie pour la simulation énergétique urbaine**

Soutenue par

Enora GARREAU

Le 12 mars 2021

École doctorale n°621

ISMME

**Ingénierie des Systèmes,
Matériaux, Mécanique,
Énergétique**

Spécialité

**Énergétique et Génie des
procédés**

Composition du jury :

Stéphane GINESTET Professeur des Universités, INSA Toulouse	<i>Président du jury</i>
Marjorie MUSY Directrice de recherche, CEREMA	<i>Rapporteure</i>
Christian INARD Professeur, Université de La Rochelle	<i>Rapporteur</i>
Darren ROBINSON Professeur, Université de Sheffield	<i>Examineur</i>
Bruno DUPLESSIS Maître assistant, Mines ParisTech	<i>Examineur</i>
Thomas BERTHOU Ingénieur de recherche, Mines Paris-Tech	<i>Examineur</i>
Vincent PARTENAY Ingénieur de recherche, CSTB	<i>Examineur</i>
Dominique MARCHIO Professeur, Mines ParisTech	<i>Directeur de thèse</i>
Romain BONABE DE ROUGE Ingénieur de recherche, EFFICACITY	<i>Invité</i>

*« J'ai fait mes réglages, je me
suis dit : comme la perfection
n'existe pas, vas te coucher »*

Jean Le Cam, Vendée Globe 2020

À ma mère

Remerciements

Les remerciements sont toujours un moment particulier annonçant la fin d'une période, et avec ce manuscrit la fin d'une thèse. Cette dernière a d'ailleurs été assez particulière avec des allers-retours fréquents entre Paris et Sophia. J'ai en effet réalisé 8000 km en train (soit l'équivalent d'environ 55 h) et habité/squatté 7 appartements que j'ai partagés avec 11 colocataires différents. Ces voyages m'ont ainsi permis de rencontrer et d'apprécier de nombreuses personnes qu'il est grand temps de remercier.

J'aimerais en premier lieu remercier mes (nombreux!) encadrants de thèse : Vincent Partenay, Dominique Marchio, Thomas Berthou et Bruno Duplessis. Je les remercie pour m'avoir donné l'opportunité de faire partie de cette aventure, mais aussi pour un encadrement scientifiquement et humainement irréprochable. La bonne humeur lors des réunions, qu'elles soient à distance ou en présentiel, m'ont permis de m'intégrer profondément aux deux équipes, SEBT à Sophia et le CES à Paris. De manière plus particulière : merci Vincent pour l'apport technique sur DIMOSIM (pour ne pas dire DIMOSEUM) mais aussi pour les discussions complètement hors-sujets et passionnantes ; merci Dominique pour avoir su guider la thèse sur le plan scientifique de manière précise mais avec aussi une prise de hauteur permettant de mieux orienter les recherches, et pour ton humour à chacune de nos réunions ; merci Thomas pour ton soutien et ta bonne humeur, j'aurais espéré pouvoir au moins gagner un match de ping-pong face à toi ; et enfin merci Bruno pour ton accompagnement sans faille jusqu'au bout, pour tes qualités humaines et pour avoir réussi à supporter les blagues sur le PSG tout au long de la thèse.

J'aimerais ensuite remercier chaleureusement le jury pour avoir lu et analysé le manuscrit en profondeur malgré sa taille, notamment les rapporteurs Marjorie Musy et Christian Inard pour avoir fait des retours détaillés et constructifs sur ce travail. Je remercie Stéphane Ginestet pour avoir accepté d'être président du jury, ainsi que les autres membres Darren Robinson et Romain Bonabe de Rougé pour les échanges intéressants et les remarques pertinentes lors de la soutenance. J'espère que nous aurons un jour l'occasion de nous rencontrer en personne sans gestes barrières.

De manière plus personnelle, j'aimerai remercier les personnes qui ont participé de près ou de loin au travail de la thèse, et qui ont surtout été présentes tout du long pour faire autre chose que travailler ! Ainsi, je remercie tous les membres de l'équipe du CES à Paris : Pascal, Lucie, Antoine, Victor, Baptiste, Derek, Tam, Valentin, l'autre Thomas, Rémi et le petit dernier Valentin ; les escape game, parties de ping-pong et de foot, matchs de défaite du PSG au bar, les photomontages de victoire et tous les autres moments passés ensemble resteront de bons souvenirs ! À l'autre bout de la France je remercie mes collègues de Sophia, qu'ils soient SEBTiens ou autre, pour leur accueil et l'ambiance chaleureuse et motivante, en particulier les doctorants Mathieu et Georgios.

Cette thèse ayant été assez particulière de par sa localisation, je tiens fortement à remercier tous mes colocataires et amis qui ont bien voulu m'accueillir. Je remercie plus fortement les colocataires d'Issy-les-Moulineaux qui m'ont permis de vivre et de m'épanouir dans cette thèse sans avoir la pression du logement et en sachant que des amis m'attendaient à chaque fois que je remontais sur Paris. Merci aussi aux différentes Marie(s) pour les super colocations et le prêt d'appartement, ainsi qu'à Mosbie qui s'est retenue de me manger les pieds.

Je remercie aussi les amis et personnes qui me sont chers, et qui m'ont prodiguée soutien et confiance sans faille : Chloé, Enora (l'autre), Philou, Zad et Mathilde, et surtout Kevin pour m'avoir supportée pendant non pas un, non pas deux, mais trois confinements, et pour continuer à me supporter encore et toujours. Je remercie aussi tous ceux que je n'ai pas cités mais auxquels je pense (le groupe des filles, Diane, Céline, Cave, futur Cave junior...).

En tout dernier lieu je remercie toute ma famille pour leur support et leur encouragement (même sans comprendre ce que je faisais), et qui ont été présents dans les bons moments comme dans les mauvais. Une dernière pensée pour ma mère qui m'a toujours poussée à aller plus loin et à profiter de la vie jusqu'au bout.

Résumé

Le développement des outils de simulation énergétique à l'échelle urbaine appelés UBEM (*Urban Building Energy Modeling*) vise à appuyer les analyses et les prises de décision de différents acteurs de la transition énergétique en matière d'amélioration de l'efficacité énergétique des bâtiments. La modélisation en énergétique des bâtiments s'est historiquement développée dans le cadre d'applications où les données d'entrées sont en grande partie disponibles. Dans ces conditions, les incertitudes de simulation et les temps de paramétrage des modèles restent maîtrisables.

Dans un contexte de modélisation multi-bâtiments (quartier, ville, territoire), l'effet d'échelle conduit à une démultiplication de ces facteurs « incertains » en particulier en ce qui concerne l'existant. Afin de répondre aux besoins d'analyse à l'échelle urbaine de ces différents acteurs (bureaux d'études, collectivités locales, exploitants de réseaux), de nombreux modèles sont développés avec des niveaux de détail différents, permettant de simuler l'ensemble des phénomènes physiques liés au bâti, aux systèmes énergétiques ou encore aux sollicitations extérieures, en respectant ces contraintes. Cependant, de par cette grande diversité de modèles à disposition de l'utilisateur, ce dernier peut se retrouver dans des situations où la sélection des modèles les plus adaptés à son étude peut s'avérer fastidieuse et complexe.

Cette thèse propose donc une méthodologie d'analyse de la parcimonie d'une modélisation énergétique des bâtiments à l'échelle de la ville. La parcimonie de simulation a pour objectif de trouver le bon niveau de modélisation en déterminant le point d'équilibre entre : le nombre de paramètres d'entrée et leurs incertitudes, le niveau de détail du modèle avec ses hypothèses simplificatrices, la précision obtenue vis-à-vis d'une référence et le temps de simulation, le tout pour une sortie et un contexte donnés. Afin de contribuer à l'identification et au choix de modèles parcimonieux au regard de ces objectifs, des indicateurs de sélection, appelés KGI (*Key Guidance Indicators*), sont définis à partir des caractéristiques du territoire modélisé. Ils sont utilisés afin de déterminer des valeurs seuils permettant de choisir quel niveau de modélisation utiliser suivant le quartier.

Les résultats de cette thèse contribuent ainsi au développement d'outils d'aide à la décision plus parcimonieux et donc plus efficaces. Ils permettent de pouvoir conseiller et guider divers utilisateurs et modélisateurs, dans leurs modélisations urbaines, afin de proposer une simulation non pas la plus précise, mais la plus adaptée au cas d'étude, pour passer de la logique du toujours plus à juste ce qu'il faut.

Abstract

The development of urban energy simulation tools, called UBEM (Urban Building Energy Modelling), intends to support the analysis and decision-making of energy transition stakeholders, regarding the improvement of energy efficiency in the building sector. Historically, the energy modelling of buildings has developed in a context where input data is mainly available. Under these conditions, simulation uncertainties and parametrization time remain under control.

In a context of multi-building modelling (district, city, territory), the scale effect leads to a multiplication of the uncertain factors, especially for the existing buildings. In order to meet the needs of these different stakeholders (engineering and design offices, local authorities, network operators) for analysis at urban scale, many models are developed with various levels of detail, allowing the simulation of all the physical phenomena linked to the building, energetic systems or external solicitation while respecting these constraints. However, due to the wide variety of models available, the user/modeler may find himself in situations where the selection of the most suitable models for his study can be tedious and complex.

Thus, this thesis proposes a methodology for analyzing the parsimony of building energy modelling at city scale. This parsimony of simulation aims at finding the right level of modelling by determining the trade-off point between : the number of input parameters and their uncertainty, the level of detail of the model with its simplifying hypotheses, the precision obtained and the simulation time, all for a given output and context. To contribute to the identification and choice of parsimonious models regarding these objectives, Key Guidance Indicators (KGI) are created from the characteristics of the modelled territory. They are used to determine threshold values for the selection of the model complexity to be used.

The results of this thesis contribute to the development of more parsimonious and therefore more effective decision support tools. They allow to advise and guide various users and modelers in their urban modelling, so as to promote a simulation which is not the most accurate, but the most suitable for the case study, making the various stakeholders aware of all the parsimony challenges : move from the logic of always more to just the right thing.

Table des matières

Remerciements	iii
Résumé - Abstract	v
Liste des Figures	xiii
Liste des Tableaux	xix
Glossaire	xxiii
Acronymes	xxv
Nomenclature	xxvii
Introduction	1
1 Modélisation énergétique à l'échelle urbaine	5
1.1 Outils de simulation urbaine et modèles	6
1.2 Modélisation, adaptation et incertitudes	18
1.3 Problématique retenue dans cette thèse	26
2 Méthodologie d'analyse de la parcimonie	29
2.1 Comment évaluer le niveau de parcimonie d'un modèle destiné à la simulation? . . .	30
2.2 Méthode de choix des quartiers à retenir pour la comparaison des modèles	58
2.3 Comment aborder la combinatoire des modèles élémentaires constitutifs du modèle global d'un quartier?	64
2.4 Application à la simulation énergétique urbaine	68
2.5 Outil retenu pour le travail de thèse : DIMOSIM	71
2.6 Conclusion concernant les choix méthodologiques	73
3 Parcimonie et modèles de masques solaires	75
3.1 Modélisation du rayonnement solaire	76
3.2 Mise en place et application de la méthodologie d'analyse de la parcimonie	82

3.3 Résultats	90
3.4 Conclusion	112
4 Parcimonie et division en zones thermiques	113
4.1 Modèle de bâtiment de DIMOSIM	115
4.2 Modèles de zonage thermique	119
4.3 Mise en place et application de la méthodologie d'analyse de la parcimonie	126
4.4 Résultats	133
4.5 Chaînage avec les modèles de masques solaires	158
4.6 Conclusion	174
5 Parcimonie dans la modélisation des réseaux de chaleur	177
5.1 Contexte des réseaux de chaleur en France	178
5.2 Modélisation d'un réseau de chaleur	181
5.3 Mise en place et application de la méthodologie d'analyse de la parcimonie	189
5.4 Résultats	198
5.5 Conclusion	224
6 Parcimonie de simulation énergétique des quartiers : mise en application	227
6.1 Quels modèles choisir pour le quartier?	228
6.2 Simulations	235
6.3 Conclusion	242
Conclusion	245
Bibliographie	251
A Compléments d'information sur DIMOSIM	269
A.1 Procédure de simulation de DIMOSIM	269
A.2 Modèle thermique de DIMOSIM	270
A.3 Réseau de chaleur	277
B Analyses et résultats complémentaires de parcimonie liés aux masques solaires	281
B.1 Quartiers de 16 bâtiments	281
B.2 Études complémentaires	284
C Analyses et résultats complémentaires de parcimonie liés au zonage thermique	297
C.1 Répartition des besoins de chauffage	297
C.2 Bâtiment résidentiel	298
C.3 Bâtiment de bureaux	302

C.4 Études complémentaires à l'échelle quartier	306
C.5 Compléments - concaténation avec les masques solaires	310
D Analyses et résultats complémentaires de parcimonie liés aux réseaux de chaleur	313
D.1 Réseau de chaleur sous DIMOSIM	313
D.2 Combinaison de modèles par la méthode de Hadamard	322
D.3 Compléments de résultats	323
D.4 Résultats complémentaires	337

Liste des Figures

1.1	État du parc de logements français (Source : CSTB, Charles Pelé)	7
1.2	Cas d'usage de la simulation énergétique urbaine (Source : MinesParisTech, Lucie Lefort)	7
1.3	Nombre de communications par thématique à la conférence IBPSA Rome 2019 . . .	11
1.4	Domaines d'application des outils de simulation urbaine (Source : Frayssinet et al. [72])	12
2.1	Classement de confiance des données par le CEREMA	35
2.2	Classement des modèles parcimonieux par Banos et Sanders [16] avec les méthodes KISS (<i>Keep it Simple, Stupid</i>) et KIDS (<i>Keep it Descriptive, Stupid</i>).	38
2.3	Gains internes sur la première semaine de janvier - a : Occ-1.1, b : Occ-2.2, c : Occ-3.2	43
2.4	Indicateurs de parcimonie appliqués aux 3 modèles d'occupation	46
2.5	Différence de rangs des modèles pour les différents indicateurs de parcimonie - Besoins de chauffage	47
2.6	Variation des différence de rangs des modèles de l'indicateur P_{delta} suivant les facteurs de pondération - Besoins de chauffage	47
2.7	Variation des différence de rangs des modèles de l'indicateur $P_{t,div,m}$ (a), $P_{t,m,div}$ (b) et $P_{t,div}$ (c) suivant les facteurs de pondération - Besoins de chauffage	49
2.8	Variation des différence de rangs des modèles avec l'indicateur $P_{t,delta}$ suivant les facteurs de pondération - Besoins de chauffage	50
2.9	Déroulement de la comparaison entre simulations	53
2.10	Visualisation graphique de la parcimonie	55
2.11	Présentation des LCZ de Steward et Oke, figure provenant de [215]	60
2.12	Processus de création de formes de quartiers - a : en grille, b : en cercle, c : en canyon et d : aléatoire	61
2.13	Combinaison de 4 formes de quartier en cercle	62
2.14	Processus de création de routes (gauche :a, milieu :b, droite :c)	63
2.15	Combinatoire d'un extrait de modèles à l'échelle quartier	64
2.16	Méthode d'analyse de la parcimonie à vocation de détermination des KGI	70
2.17	Classes simplifiées de DIMOSIM	71

3.1	Exemple de facteurs de masques solaires (calculés au centre de chaque bâtiment) suivant l'azimut de chaque bâtiment	81
3.2	Procédure de maillage dans DIMOSIM	84
3.3	Températures de consigne	86
3.4	Quartiers <i>GRID high</i> (gauche) et <i>GRID low</i> (droite)	89
3.5	Comparaison du rayonnement solaire (kW) entre DIMOSIM et CEA-DAY au pas de temps horaire ((a) : total, (b) : toiture, (c) : nord, (d) : sud, (e) : est, (f) : ouest	91
3.6	Écarts relatifs de rayonnement mensuel par façade (PE [%]) entre DIMOSIM et CEA-DAY	92
3.7	Puissance des rayonnements solaires (kW) provenant de DIMOSIM en fonction de ceux de CEA-DAY sur chacun des bâtiments du quartier <i>GRID high</i> pour les 25 jours sélectionnés	95
3.8	Écarts des besoins de chauffage pour des quartiers de 16 bâtiments sous la météo de Paris suivant le modèle de masque solaire	99
3.9	NRMSE de la puissance de chauffage pour des quartiers de 16 bâtiments sous la météo de Paris suivant le modèle de masque solaire solaire	99
3.10	Écarts des apports solaires en toiture pour des quartiers de 16 bâtiments sous la météo de Paris suivant le modèle de masque solaire	100
3.11	Écarts des besoins de climatisation pour des quartiers de 16 bâtiments sous la météo de Paris suivant le modèle de masque solaire	100
3.12	Matrice de corrélation des paramètres liés aux simulations de masques solaires sur 16 bâtiments (années 1975)	101
3.13	Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de masques solaires	102
3.14	Indicateur de parcimonie P_{delta} pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage suivant les modèles de masques solaires	103
3.15	Températures (a) et rayonnement solaire (b) de Paris, Nice et Strasbourg	105
3.16	Écarts des besoins de chauffage sous la météo de Paris suivant le modèle de masque solaire – Variante : Taille de quartier	106
3.17	Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de masques solaires – Variante : Taille de quartier	107
3.18	Indicateur de parcimonie P_{delta} pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage suivant les modèles de masques solaires – Variante : Taille de quartier	108
3.19	Écarts des besoins de chauffage suivant le modèle de masque solaire – Variante : Variation de climat	109
3.20	Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de masques solaires – Variante : Variation de climat	110
3.21	Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de climatisation suivant les modèles de masques solaires – Variante : Variation de climat	111
4.1	Modèle R_iC_j modifié de DIMOSIM	116
4.2	Modèles de ventilation V1b (haut) et V1r (bas)	119

4.3	Représentation des zonages thermiques <i>unique</i> , <i>3 floors</i> et <i>multiple floors</i> (de gauche à droite)	121
4.4	Représentation des zonages thermiques <i>detailed</i> et <i>detailed floor</i> (de gauche à droite)	123
4.5	Division en zonage <i>detailed</i> pour un bâtiment convexe avec et sans zone centrale . .	124
4.6	Division en zonage <i>detailed</i> pour un bâtiment en forme de L	124
4.7	Combinaisons de modèles liés au zonage implémentés dans DIMOSIM	127
4.8	Gains internes sur une semaine pour les usages résidentiels et de bureaux	129
4.9	Profils de températures de consigne pour le résidentiel (a) et les bureaux (b)	129
4.10	Coefficients ANOVA pour les différentes familles de modèles sur la différence en besoin de chauffage (gauche) et sur l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage (droite) - Tout scénarii d'occupation - Usage : Résidentiel	135
4.11	Coefficients ANOVA pour les différentes familles de modèles sur la différence en besoin de chauffage pour 5 bâtiments - Scénario : <i>same</i> - Usage : Résidentiel	135
4.12	Écarts des besoins de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : <i>same</i> - Usage : Résidentiel	137
4.13	NRMSE de la puissance de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : <i>same</i> - Usage : Résidentiel	138
4.14	Écarts des besoins de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel	139
4.15	Coefficients de Spearman en valeur absolue pour le modèle <i>multiple floors</i> (avec échanges : gauche, sans échanges : droite) sur le besoin de chauffage - Tout scénarii d'occupation - Usage : Résidentiel	141
4.16	Matrice de corrélation de Pearson sur les valeurs absolues de Spearman des paramètres - Usage : Résidentiel	142
4.17	Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques en fonction de la surface au sol des bâtiments - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel	143
4.18	Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques en fonction du UAC des bâtiments - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel	144
4.19	Indicateur de parcimonie P_{delta} pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel	145
4.20	Histogramme de $P_{t,delta}$ des besoins de chauffage pour les différents modèles de zonage, d'échanges conductifs et de ventilation inter-zones - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel	146
4.21	Écart moyen à la référence et différence entre les 10 ^e et 90 ^e percentiles (P10/90) des besoins en chauffage en fonction du nombre de bâtiments dans le quartier - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel et Bureaux	147
4.22	Indice de diversité pour les quartiers de 10 bâtiments (a) et 50 bâtiments (b) - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel et Bureaux	148

4.23 Écarts à la référence des besoins de chauffage suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques et le U_{bat} moyen du quartier - pour 10 bâtiments (a) et 50 bâtiments (b) - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel et Bureaux	149
4.24 Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage à l'échelle quartier suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - pour 10 bâtiments (a) et 50 bâtiments (b) - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel et Bureaux	150
4.25 Écarts à la référence des besoins de chauffage (a) et de l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage (b) à Nice, Paris et Strasbourg des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel	155
4.26 Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant le $KGI_{weather}$ des quartiers et suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques (a : 10 bâtiments, b : 50 bâtiments) - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel	156
4.27 Histogramme de l'indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage (10 bâtiments) suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel	157
4.28 Sélection des combinaisons sur l'ensemble des combinaisons possibles des modèles de zonage et de masques solaires	159
4.29 Exemple de quartier aléatoire	160
4.30 Valeurs de R^2 ANOVA pour chacun des quartiers <i>low-rise</i> - NRMSE de la puissance de chauffage	162
4.31 Écart des besoins de chauffage pour les modèles solaires et de zonage suivant les compositions de quartiers	165
4.32 NRMSE de la puissance de chauffage pour les modèles solaires et de zonage suivant les compositions de quartiers	166
4.33 Écarts des besoins de chauffage de chacun des bâtiments pour les modèles solaires et de zonage suivant les compositions de quartiers	167
4.34 Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de zonage et de masques solaires	169
4.35 Indicateur de parcimonie P_{delta} pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage suivant les modèles de zonage et de masques solaires	171
5.1 Cartographie des réseaux de chaleur et de froid en France (Source : Fedene [65])	178
5.2 Bouquet des différentes sources d'énergie des réseaux de chaleur en terme d'énergie entrante (Source : Fedene [65])	180
5.3 Représentation simplifiée des composants d'un réseau de chaleur	183
5.4 Quartier <i>Initial</i>	196
5.5 Quartier dupliqué (<i>Duplication</i>) de 160 bâtiments des années 1990	197
5.6 Quartier dilaté (<i>Dilatation</i>) de 16 bâtiments des années 1990	197
5.7 Écarts de température de retour moyenne [°C] suivant les modèles de réseaux	205
5.8 RMSE sur la température de retour [°C] suivant les modèles de réseaux	205
5.9 Écarts de production d'énergie suivant les modèles de réseaux	206
5.10 NRMSE de la production d'énergie suivant les modèles de réseaux	206

5.11 Matrice de corrélation de Pearson entre les différents paramètres liés au quartier et au réseau	208
5.12 Indicateur de parcimonie P_{delta} pour la température de retour moyenne au générateur pendant la saison de chauffage suivant les modèles de réseaux	209
5.13 Indicateur de parcimonie P_{delta} pour le RMSE sur la température de retour au générateur pendant la saison de chauffage suivant les modèles de réseaux	210
5.14 Indicateur de parcimonie P_{delta} pour la production annuelle d'énergie pendant la saison de chauffage suivant les modèles de réseaux	211
5.15 Indicateur de parcimonie P_{delta} pour l'indicateur NRMSE de la puissance du générateur pour la saison de chauffage suivant les modèles de réseaux	212
5.16 Quartiers choisis pour l'application de choix de rénovation d'un générateur quartier (quartier A : gauche, quartier B : droite)	213
5.17 Consommation d'énergie primaire par type de générateur pour le quartier A (a : chaudière, b : cogénération, c : PAC)	215
5.18 Consommation d'énergie primaire par type de générateur pour le quartier B (a : chaudière, b : cogénération, c : PAC)	216
5.19 TRI pour le quartier A suivant le type de générateur (a : cogénération, b : PAC)	219
5.20 TRI pour le quartier B suivant le type de générateur (a : cogénération, b : PAC)	220
5.21 TRI pour le quartier A avec la solution de cogénération suivant des paramètres économiques (a : Cogénération, b : PAC)	222
5.22 TRI pour le quartier B avec la solution de cogénération suivant des paramètres économiques (a : Cogénération, b : PAC)	223
6.1 Quartier Ville (a) et Campagne (b) selon le nombre de logements par bâtiment	229
6.2 Bâtiments adjacents au quartier Ville pris en compte dans le calcul des masques solaires (catégorisés suivant la hauteur) – le quartier étudié est en gris	230
6.3 Répartition des caractéristiques des bâtiments résidentiels des quartiers Ville et Campagne (a : nombre de logements, b : surface au sol, c : U_{wall} , d : U_{bat} , e : U_{window} et f : ratio de vitrage)	231
6.4 Schéma des KPI considérés	232
6.5 Détermination des modèles parcimonieux à partir des KGI pour les quartiers Ville (bleu) et Campagne (orange)	233
6.6 Écarts relatifs de besoins de chauffage pour chacun des bâtiments du quartier Ville	237
6.7 Carte des écarts relatifs de besoins de chauffage de chacun des bâtiments du quartier Ville suivant les différentes combinaisons de modèles (en gris les bâtiments non résidentiels)	238
6.8 NRMSE moyen des bâtiments du quartier Ville suivant les combinaisons de modèles	239
6.9 Besoin de chauffage annuel pour chacun des bâtiments du quartier Campagne	240
6.10 Écarts relatifs de besoins de chauffage pour chacun des bâtiments du quartier Campagne	241
6.11 NRMSE moyens des bâtiments du quartier Campagne suivant la combinaison de modèles	242

Liste des Tableaux

1.1	Modèles implémentés dans différents simulateurs pour l'échelle quartier	17
1.2	Différentes méthodes d'analyse de sensibilité par famille [125, 197, 198, 225]	26
2.1	Critères intervenant dans l'appréciation de la parcimonie de simulation énergétique à l'échelle quartier	34
2.2	Classement de complexité de récupération des données	36
2.3	Tableau de pondération des paramètres pour l'évaluation de la complexité des modèles	40
2.4	Proposition de critères de complexité	40
2.5	Proposition de différents indicateurs de parcimonie	42
2.6	Paramètres des 3 modèles d'occupation	45
2.7	Résultats de simulation d'occupation	45
2.8	Exemple de tableau de parcimonie	56
2.9	Paramètres principaux liés aux KGI	58
2.10	Nombre de modèle maximal suivant le nombre d'essai et la résolution	68
3.1	Modèles de masques solaires suivant les UDEM	79
3.2	Modèles de calcul de masques pris pour les comparaisons	83
3.3	Complexité de récupération des paramètres de parcimonie	87
3.4	Paramètres de parcimonie liés aux modèles de masques solaires	88
3.5	Comparaison du rayonnement solaire entre DIMOSIM et CEA-DAY (référence) pour un bâtiment simple	90
3.6	Temps de simulation de CEA-DAY et DIMOSIM sur 2 quartiers	93
3.7	Comparaison DIMOSIM / CEA-DAY pour chaque orientation du quartier <i>GRID low</i> sur 25 jours	93
3.8	Comparaison DIMOSIM / CEA-DAY pour chaque orientation du quartier <i>GRID high</i> sur 25 jours	94
3.9	Résultats sur les besoins de chauffage sur 5 types de quartiers suivant les modèles de masques solaires	96

3.10 Valeurs moyennes des besoins annuels et puissances maximales de chauffage et de climatisation en utilisant le modèle Mask-L 6.2 pour les quartiers de 16 bâtiments sous la météo de Paris	97
3.11 Temps de calcul moyens des modèles de masques solaires pour des quartiers de 16 bâtiments	98
3.12 Écarts minimum et maximum des besoins de chauffage annuels à l'échelle quartier et bâtiment pour les modèles de masques solaires	101
3.13 Modèles de masques solaires à privilégier pour les besoins de chauffage	104
3.14 Modèles de masques solaires à privilégier pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage	104
3.15 Temps de calcul des masques solaires suivant le modèle de masque solaire – Variante : Taille de quartier	106
3.16 Modèles de masques solaires à privilégier pour les besoins de chauffage – Variante : Taille de quartier	108
3.17 Modèles de masques solaires à privilégier pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage – Variante : Taille de quartier	108
3.18 Modèles de masques solaires à privilégier pour les besoins de chauffage – Variante : Variation de climat	110
3.19 Modèles de masques solaires à privilégier pour les besoins de climatisation – Variante : Variation de climat	111
4.1 Résistances et capacités additionnelles du modèle R_iC_j	117
4.2 Modèles de masques solaires suivant les UBEM	122
4.3 Paramètres des bâtiments pour la comparaison des modèles de zonage, d'échanges thermiques et de ventilation inter-zones	128
4.4 Saisons de chauffage et de climatisation	129
4.5 Complexité des paramètres de parcimonie liés aux modèles de zonage, d'échange et de ventilation	131
4.6 Paramètres de parcimonie liés aux modèles de zonage, d'échange et de ventilation	132
4.7 Résultats de l'analyse ANOVA des modèles pour le besoin de chauffage - Scénario : <i>same</i> - Usage : Résidentiel	134
4.8 Temps de simulation suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel	136
4.9 Modèles à privilégier suivant le type de scénario pour le besoin de chauffage - Usage : Résidentiel	140
4.10 Modèles à privilégier suivant le type de scénario pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage - Usage : Résidentiel	140
4.11 Modèles de zonage, d'échanges conductifs et de ventilation inter-zones à privilégier pour les besoins de chauffage à l'échelle bâtiment - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel	145

4.12 Modèles de zonage, d'échanges conductifs et de ventilation inter-zones à privilégier pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage à l'échelle bâtiment - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel	146
4.13 Modèles de zonage, d'échanges conductifs et de ventilation inter-zones à privilégier pour les besoins de chauffage à l'échelle quartier pour 50 bâtiments	151
4.14 Modèles de zonage, d'échanges conductifs et de ventilation inter-zones à privilégier par bâtiment pour les besoins de chauffage de Nice - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel	153
4.15 Modèles de zonage, d'échanges conductifs et de ventilation inter-zones à privilégier par bâtiment pour les besoins de chauffage suivant différentes météo - Scénario : <i>center</i> - Usage : Résidentiel	154
4.16 Modèles de zonage et de rayonnement solaire considérés pour leur chaînage	158
4.17 Valeurs de ANOVA des modèles de zonage et solaires pour les besoins de chauffage et l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage pour l'ensemble des quartiers (16 et 36 bâtiments)	161
4.18 Temps de simulation moyen de chacune des combinaisons Zonage/Solaire pour des quartiers de 16 bâtiments (arrondi à la dizaine de seconde)	163
4.19 Combinaisons de modèles de zonage et de masques solaires à privilégier pour les besoins de chauffage	170
4.20 Combinaisons de modèles de zonage et de masques solaires à privilégier pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage	172
4.21 Sélection utile de combinaison de modèles à privilégier suivant le UAC ² pour les besoins de chauffage	173
4.22 Sélection utile de combinaisons de modèles à privilégier suivant le UC pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage	173
5.1 Modèles de réseau des différents UBEM	182
5.2 Ensemble des modèles liés aux réseaux de chaleur disponibles dans DIMOSIM	190
5.3 Modèles liés aux réseaux de chaleur retenus pour l'analyse de la parcimonie	190
5.4 Variabilité des paramètres complémentaires de réseau	192
5.5 Complexité de récupération des paramètres de parcimonie pour les modèles de réseaux de chaleur	194
5.6 Paramètres de parcimonie liés aux modèles de réseaux de chaleur	195
5.7 Effets principaux et secondaires des modèles de réseaux pour le quartier <i>Initial</i>	199
5.8 Effets principaux et secondaires des modèles sur la température de retour moyenne °C - Compositions de quartiers	201
5.9 Effets principaux et secondaires relatifs des modèles sur la production d'énergie [%] - Compositions de quartiers	201
5.10 Modèles et combinaisons de modèles liés au réseau de chaleur sélectionnés pour l'analyse de parcimonie	202
5.11 Caractéristiques utilisées pour les variations de quartier	203
5.12 Temps de simulation moyen de chacune des combinaisons des modèles de réseaux	204

5.13 Modèles de réseaux à privilégier pour la température de retour moyenne au générateur	210
5.14 Modèles de réseaux à privilégier pour le RMSE sur la température de retour moyenne au générateur	211
5.15 Modèles de réseaux à privilégier pour la production annuelle d'énergie	212
5.16 Modèles de réseaux à privilégier pour l'indicateur NRMSE de la puissance du géné- rateur	213
5.17 Prix et taux de CO ₂ des différentes sources d'énergie	217
5.18 Scénarios d'évolution des prix	221
6.1 Paramètres météo de Paris Montsouris et Melun	232
6.2 Paramètres et KGI liés aux quartiers Ville et Campagne	234
6.3 Choix des modèles suivant les KGI pour les quartiers Ville et Campagne	235
6.4 Sorties de simulation liées au quartier Ville	236
6.5 Écarts relatifs et indicateurs NRMSE des sorties de simulation du quartier Ville . . .	237
6.6 Sorties de simulation liées au quartier Campagne	239
6.7 Écarts relatifs et indicateurs NRMSE des sorties de simulation du quartier Campagne	240

Glossaire

BD TOPO®	La BD TOPO® est une base de données vectorielle des éléments du territoire français et de ses infrastructure. Elle contient différentes couches d'objets géo-référencés avec chacun des attributs particuliers. Ces attributs sont notamment enrichis à partir d'autres organismes et partenaires de l'IGN (Ministère de l'Education Nationale, RTE, INSEE...). Elle contient notamment les thèmes administratifs (limites et unités administratives), bâti (construction), hydrographie, l'occupation du sol, etc.
Compacité	La compacité est le rapport entre la surface déperditive du bâtiment et son volume. Elle est importante lors du calcul du bilan thermique d'un bâtiment : plus sa valeur est faible, plus les pertes thermiques sont réduites. Elle est donc liée à la forme du bâtiment et à sa contiguïté.
Convexité d'un bâtiment	L'enveloppe convexe d'un bâtiment est prise comme la plus petite surface convexe entourant le bâtiment. On calcule la convexité d'un bâtiment suivant sa surface réelle et la surface de son enveloppe convexe. Cela permet de rapidement visualiser la géométrie complexe d'un bâtiment.
Enrichisseur	Méthode/Outils permettant de combler les données manquantes par inférence de données.
Ilot de bâtiments	Un îlot de bâtiment désigne un ensemble de bâtiments séparés du reste de la ville par des espaces publics (routes, trottoirs...) [28]
Ilot de chaleur	L'effet d'ilot de chaleur urbain désigne « une augmentation de la température de l'air en ville par rapport au milieu rural proche » [156]
Microclimat	Un microclimat est un climat présent uniquement sur une petite aire, et qui est significativement différent du climat global de la ville ou de la région.
Parcimonie	La parcimonie est définie dans le Larousse comme étant une « économie minutieuse ». On considère ici le principe de parcimonie ou principe de simplicité comme rejoignant celui d'Ockham : les multiples ne doivent pas être utilisés sans nécessité (voir Chapitre 2).
Quartier	Un quartier est un ensemble de bâtiments qui se définit par une physionomie ou un emplacement propre, le différenciant du reste de la ville (situation géographique, bâti, fonctions, fréquentations...)(wikipédia)
Sous-modèle	Un sous-modèle représente une variante de modélisation d'un phénomène. Par exemple, un modèle d'occupation peut avoir différents sous-modèles comme une occupation constante ou l'utilisation d'un profil aléatoire.

Typologie urbaine	Une typologie est une description de formes typiques au sein d'une classe d'individus à partir de leurs caractéristiques internes, permettant une classification. Ainsi, une typologie urbaine désigne la classification des aires urbaines selon un certain nombre de critères tels la morphologie des sites, l'usage ou les caractéristiques historique du lieu [28].
Zone thermique	Une zone thermique est un espace/pièce ou un groupement de pièces adjacentes d'un bâtiment de température de l'air intérieur homogène où l'on considère également que les températures de consigne et les gains internes sont similaires.

Acronymes

ACH	Taux de renouvellement d'air - <i>Air Change Rate</i>
AIC	Critère d'information d'Aikake - <i>Aikake Information Criterion</i>
ANOVA	Analyse de variance - <i>Analyse Of Variance</i>
APE	Écart relatif absolu - <i>Absolute Percentage Error</i>
BIC	Critère d'information bayésien - <i>Bayesian Information Criterion</i>
CEA-DAY	Logiciel de référence pour les masques solaires - Utilisation de DAYSIM à travers l'outil City Energy Analyst
CEM	<i>City Energy Modelling</i>
CHTC	Coefficients de transfert thermique de convection (<i>Convective Heat Transfer Coefficient</i>)
COP	Coefficient de Performance
CPCU	Compagnie Parisienne de Chauffage Urbain
CSTB	Centre Scientifique et Technique du Bâtiment
CVC	Chauffage, Ventilation, Climatisation
DES	<i>District Energy System</i>
DIMOSIM	District Modeller and Simulator
DJU	Degré Jour Unifié
ECS	Eau Chaude Sanitaire
EnR	Énergies Renouvelables
ENR&R	Énergies Renouvelables et de Récupération
FF	Factoriel Fractionnaire
GENIUS	<i>GENerator of Interactive Urban blockS</i>
GES	Gaz à Effet de Serre
IBPSA	International Building Performance Simulation Association
IGN	Institut Géographie National
INSEE	Institut National de la Statistique et des Études Économiques
IRIS	Îlots Regroupés pour l'Information Statistique
KGI	Indicateur conseil - <i>Key Guidance Indicator</i>

KPI	Indicateur de performance - <i>Key Performance Indicator</i>
LCZ	<i>Local Climate Zone</i>
LHS	Échantillonnage par hypercube latin - <i>Latin Hypercube Sampling</i>
LMTD	<i>Log-Mean Temperature Difference</i>
LOD	<i>Level Of Detail</i>
MAPE	Écart relatif absolu moyen - <i>Mean Absolute Percentage Error</i>
MPE	Écart relatif moyen - <i>Mean Percentage Error</i>
MSE	Carré moyen des écarts - <i>Mean Squared Error</i>
NRMSE	Écart quadratique moyen normalisé - <i>Normalized Root Mean Squared Error</i>
NUT	<i>Number of Transfer Unit</i>
OAT	<i>One-At-a-Time</i>
PAC	Pompe à chaleur
PE	Écart relatif - <i>Percentage Error</i>
PHEBUS	Performance de l'Habitat, Équipements, Besoins et Usages de l'énergie
PV	Photovoltaïque
RMSE	Écart quadratique moyen - <i>Root Mean Squared Error</i>
SHOB	Surface Hors œuvre Brute
SIG	Système d'Information Géographique
SRA	Méthode de radiosit� simplifi�e - <i>Simplified Radiosity Algorithm</i>
SST	Sous-Station
TRI	Temps de retour sur investissement
UBEM	Outils de simulation �nerg�tique urbaine - <i>Urban Building Energy Modelling</i>
USEM	<i>Urban Scale-Energy Modelling</i>
VAN	Valeur actuelle nette
VMC	Ventilation M�canique Contr�l�e

Nomenclature

Indices

<i>abs</i>	Absorption
<i>bat</i>	Bâtiment
<i>conv</i>	Convectif
<i>em</i>	Émetteur
<i>env</i>	Enveloppe
<i>ext</i>	Extérieur
<i>floor</i>	Plancher
<i>ground</i>	Sol
<i>infil</i>	Infiltration
<i>inner-core</i>	Coeur de la masse interne
<i>inner-surface</i>	Surface de la masse interne
<i>insul</i>	Isolation
<i>intgains</i>	Internal gains
<i>int</i>	Intérieur
<i>in</i>	Entrée
<i>mr</i>	Radiatif moyen (<i>Mean radiant</i>)
<i>m</i>	Masse
<i>nom</i>	Nominal
<i>out</i>	Sortie
<i>rad</i>	Radiatif
<i>ref</i>	Référence
<i>roof</i>	Toiture
<i>sky</i>	Ciel
<i>transm</i>	Transmission
<i>vent</i>	Ventilation
<i>wall</i>	Murs
<i>win</i>	Fenêtre

Paramètres

α_{view}	Facteur de vue [-]
$\dot{m}$	Débit massique [kg/s]
λ	Conductivité thermique [W/m.K]
ρ	Masse volumique [kg/m ³]
$A_{groundfloor}$	Surface au sol [m ²]
c_p	Capacité thermique massique [J/K.kg]
e	Épaisseur [m]
h_{conv}	Coefficient d'échanges thermiques convectifs [W/m ² .K]
h_{rad}	Coefficient d'échanges thermiques radiatifs [W/m ² .K]
P_{delta}	Indicateur de parcimonie [-]
R_{day}	Irradiation global horizontale journalière moyenne à une localisation donnée

	[kWh/m ²]
$C(M)$	Complexité du modèle M [-]
D	Densité bâtie du quartier [-]
d	Diamètre [m]
g	Accélération de la pesanteur [m/s ²]
$H(M)$	Nombre d'hypothèses simplificatrices du modèle M [-]
H	Hauteur [m]
L	Longueur [m]
P	Puissance [W]
RW	Largeur de route [m]
$SHOB$	Surface totale brute [m ²]
S	Surface [m ²]
T	Température [°C]
U	Coefficient de transfert thermique [W/m ² .K]
V	Volume [m ³]
$W(M)$	Nombre de paramètres du modèle M pondérés par leur incertitude [-]
WWR	Ratio de vitrage - <i>window-to-wall ratio</i> [-]

MEMENTO

Chapitre 3 - Rayonnement solaire (page 83)

Modèles	Description
Mask-L 0.0	M00 Pas de masque solaire
Mask-L 1.1	M11 Application d'un facteur constant de 0.5
Mask-L 2.1	M21 Application d'un facteur constant avec la méthode 3CL
Mask-L 3.2	M32 Application d'un facteur unique, calculé dynamiquement
Mask-L 4.2	M42 Application d'un facteur par façade, calculé dynamiquement
Mask-L 5.2	M52 Application d'un facteur par façade d'étage, calculé dynamiquement
Mask-L 6.2	M62 Application d'un facteur par demi-façade d'étage, calculé dynamiquement

Chapitre 4 - Zonage thermique (page 121)

Modèles	Description
<i>detailed floor</i>	DF Division en zones par orientation et étage
<i>detailed</i>	D Division en zones par orientation
<i>multiple floors</i>	MF Division en zones par étage
<i>3 floors</i>	3F Division en 3 zones : rez-de-chaussée, zones intermédiaires, dernier étage
<i>unique</i>	U Unique zone
<i>Échanges conductifs</i>	EX Prise en compte des échanges conductifs entre zones d'un bâtiment
<i>Échanges convectifs</i>	V Prise en compte des échanges convectifs entre zones d'un bâtiment

Scenarii	Description
<i>Same</i>	Gains et températures de consigne identiques dans toutes les zones d'un bâtiment
<i>Center</i>	Gains et températures de consigne différenciées selon les zones périphériques et centrales
<i>Temperature variation</i>	Scénario <i>center</i> combiné à une variation de température de consigne dans les zones
<i>Vacancy</i>	Scénario <i>center</i> combiné à certaines zones non occupées (8 % de la SHOB)
<i>Usage variation</i>	Scénario <i>center</i> avec la prise en compte d'un usage tertiaire pour les étages inférieurs

Chapitre 5 - Réseaux de chaleur (page 189)

Modèles	Description
Modèle de sol	GT GT1 : température variable GT0 : température constante
Modèle de tube	TM TM1 : plug-flow TM0 : statique
Modèle d'échangeur	HxM HxM1 : Échangeur à contre-courant HxM0 : Échangeur idéal
Modèle d'émetteur	ERM ERM1 : à débit variable ERM0 : à débit constant
Modèle de demande	CM CM1 : demande couplée au réseau CM0 : demande fixe

Introduction

Le secteur du bâtiment est l'un des plus consommateurs d'énergie dans le monde (45 % de l'énergie finale consommée en France [145]), en raison d'une population humaine résidant essentiellement dans des aires urbaines. Au niveau mondial l'exode rural devrait amener d'ici 2050 à 68 % des humains à être des citadins contre 55 % aujourd'hui selon une étude de l'ONU, soit une augmentation de près de 2.5 milliards de personnes dans les zones urbaines. Cette concentration de population impose l'agrandissement des villes et l'empiètement des infrastructures sur les terres naturelles et agricoles. Cette urbanisation menace la biodiversité et augmente les effets d'îlot de chaleur et de surchauffes dans les centres-villes. En parallèle, l'évolution démographique accroît les consommations d'énergie, et donc les émissions de carbone, de par la part importante des énergies fossiles dans le mix énergétique mondial.

Dans le cadre des objectifs de réduction des émissions de CO₂ appelés « facteur 4 » en France, les mesures mises en place actuellement ont en particulier pour objectif de réduire les consommations d'énergie des bâtiments tout en améliorant l'efficacité des systèmes.

Le parc de bâtiments existants ainsi que les constructions à venir d'ici 2050 représente un gisement d'économies d'énergie important, nécessitant de développer des solutions de construction durable, de rénovation énergétique et de maîtrise de la demande d'énergie.

Jusqu'à présent, les mesures d'amélioration se sont essentiellement focalisées à l'échelle du bâtiment via la réglementation thermique et le développement des labels énergétiques et environnementaux (HQE, BCC, Effinergie...). Des progrès sont encore envisageables à cette échelle, mais il est de plus en plus pertinent de se tourner vers la conception et la gestion énergétique de quartier, de la ville voire de régions où les possibilités d'améliorations sont nombreuses.

Les quartiers sont des écosystèmes urbains, induisant des interactions rarement prises en considération lors de l'observation d'un unique bâtiment, et permettant des flux d'énergie entre bâtiments, ouvrant la voie à la recherche de solutions énergétiques mutualisées. Des phénomènes liés à l'environnement urbain généralement mis de côté lors de la simulation d'un bâtiment deviennent non négligeables avec des bâtiments dont les besoins se réduisent drastiquement : interactions thermiques, ombrages, réflexion du rayonnement par les façades voisines ou effet d'îlot de chaleur. De plus, à l'échelle d'un ensemble de bâtiments, des effets de saturation ou de déséquilibre de la demande énergétique apparaissent (réseaux de chaleur, d'eaux usées...) et se doivent d'être considérés lors de l'étude de systèmes mutualisés.

Les différents acteurs de la transition énergétique et certains fournisseurs d'énergie favorisent le développement des énergies renouvelables locales, ce qui a des répercussions sur le dimensionnement et la gestion des réseaux d'énergie. La simulation énergétique de quartier et de ville, se positionne ainsi comme une aide à la décision au développement urbain, que cela soit pour la mise en place de nouveaux réseaux de chaleur ou de « smart grids » (ex : pilotage des ballons d'eau chaude ou du chauffage), pour le choix des quartiers à rénover en priorité ou pour quantifier des mesures de réduction globale d'énergie (LED pour éclairage public...).

La modélisation de quartier suppose donc une connaissance plus poussée des interactions avec

l'environnement avec un changement d'échelle de simulation, modifiant souvent le niveau de détail des modèles associés. De nouveaux modèles voient le jour pour répondre à ces nouvelles analyses et plusieurs logiciels ont ainsi été développés ces dernières années, avec des approches de modélisation variées. Ces modèles sont tous confrontés d'une part au problème de la disponibilité des données et d'autre part au temps de calcul. En effet, la modélisation de plusieurs dizaines ou centaines de bâtiments rend la tâche de récupération des données d'entrée ardue, et les modèles détaillés, qui sont habituellement utilisés pour l'analyse bâtiment par bâtiment, deviennent très coûteux en temps de calcul et en temps de paramétrage. Ceci amène à reconsidérer les types de modèles utilisés en les confrontant aux incertitudes, plus importantes qu'à l'échelle d'un bâtiment si on ne possède pas toutes les données, mais que le foisonnement peut réduire à une échelle agrégée.

De nombreux modèles existent, mais rares sont ceux dont la validité a été analysée sur des quartiers suffisamment variés, avec une approche réaliste des données disponibles. Pour caricaturer, deux tendances contradictoires peuvent s'envisager pour la simulation urbaine : une tendance au toujours plus détaillé afin de promouvoir la précision de calcul (encore faut-il s'assurer de la cohérence d'ensemble afin d'éviter « l'effet lampadaire »¹), et une tendance à la simplification afin de pouvoir accélérer les temps de calcul (au détriment de la précision et au risque que les conclusions soient invalides). Trouver un bon niveau de modélisation, suppose un équilibre entre les données d'entrée disponibles et les besoins d'enrichissement d'une part, le niveau de détail pour représenter les phénomènes prépondérants et les sorties de simulation recherchées tout en respectant un temps de calcul acceptable d'autre part.

Définir ce compromis fait référence à la notion de **parcimonie en matière de modélisation énergétique des bâtiments**. L'ambition de cette thèse consiste ainsi à définir cette notion, mais aussi à l'évaluer et à proposer des méthodes de construction de modèles « parcimonieux ».

Pour tenter de répondre à ces questions et finalement sensibiliser et aider aux choix des développeurs et utilisateurs d'outils de simulation urbaine, cette thèse s'organise en plusieurs parties complémentaires.

Une première partie présente le contexte de la modélisation urbaine. Après une présentation des modèles énergétiques et phénomènes intervenant dans un quartier, un état de l'art des outils de simulation existants est réalisé, illustrant notamment la diversité des objectifs de simulation. Ces outils étant soumis à de nombreuses incertitudes, que cela soit dû au paramétrage ou à la modélisation, des méthodes d'analyse d'incertitudes et de sensibilité doivent être utilisées. À partir de cet état des lieux, la problématique de la thèse est ainsi présentée, axée sur les modèles composant les outils de simulation urbaine.

Dans le chapitre 2, la méthodologie de calcul d'un **indicateur de parcimonie** est présentée. L'objectif est de pouvoir apporter une aide à la décision aux développeurs et utilisateurs des logiciels de simulation urbaine quant aux choix de niveau de détail des modèles. Le développeur peut proposer plusieurs modèles pour un même phénomène et cribler leur pertinence au regard du contexte d'une étude; l'utilisateur doit pouvoir être aidé dans son choix à partir de caractéristiques du quartier connues avant simulations. Pour ce dernier, un tableau de décision est proposé, et on s'attachera dans les chapitres suivants à identifier **les indicateurs conseils, ou KGI** (*key guidance indicators*, basés sur les caractéristiques des quartiers) qui le constituent. Ces indicateurs auront la délicatesse de pouvoir être calculés avant toute simulation. La méthode consistera à déterminer pour ces KGI des valeurs seuils qui font passer le choix du modèle d'un niveau de détail à un autre. Elle se veut suffisamment générale afin de composer avec l'importante combinatoire de modèles, et d'intégrer suffisamment de diversité pour pouvoir aboutir à des conclusions génériques. Ainsi, elle n'est pas à appliquer à des cas d'usages précis, mais sur des sorties de simulation particulières.

1. Cet effet est en référence à un comportement consistant à chercher un objet sous un lampadaire car c'est le seul endroit éclairé de la rue, et non là où l'objet a été perdu

Cette méthodologie de détermination des KGI est appliquée dans les **chapitres 3, 4 et 5** sur différents phénomènes (ombrage, zonage) et systèmes (réseau de chaleur). On étudiera leur validité en fonction de différentes sorties de simulation visées (telles l'énergie annuelle ou la puissance appelée) ou des conditions aux limites (telles le climat ou encore les scénarios d'occupation). La combinatoire des sous modèles constitutifs du modèle d'ensemble amènera à utiliser des méthodes statistiques dont les plans d'expérience. Cet aspect méthodologique pourra fournir une première trame à des développeurs de modèles abordant d'autres phénomènes que ceux étudiés dans cette thèse. Finalement, pour les utilisateurs de modèles, on conclura chaque chapitre par des tableaux de décision permettant la sélection d'un modèle en fonction d'un KGI donné. Enfin, le **chapitre 6** propose un cas d'application de la méthode d'aide à la décision sur deux quartiers afin d'en illustrer la mise en œuvre.

Chapitre 1

Modélisation énergétique à l'échelle urbaine

Sommaire

1.1 Outils de simulation urbaine et modèles	6
1.1.1 Modèles énergétiques quartiers	6
1.1.2 Outils existants	11
1.2 Modélisation, adaptation et incertitudes	18
1.2.1 Incertitudes liées au paramétrage	18
1.2.2 Incertitudes liées aux hypothèses de modélisation	21
1.2.3 Méthodes d'analyses d'incertitudes et de sensibilité	24
1.3 Problématique retenue dans cette thèse	26

Introduction

Le secteur du bâtiment et de la ville est un des gisements prometteurs pour réduire les consommations mondiales d'énergie. Pour cela, la modélisation énergétique de bâtiments et de quartiers ¹ est essentielle, avec toutes les thématiques qui y sont reliées, comme l'organisation de l'espace urbain, la performance thermique des bâtiments et de leurs systèmes de production/consommation d'énergie, la gestion intelligente de l'occupation, ou bien la prise en compte des effets de micro-climat ² urbain.

Ce nouvel attrait pour la modélisation urbaine se retrouve dans la publication de nombreux articles de recherche sur cette thématique. Afin de mieux comprendre cet attrait, ce chapitre introduit les différentes problématiques et les actuels outils de simulation. On verra que les modèles font appel à un nombre important de sous-modèles (enveloppe, système, occupation, ensoleillement, aéraulique...) déjà développés pour la simulation d'un seul bâtiment, et dont il faut assurer une cohérence de niveau de précision. Le choix des sous modèles doit aussi s'envisager en fonction des hypothèses simplificatrices faites, du temps nécessaire pour obtenir les paramètres d'entrée et du temps calcul induit.

1.1 Outils de simulation urbaine et modèles

1.1.1 Modèles énergétiques quartiers

Du bâtiment au quartier

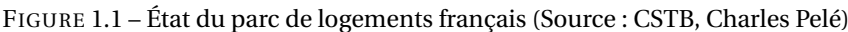
Dès les années 70-80 l'intérêt de la modélisation bâtiment apparaît afin de visualiser l'impact des mesures de réduction de consommation des bâtiments. Les crises pétrolières des années 70 ont fait prendre conscience qu'il est important de maîtriser la consommation d'énergie, celle-ci dépendant fortement des énergies fossiles. Les nouveaux standards imposés par les réglementations thermiques qui se succèdent dès lors ont permis d'améliorer tout d'abord les bâtiments neufs en leur imposant des mesures d'isolation et des systèmes énergétiques performants, puis les bâtiments anciens en cours de rénovation.

Des labélisations telles que le label Bâtiment Basse Consommation (BBC) ou le nouvel E+C- ont pour objectif d'aller encore plus loin que la réglementation actuelle tout en prenant en compte d'autres aspects tels que le confort des usagers ou l'impact environnemental sur l'ensemble de la vie du bâtiment. Le parc de bâtiments résidentiels en France date majoritairement d'avant les années 1970 (Figure 1.1) avec des consommations importantes. Afin de vérifier la bonne adéquation des propositions de construction aux exigences thermiques, l'utilisation de moteurs de calcul pour la simulation énergétique des bâtiments est obligatoire. Cette modélisation a atteint une maturité permettant de se reposer sur ses résultats pour des exigences réglementaires et plus largement pour répondre à des problématiques de conception. Des progrès sont encore envisageables à l'échelle du bâtiment, en atteste le développement de nouvelles réglementations thermiques toujours plus ambitieuses comme la RE2020.

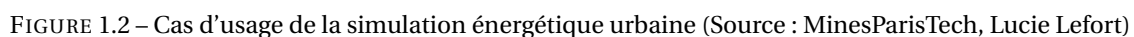
Cependant, cette échelle de modélisation ne permet pas d'analyser des mesures de mutualisation des ressources ou de régulation de la demande à plus grande échelle. La simulation à une échelle plus large telle le quartier ou la ville, offre alors de nouvelles perspectives et élargit le groupe d'utilisateurs et d'acteurs possible.

1. voir glossaire

2. voir glossaire



Le passage à une échelle spatiale supérieure vise à gérer efficacement le parc de bâtiments et à mettre en place des politiques publiques cohérentes. De nouveaux acteurs peuvent alors s'impliquer pour mettre en place des actions pour la transition énergétique, par exemple les élus locaux (à des échelles variables comme la commune ou le territoire), les urbanistes ou les énergéticiens. Ces acteurs ont des intérêts, des motifs et des moyens très variés nécessitant soit différents outils de simulation urbaine, soit des outils modulables pour s'adapter aux divers objectifs (Figure 1.2).



7

narii prospectifs de consommation tenant compte du changement climatique ou des impacts des politiques publiques.

La modélisation quartier

Cette transition de simulation énergétique entre l'échelle bâtiment et celle quartier, implique la prise en compte d'interactions entre les bâtiments et avec l'environnement. En effet, la somme de bâtiments performants ne donne pas obligatoirement un quartier optimal. Il est alors nécessaire de représenter les différents phénomènes mis en jeu dans ces interactions :

- **Le rayonnement solaire** : Il est impacté par la densité des bâtiments, leur morphologie et leur positionnement les uns par rapport aux autres. Les ombres portées peuvent réduire fortement les gains solaires apportés à chacun. Ce rayonnement reçu est de plus influencé par les réflexions sur les façades des bâtiments.
- **Le microclimat** : Le phénomène d'îlot de chaleur urbain³ est l'impact du microclimat le plus étudié et le plus connu. La présence de nombreux bâtiments et l'urbanisation liée augmente localement la température extérieure, influençant les demandes de rafraîchissement des bâtiments. Avec des canicules toujours plus fréquentes, les solutions permettant de réduire l'augmentation des températures au sein de la ville sont valorisées et des îlots de fraîcheur pour les riverains sont créés.
- **Les conditions de circulation d'air** : La morphologie des quartiers et des villes influe sur les flux d'air les traversant. Liés aussi au microclimat, ces flux d'air réduisent les températures à l'extérieur ou en surface des bâtiments et influencent les ventilations mécaniques, naturelles et les infiltrations.
- **Les échanges entre bâtiments** : Les échanges thermiques ne se font plus uniquement entre des zones thermiques mais existent entre des bâtiments adjacents ou proches. Les échanges radiatifs de grande longueur d'onde deviennent significatifs pour des bâtiments proches.
- **Les systèmes urbains** : De nouveaux systèmes énergétiques urbains peuvent être utilisés et étudiés à une échelle du quartier. L'étude des flux et du contrôle des températures peut permettre d'améliorer l'efficacité d'une mutualisation de ces systèmes.
- **Les transports** : La prise en compte du transport urbain, et notamment de l'utilisation de la voiture permet d'étudier les problèmes acoustiques, d'accessibilité aux infrastructures ou de pollution de l'air, et donc d'analyser le confort des usagers au sein d'un bâtiment ou d'un quartier.

Ainsi, le quartier est un système multi-échelles, multi-usages, multi-énergies avec des interactions complexes. Plusieurs approches existent pour le modéliser.

Dans l'approche *top-down* ou approche descendante, les informations descendent du niveau le plus agrégé au niveau le plus désagrégé. Ces modèles sont basés sur des données mesurées (consommations, prix de l'énergie, densité de population...) à partir desquelles des prévisions de tendance ou de simples évaluations comparatives sont réalisées. Ce sont donc des modèles empiriques qui sont limités à leur domaine d'étude mais qui permettent de calibrer efficacement les simulations à l'échelle de villes ou de territoires. Les dynamiques thermiques des bâtiments sont mises de côté au profit de simulations statiques à plus grande échelle, permettant de réaliser des estimations de consommations pour les politiques publiques où des résultats agrégés au mois ou à l'année sont suffisants.

L'approche *bottom-up* est une approche ascendante, où le quartier est modélisé brique par brique :

3. voir glossaire

- *Bottom-up* statistique : Comme pour l'approche *top-down*, ces modèles élaborent des relations statistiques entre des données d'entrée et de sortie ou des paramétrages types. Ils relient ainsi les consommations des bâtiments à des paramètres liés à celui-ci, sans modèle physique. Ils sont particulièrement adaptés à la planification énergétique urbaine ou à la prévision de la demande annuelle d'énergie. Ils permettent ainsi de récupérer des tendances ou des estimations de cette demande.
- *Bottom-up* physique : Cette approche est basée sur la modélisation physique de chacun des éléments du quartier (système, bâtiment, occupant) à partir des propriétés de chacun d'eux. La simulation énergétique en résultant permet de calculer les flux d'énergie et de masse transitant dans le quartier. Il est par exemple possible de modéliser les évolutions technologiques ou bien l'impact des rénovations énergétiques à l'échelle de chacun des bâtiments et ainsi optimiser les consommations à différentes échelles. Cependant, ces modèles peuvent être limités par les coûts de paramétrage et de calcul lors de la simulation de larges territoires ou de pays.

L'approche ***bottom-up* physique**, composée de nombreux modèles à différents niveaux de détail et permettant la comparaison de différents scénarii de simulation (que cela soit de la rénovation ou de la configuration de réseaux), **est celle étudiée dans cette thèse**. Plusieurs niveaux distincts de modélisation *bottom-up* permettent de réaliser des optimisations de production, distribution et consommation d'énergie :

- Les modèles bâtiment (thermique et géométrique)
- Les sollicitations extérieures (météo, masques solaires, albédo, végétation...)
- Les systèmes énergétiques (ventilation, chauffage, climatisation, distribution...)
- Les occupants et équipements (température de consigne, gains internes, masques mobiles...)

Ces différentes briques sont connectées entre elles mais peuvent être considérées de manière indépendante dans leur modélisation et intégration aux outils de simulation. Ainsi, il existe des outils uniquement spécialisés dans une des thématiques présentées précédemment, qui peuvent être couplés afin de réaliser des simulations complètes du système urbain. Plusieurs possibilités de co-simulation existent alors pour faire communiquer les différents outils : statique (couplage faible avec des simulations réalisées séparément) ou dynamique (communication des résultats à chaque pas de temps). Cette co-simulation rend toutefois la simulation quartier complexe, avec de nombreux paramètres à prendre en compte dans chacun des outils et un système de couplage parfois lourd à mettre en place et gourmand en temps de calcul. D'autres outils sont développés, permettant de prendre en compte la majorité des thématiques et de réaliser des simulations homogènes. L'absence de couplage permet une simulation plus rapide, mais potentiellement en recourant à des modèles moins précis à chacun des niveaux. Des couplages pour les modèles les plus complexes peuvent cependant être réalisés a posteriori. On s'intéresse ici uniquement aux outils de modélisation intégrés.

Problématiques de la simulation quartier

L'approche *bottom-up* présente des problèmes techniques qui peuvent être complexes à résoudre. Tout d'abord le **coût computationnel de la simulation** peut rapidement être trop important. Les bâtiments étant modélisés un à un, l'augmentation de leur nombre induit des simulations de plus en plus lourdes pouvant conduire à des temps de calcul prohibitifs. Pour pallier ces problèmes, des simplifications peuvent être réalisées notamment par l'utilisation de modèles dits de boîte grise (modèle thermique de bâtiment par fonctions de transfert, par modèle résistance-capacité (RC)...), de méta-modèles ou d'agrégation de bâtiments par typologie⁴ afin d'en réduire le nombre.

4. voir glossaire

Cette augmentation du nombre de bâtiments implique la multiplication des **données d'entrée** à récupérer : propriétés géométriques (géométrie, hauteur, nombre d'étages...), propriétés d'usage (type de bâtiment, date de construction, rénovations...), l'occupation (type d'occupation, équipements, températures de consigne...), systèmes énergétiques (Chauffage, Ventilation, Climatisation (CVC), Eau Chaude Sanitaire (ECS), éclairage...), performance thermique (de l'enveloppe, des fenêtres...) et conditions extérieures (météo). Si cette tâche reste chronophage pour un bâtiment unique, elle est presque impossible à réaliser pour des quartiers de plusieurs dizaines voire centaines de bâtiments. **Ainsi, deux enjeux sont liés aux données : leur disponibilité et leur incertitude.** De nombreuses bases de données existent, mais elles ne sont pas toutes publiques et ne sont de plus que parcellaires. Une combinaison de celles-ci couplée à de l'inférence de données pour remplir les données manquantes sont nécessaires pour réaliser des simulations complètes. Elles restent cependant soumises à des incertitudes importantes. À partir de ces données, les comportements des occupants, dont les actions dans les bâtiments et sur les systèmes influent sur les consommations, doivent être déterminés. Le foisonnement d'usages et d'usagers à l'échelle quartier motive le développement de nouveaux modèles, notamment stochastiques, pour le représenter. Ces modèles se basent de même sur des bases de données nationales (recensement, questionnaires...) ou bien sur des règles expertes pour des modèles plus simplifiés.

Enfin, le **niveau de détail des modèles** doit être choisi, et ces derniers implémentés dans les outils. Le développement d'un modèle nécessite de réaliser des choix suivant les objectifs de simulation mais aussi suivant les contraintes précédentes (temps et données). Un modèle simple a moins de données d'entrée nécessaires et est a priori plus rapide mais plus d'hypothèses simplificatrices sont faites, nécessitant une étape de validation pour éviter que la méthode ne soit remise en cause. Quel que soit le modèle, il est nécessaire de pouvoir l'implémenter dans l'outil de simulation en tenant compte des deux problématiques précédentes. Plusieurs questions se posent alors :

- Par rapport au modèle en lui-même :
 - Comment faire pour avoir un modèle précis mais rapide?
 - Jusqu'à quelle échelle spatiale (îlot de bâtiment⁵, quartier, ville, territoire) est-il performant?
 - Jusqu'à quelle échelle temporelle (minute, heure, mois, année) est-il performant?
 - Comment le valider à une échelle où les données sont rares et souvent agrégées?
 - Pour quelles sorties est-il précis?
 - Quelles hypothèses réalise-t-il sur le phénomène modélisé? Comment cela limite-t-il son utilisation?
 - Sa complexité est-elle compensée par un gain significatif en précision?
- Par rapport aux données :
 - Si un modèle détaillé est mis en place, le nombre de données de paramétrage nécessaires est-il prohibitif?
 - Ne sont-elles pas surnuméraires par rapport à la précision gagnée?
 - N'impliquent-elles pas une incertitude trop importante par rapport à la précision gagnée?
 - Comment gérer l'incertitude des données dans le modèle?
- Par rapport à l'intégration du modèle dans un outil et sa dépendance avec les autres modèles :
 - Le modèle est-il cohérent avec les autres?
 - Comment celui-ci les influence-t-il? Ne dégrade-t-il pas les résultats des autres modèles? Les améliore-t-il?

5. voir glossaire

— Faut-il adapter le niveau de modélisation des modèles avec lesquels il interagit?

Les réponses à ces questions sont essentielles pour les développeurs et l'utilisateur final de ces outils. Le parcours du combattant commence alors pour eux : comment s'y retrouver parmi ces nombreux modèles physiques et les données associées? Comment choisir le bon outil de simulation?

1.1.2 Outils existants

Ces dernières années, la modélisation quartier connaît un engouement de la part de la recherche scientifique avec des études dédiées, que cela soit pour les approches *top-down* ou *bottom-up*. Cela se retrouve notamment pendant les conférences. Par exemple, lors de la conférence IBPSA 2019 à Rome, le plus grand nombre de communications étaient assignées à la thématique « *Simulation at urban scale* » (Figure 1.3).

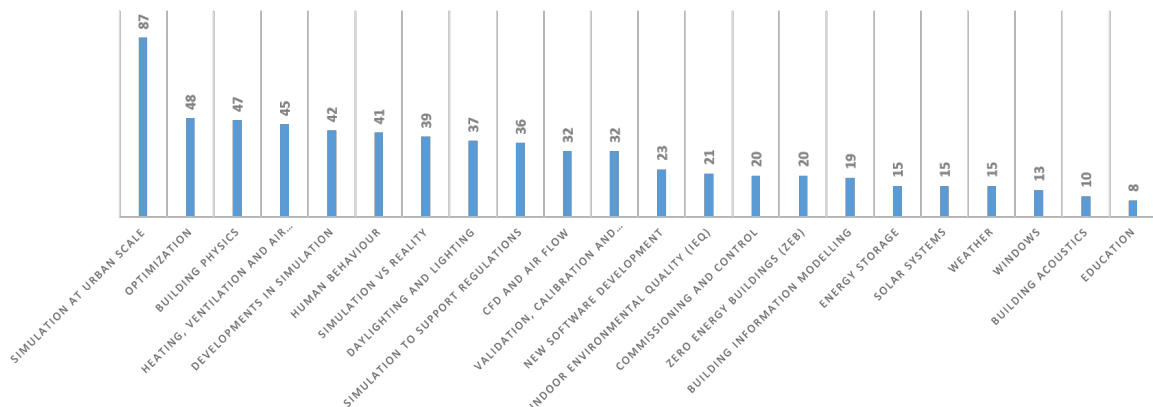


FIGURE 1.3 – Nombre de communications par thématique à la conférence IBPSA Rome 2019

De nombreux outils sont donc développés pour répondre à la demande de simulation énergétique urbaine. Si certains sont spécialisés dans la modélisation d'un phénomène, de nombreux se veulent généralistes afin de pouvoir s'adapter à de nombreux usages. Frayssinet et al. [72] ont divisé ces outils en 3 catégories suivant les objectifs de simulation (Figure 1.4) : l'étude des interactions entre les bâtiments et l'environnement urbain, l'estimation de la consommation énergétique des bâtiments et la simulation de l'appel de puissance. Suivant les échelles de simulation temporelle et spatiale, les méthodes varient afin de pallier les problèmes présentés précédemment. Leur étude se focalise notamment sur les outils permettant de réaliser des simulations infra-horaires pour l'évaluation des puissances appelées. Plusieurs classifications et dénominations de ces outils existent. En classant ces outils par échelle spatiale, deux types d'outils peuvent être définis : les Outils de simulation énergétique urbaine - *Urban Building Energy Modelling* (UBEM) et les *City Energy Modelling* (CEM), simulant respectivement aux échelles du quartier et de la ville. Les CEM permettent de simuler des quartiers de plus grande ampleur.

Une autre classification a été réalisée par Sola et al. [212], qui se sont intéressés aux outils de simulation multi-domaines et aux différences liées aux architectures de chacun d'eux. Ils distinguent les outils UBEM des outils *Urban Scale-Energy Modelling* (USEM), qu'ils définissent comme étant des outils plus diversifiés, ne se focalisant pas uniquement sur la détermination de la demande énergétique. Ils distinguent de plus au sein de ces USEM les outils intégrés des outils à vocation de co-simulation. Johari et al. [114] réalisent un état de l'art des outils de simulation urbaine en les étudiant par thématique, que cela soit la modélisation du rayonnement solaire ou la division des bâtiments en zones thermiques, et en proposant des développements pour mieux prendre en compte l'influence du climat urbain et des systèmes énergétiques à cette même échelle. Ferrando

et al. [66] ont classé les outils suivant la perspective de l'utilisateur en utilisant 5 catégories : les données nécessaires, les sorties, la structure de l'outil, les possibilités d'application de l'outil et les utilisateurs potentiels.

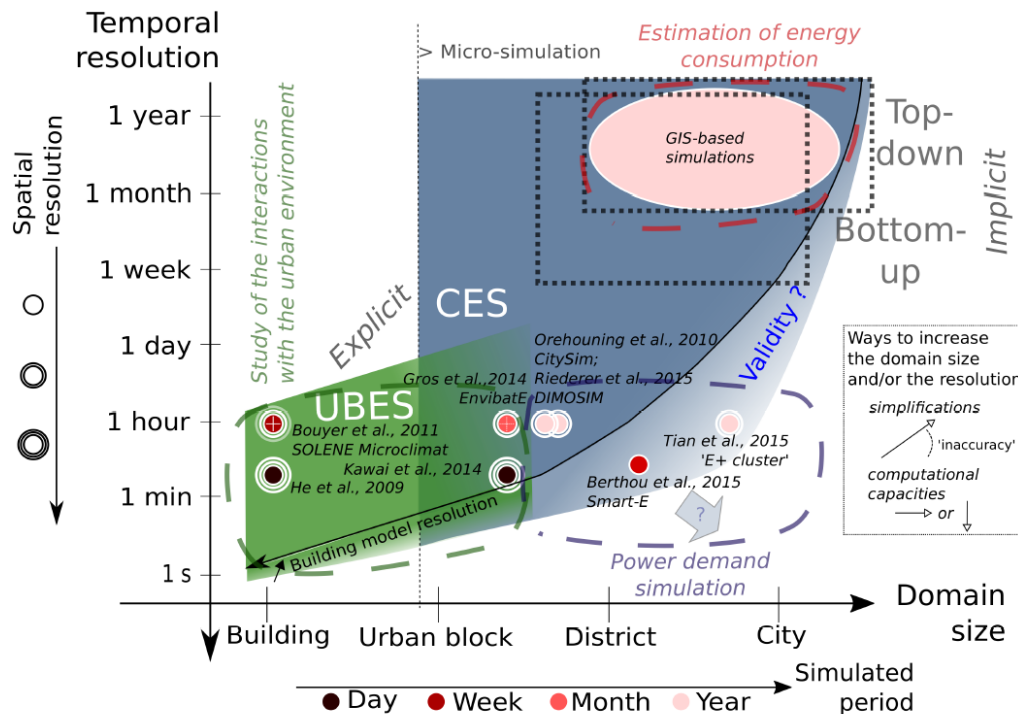


FIGURE 1.4 – Domaines d'application des outils de simulation urbaine (Source : Frayssinet et al. [72])

Allegrini et al. [6] ont fait un état de l'art sur les modèles liés aux systèmes énergétiques urbains et à leurs interactions avec le quartier (réseaux de chaleurs, productions d'énergies renouvelables...), notamment avec le microclimat urbain. Pour chaque type de systèmes sont présentés les modèles utilisés dans les UBEM, avec leurs avantages et inconvénients afin d'aider le lecteur à s'aiguiller parmi tous les modèles disponibles. Keirstead et al. [121] se sont eux aussi penchés sur les modèles de systèmes énergétiques urbains en catégorisant 219 articles en 5 domaines : la conception technologique, la conception de bâtiment, le climat urbain, la conception des systèmes et l'évaluation des politiques publiques. Ils mettent en exergue le fait qu'au-delà de leurs différences, ils sont soumis aux mêmes difficultés (complexité des modèles, incertitude et récupération des données, intégration des modèles et pertinence par rapport aux objectifs de politiques publiques) et qu'un potentiel de développement pour des outils multidisciplinaires répondant à ces problématiques existe.

Une partie des logiciels de simulation urbaine *bottom-up* est présentée dans le Tableau 1.1. Ils sont séparés par leur format de développement :

- Des outils complets.
- Des outils liés à une librairie utilisable pour faire de la simulation ou de la co-simulation, souvent open-source.
- Des outils basés sur de la co-simulation.

Tous ces outils ont été utilisés au moins une fois seuls pour réaliser une étude au moins à l'échelle d'un îlot de bâtiments. D'autres outils existent, soit basés sur les précédents, tel REMA [227] ou l'outil de Nageler et al. [150] basés tous les deux sur IDA ICE [116], soit spécialisés dans une thématique de la modélisation urbaine, tel ENVI-MET [83] pour l'analyse du climat urbain ou RADIANCE [43] pour la modélisation du rayonnement solaire, mais ne sont pas présentés ici.

Les UBEEM sont développés dans un ou plusieurs objectifs donnés, et peuvent ainsi avoir des options d'optimisation ou d'analyse de résultats spécifiques. Par exemple, City Energy Analyst [68] est particulièrement bien adapté à la conception et l'analyse de quartiers neufs, avec des résultats pertinents dans l'analyse des contraintes morphologiques et des géométries, tandis que le couplage de modèles donnant l'outil EnviBatE [86] permet d'analyser précisément l'impact des microclimats urbains sur les demandes énergétiques des bâtiments tout en proposant des mesures de réduction. C'est d'ailleurs un des rares outils modélisant l'environnement urbain de manière aussi précise. Pour la plupart des outils, l'objectif est de pouvoir modéliser des quartiers de grande ampleur, simplifiant ainsi ces interactions pour des soucis de temps de calcul. EnviBatE est en effet limité par son coût computationnel lors de la simulation de quartier.

Un autre outil, CitySIM [190] (successeur de SUNTool [189]) a été développé comme support d'aide à la décision pour l'optimisation des EnR et émissions de Gaz à Effet de Serre (GES), grâce à l'intégration de nombreux modèles de systèmes énergétiques, tels les pompes à chaleur, les systèmes de cogénération ou les panneaux photovoltaïques (PV). Un simple modèle thermique de bâtiment résistance-capacité RC permet de simuler les performances énergétiques des quartiers et d'en optimiser les consommations. Simstadt [202] est un outil lui aussi à vocation d'aide à la décision pour des stratégies bas carbone, à une échelle spatiale cependant supérieure. Afin d'accélérer les simulations et de pouvoir simuler des villes entières, un modèle thermique RC quasi-statique est utilisé afin d'obtenir les consommations mensuelles du quartier. SMART-E [21] est un outil basé lui aussi sur un modèle de bâtiment RC afin de modéliser des quartiers et territoires, mais utilisant de nombreuses bases de données et modèles probabilistes et de calibrage pour compléter et modéliser la consommation des comportements des usagers. IDA ICE [116] utilise lui aussi le modèle thermique RC afin d'analyser les consommations des bâtiments mais aussi le confort interne des usagers, souvent peu étudié à l'échelle quartier. Cet outil est initialement utilisé pour modéliser des bâtiments uniques, avec des modèles thermiques plus développés mais a dû s'adapter afin de pouvoir passer à l'échelle urbaine, prenant notamment en compte les réseaux de chaleur.

Un certain nombre d'outils utilisent un logiciel externe pour calculer les besoins et consommations des bâtiments. C'est le cas pour CityBES [102] (*City Building Energy Saver*) qui utilise EnergyPlus [229] et des bibliothèques Modelica [10] pour la thermique des bâtiments et les systèmes énergétiques à l'échelle quartier. À partir de ces couplages, il permet de visualiser les consommations des bâtiments d'un quartier, de proposer des stratégies de rénovation de bâtiments ou de mise en place de systèmes énergétiques efficaces. Ces différents objectifs sont repris par l'outil CESAR [237] (*Combined Energy Simulation And Retrofitting*), utilisant lui aussi l'outil bâtiment d'EnergyPlus afin de modéliser la demande des bâtiments. Un second modèle s'ajoute à ce dernier afin de déterminer le potentiel de rénovation énergétique des quartiers Suisses et d'appliquer les scénarii énergétiques *Swiss Energy Strategy 2050* pour générer les demandes futures et d'émissions de GES associées. HUES [27] est une plateforme en co-développement basée elle-aussi sur l'outil EnergyPlus pour les demandes de bâtiments, couplé ensuite à des modèles de systèmes multi-énergie. Sur cette plateforme plusieurs modules et données sont disponibles et peuvent être couplés afin de répondre à divers objectifs. Un dernier outil basé sur EnergyPlus est URBANopt [171] (*Urban Renewable Building and Neighborhood optimization*), développé par le NREL, afin d'aider la conception des quartiers à énergie positive aux USA. L'interface d'OpenStudio permet de faciliter le lien entre URBANopt et EnergyPlus. Enfin, l'outil MoDEM [71] est basé sur la bibliothèque Modelica d'EDF BuildSysPro [170], pour analyser les demandes énergétiques des quartiers. Plusieurs niveaux de détail de modèle sont disponibles à l'échelle du bâtiment et pour le calcul du rayonnement solaire, permettant d'adapter les simulations aux données d'entrée et aux contraintes informatiques.

De nombreuses bibliothèques pour la simulation énergétique urbaine ont été développées ces dernières années sous le langage Modelica (Buildings [239], BuildingSystems [153]...). Ce dernier a

été développé comme plateforme permettant la construction de modèles basés sur des systèmes d'équations, pouvant être résolus avec des pas de temps adaptés à chacun lors d'une même simulation. La modularité de ces bibliothèques est un outil puissant permettant des inter-utilisations de briques entre les différents outils. Cependant, ces outils sont rapidement limités en coût de calcul lorsque les quartiers deviennent trop importants. Des méthodes pour accélérer les simulations et pour réduire le nombre de bâtiments par agrégation de typologie de bâtiments sont actuellement en cours. OpenIDEAS [13] est un outil basé notamment sur plusieurs bibliothèques Modelica, permettant de produire des comportements stochastiques des occupants (StROBe [14]) qui sont simulés avec un modèle thermique de bâtiment simplifié (FastBuilding [46]), et des systèmes énergétiques à l'échelle bâtiment et quartier (IDEAS [115]). Il permet de simuler des réseaux électriques de grande ampleur mais aussi de développer des stratégies de contrôle des systèmes énergétiques à l'échelle du quartier.

Nom	Développeur	Langage de développement	Objectif	Résolution spatiale	Résolution temporelle	Modèle thermique	Disponibilité	Création
Outils complets								
CESAR	Swiss Federal Institute of Technology Zürich	Matlab, ArcGIs	Aide à la décision pour les stratégies de transition énergétique et de rénovation à l'échelle urbaine	Quartier à bâtiment	heure	EnergyPlus	Logiciel privé	2017, [237]
CityBES	LBNL	-	Analyse et modélisation énergétique pour des programmes d'efficacité à l'échelle de la ville	Territoire à bâtiment	< heure	EnergyPlus, OpenStudio	Logiciel commercial gratuit	2015, [102]
City Energy Analyst	ETH Zürich	Python, ArcGIS	Évaluation et optimisation des systèmes énergétiques	Territoire à bâtiment	< heure	RC	Logiciel open-source	2016, [68]
CitySIM	EPFL	C++/XML	Analyse et aide à la décision pour l'optimisation des EnR et émissions de GES. Successeur de SunTool.	Quartier à bâtiment	heure	RC	Logiciel commercial gratuit	2009, [190]
DIMOSIM	CSTB	Python	Analyse de faisabilité, de conception et d'opération de systèmes énergétiques	Territoire à bâtiment	< heure	RC	Logiciel privé	2014, [186]
HUES	Co-development (project)	Matlab, Aimmss	Conception et opération des systèmes d'énergie décentralisés	Quartier à bâtiment	< heure	EnergyPlus	Logiciel open-source	2015, [27]
IDA ICE	EQUA	NMF	Analyse des consommations de bâtiment et du confort interne - Une adaptation existe pour simuler à l'échelle quartier	Bâtiment à quartier	< heure	RC	Licence commerciale payante	1998, [116]

Nom	Développeur	Langage de développement	Objectif	Résolution spatiale	Résolution temporelle	Modèle thermique	Disponibilité	Création
MoDEM	Cethil	Python, Modelica	Analyse des demandes énergétiques à différent niveaux de détail	Quartier à bâtiment	< heure	BuildSysPro	Logiciel privé	2019, [71]
SimStadt	HFT Stuttgart	Java, XML	Analyse et aide à la décision pour des stratégies bas carbone à différentes échelles spatiales	Ville à bâtiments	mois	RC avec bilan énergétique quasi-statique mensuel	Logiciel privé	2013, [202]
SMART-E	Mines ParisTech	Python	Évaluation et optimisation de la demande énergétique	Territoire à quartier	< heure	RC	Logiciel privé	2015, [22]
SUNTool	Co-development (project)	Java, C++, XML	Optimisation de la durabilité du quartier urbain	Quartier à bâtiment	< heure	Facteur de réduction	Projet européen	2007, [189]
URBANopt	Co-development (project, lead : NREL)	Ruby	Conception et analyse thermique et électrique des quartiers et campus	Quartier à bâtiment	< heure	EnergyPlus, Openstudio	Projet US open-source (+ licence EnergyPlus)	2016, [171]
Librairies								
AixLib	RTWH - EBC	Modelica	Analyse des systèmes énergétiques à différentes échelles spatiales, du bâtiment au quartier	Bâtiment à quartier	< heure	RC	Bibliothèque open-source	2010, [149]
Buildings Lib	LBNL	Modelica	Analyse et opération des systèmes énergétiques au sein de bâtiments et de quartiers	Bâtiment à quartier	< heure	Détaillé (modèle discret 1D) et réduit (RC)	Bibliothèque open-source	1998, [239]
BuildingSystem lib	UdK Berlin	Modelica	Analyse et opération des systèmes énergétiques au sein de bâtiments et de quartiers	Bâtiment à quartier	< heure	Détaillé (modèle discret 1D) et réduit (RC)	Bibliothèque open-source	2015, [153]

Nom	Développeur	Langage de développement	Objectif	Résolution spatiale	Résolution temporelle	Modèle thermique	Disponibilité	Création
BuildSysPro	EDF R&D (EnerBAT)	Modelica	Évaluation et impact des performances du quartier et des systèmes énergétiques	Quartier à bâtiment	< heure	RC	Bibliothèque open-source	2013, [170]
TEASER	RWTH Aachen	Python	Enrichissement de données de stock de bâtiments et export pour des modélisations Modelica	Quartier à Territoire	-	-	Bibliothèque open-source	2017, [185]
Couplage								
BEM-TEB	Massachusetts Institute of Technology, Cambridge	Fortran	Évaluation et impact des consommations d'énergie des bâtiments et de leurs systèmes sur le climat urbain	Quartier à ville	heure	Modèle discret 1D	Logiciel privé	2012, [31]
EnvibATE (SOLENE, QUIC-URB, modèle thermique)	LASIE	Python, Fortran	Évaluation de l'impact de l'environnement sur les demandes énergétiques et le confort intérieur	Quartier à bâtiment	heure	Facteurs de pondération	Logiciel privé	2012, [86]
OpenIDEAS (IDEAS, Fast-Building, StROBe)	KU Leuven	Modelica	Conception et opération des systèmes de contrôle et de production énergétique quartier	Quartier à bâtiment	< heure	RC (IDEAS)	Logiciel open-source	2015, [115]
UMI (Energy-Plus, Daysim, Rhinoceros)	MIT	Rhinoceros, Python	Analyse de la performance environnementale urbaines, lié à l'utilisation de l'énergie, accessibilité piétonnière et potentiel d'éclairage naturel	Ville à bâtiments	heure	EnergyPlus	Logiciel public (+ licence Rhinoceros)	2013, [182]

TABLEAU 1.1 – Modèles implémentés dans différents simulateurs pour l'échelle quartier

1.2 Modélisation, adaptation et incertitudes

Les modèles *bottom-up* nécessitent de choisir un niveau de modélisation, dont l'interaction avec les autres modèles est difficile à appréhender, et un nombre important de paramètres d'entrée, dont la valeur est incertaine. Des analyses de sensibilité et d'incertitude sont alors nécessaires pour quantifier les incertitudes sur les sorties de simulation. De nombreuses études d'analyses de sensibilité et d'incertitude à l'échelle du bâtiment ont été publiées : MacDonald [138], Wit et Augenbroe [49], Egan et al. [57]. Mais les études sur des quartiers entiers restent peu nombreuses, par exemple Nouvel [152] ou Booth [30]. Or, à chaque étape de la simulation énergétique des incertitudes se manifestent :

- Au moment du paramétrage : La récupération des données d'entrée étant complexe, l'obtention de valeurs exactes est difficile et induit de nombreuses incertitudes. La précision sur les données dépend des incertitudes des bases de données puis des enrichisseurs⁶.
- Au moment du choix des modèles : Choisir le bon niveau de détail d'un modèle est compliqué, et influe de manière importante sur les temps de calcul, les sorties et la propagation des incertitudes.
- Au moment de la simulation : Des incertitudes numériques intrinsèques aux moteurs de calcul existent. Elles ne sont pas traitées ici car trop particulières à un code de calcul donné.
- Au moment du post-traitement des résultats : Dès que de nouveaux paramètres économiques (ex : coût des énergies), énergétiques (ex : coefficient d'énergie primaire) ou environnementaux (ex : énergie grise des matériaux) sont utilisés pour le traitement des résultats bruts, de nouvelles incertitudes sont ajoutées à celles déjà présentes. Ces dernières sont de plus propagées par le post-traitement.

L'utilisateur et le modélisateur doivent donc gérer ces incertitudes, et ce à une échelle urbaine. Or, suivant le type de quartier (morphologie et composition) **la sensibilité de la simulation aux différents paramètres et modèles** peut varier. Par exemple un quartier dense de grande hauteur crée des ombrages, impactant la consommation d'énergie de manière plus importante qu'un quartier de faible hauteur. **Ce sont ces deux vecteurs d'incertitudes qui sont les plus prégnants à l'échelle quartier : comment gérer l'incertitude des données d'entrée ? Et comment gérer l'adaptation et le choix des modèles ?**

1.2.1 Incertitudes liées au paramétrage

Les données sont rarement toutes disponibles pour la modélisation d'un quartier et la connaissance précise de chacun des bâtiments représente un investissement en temps trop important. C'est pourquoi il est habituel de combler les lacunes par des enrichisseurs, dont les données proviennent de base de données externes, de dires d'expert, d'expérimentations, de propriétés théoriques ou de la bibliographie. Ces données d'entrée peuvent être séparées en plusieurs thématiques suivant leur nature [103] :

- Paramètres physiques : Ils comprennent les propriétés physiques et thermiques des matériaux, les constantes physiques choisies, etc.
- Paramètres de conception : Ils sont implémentés par le concepteur ou le simulateur. Leur incertitude peut provenir d'un manque de connaissance ou d'un mauvais paramétrage. Ce sont par exemple le taux de vitrage, la forme du bâtiment ou bien le choix des menuiseries.
- Paramètres de scénario d'usage de bâtiment : Ils diffèrent des précédents de par leur variation dans le temps. En effet, l'ouverture des fenêtres ou le contrôle de l'éclairage varie selon la présence des occupants, leur comportement, etc.

6. voir glossaire

- Données concernant l'environnement extérieur : De même nature que les précédents, elles comprennent la température extérieure qui varie selon les stations météo et la localisation.

Ces paramètres ne peuvent pas être analysés de la même manière ni être définis par des densités de probabilité de distribution communes. Si pour les paramètres physiques ou de conception il est possible d'associer une densité de probabilité, les scénarii sont liés aux modèles mis en place.

De nombreuses études ont été réalisées à l'échelle du bâtiment pour déterminer la sensibilité des modèles aux données d'entrée. Certaines se focalisent sur une unique nature de paramètres : par exemple De Wit [49] étudie les incertitudes sur les propriétés des matériaux et celles découlant de simplifications de modèles, et Domínguez-Muñoz et al. [54] se focalisent sur la quantification d'incertitudes des conductivités thermiques et des masses volumiques. D'autres études ont été à l'inverse réalisées sur des ensembles de paramètres variés, mélangeant notamment les scénarii et les paramètres thermiques :

- Hopfe [103] étudie les incertitudes des propriétés physiques des bâtiments, celles liées à sa géométrie ainsi que certaines liées aux scénarii d'utilisation pour de l'aide à la décision vis-à-vis du changement climatique, notamment sur la consommation d'énergie annuelle de chauffage et de climatisation et le confort thermique (heures de surchauffe et sous-chauffe). La prise en compte de l'ensemble des incertitudes fait varier de manière très importantes les résultats, notamment les besoins de chauffage entre 40 et 110 kWh/m². Plusieurs méthodes d'analyse de sensibilité sont étudiées, montrant que le taux d'infiltration est un des paramètres prépondérants dans la simulation énergétique.
- Macdonald [138] quantifie dans sa thèse les effets d'incertitudes dans la simulation de bâtiment en considérant la température interne, la consommation d'énergie annuelle et les pics de puissance, en intégrant cette analyse d'incertitude au logiciel Esp-r.
- Mosteiro-Romero et al. [147] appliquent une analyse de sensibilité sur les propriétés architecturales et thermiques du bâtiment, les paramètres d'utilisation du bâtiment et les gains internes afin d'en voir l'influence sur la demande de climatisation et de chauffage suivant les caractéristiques des bâtiments (compacité, surface, type d'occupation, type d'utilisation du bâtiment). Ils montrent ainsi que la température de consigne de climatisation est le paramètre le plus influent pour la demande de climatisation. Pour la demande de chauffage, ce sont le taux d'infiltration et le facteur de transmission des vitrages. Les effets de sensibilité varient cependant suivant le type d'occupation du bâtiment.
- Hyun et al. [105] ont étudié les incertitudes de certains paramètres, notamment les propriétés thermiques, afin d'évaluer les incertitudes reliées à la prédiction des taux de renouvellement d'air. Ils montrent ainsi que les erreurs d'estimation des taux de ventilation naturelle ont une influence non négligeable. La quantification des infiltrations d'air et de la ventilation dans un bâtiment est une tâche complexe, c'est pourquoi des données expertes récupérées sur le terrain sont généralement utilisées, impliquant une certaine incertitude.
- Les équipements avec leurs puissances installées et leur taux d'utilisation, que cela soit les équipements ménagers ou l'éclairage, ont chacun une incertitude associée. Les paramètres de scénario d'occupation peuvent avoir un fort impact sur les sorties de simulation de par leur influence sur les températures de consigne, le bâti (ouverture des fenêtres, des volets) et sur le taux d'utilisation des systèmes (consommation, gains internes), liée à la présence ou non des occupants. Cependant il est difficile de prédire de manière précise cette interaction avec par exemple la ventilation, l'éclairage, les systèmes de chauffage et/ou climatisation ou bien même l'humidité des pièces.

Toujours à l'échelle du bâtiment, Wolisz et al. [242] se sont penchés sur la qualité des données en comparant différentes approches de récupération des données (allant des données de faible qualité (disponibles par une collecte à distance) à des données issues d'observations sur site), amenant à des différences de 57 % dans la demande annuelle d'énergie.

À l'échelle quartier, l'analyse de ces paramètres et l'effort de récupération des données sont multipliés. Plusieurs études de sensibilité et d'incertitudes ont été réalisées sur les paramètres à cette échelle. Nouvel [152] étudie l'influence du niveau de détail des paramètres géométriques, météorologiques et d'occupation sur la demande de chauffage de la ville de Ludwigsburg en Allemagne. Il classe ainsi les données en données nécessaires ou optionnelles à avoir selon leur influence sur la sortie. Booth [30] réalise lui aussi une étude de sensibilité, mais sur un groupe d'appartements homogènes afin de choisir les paramètres les plus influents, puis réalise un processus de calibration Bayésienne afin de visualiser l'incertitude du Coefficient de Performance (COP) du système de chauffage, de la fraction de surface chauffée, de la température de consigne de chauffage et de l'étanchéité du bâtiment.

En plus de la précision des données à l'échelle du bâtiment, la modélisation d'un quartier est sujette à la précision spatiale et géométrique de ces derniers. Plus la modélisation de chacun des bâtiments est simple géométriquement, plus la simulation est rapide mais soumise à davantage d'hypothèses et d'incertitudes. De Jaeger et al. [48], Strzalka et al. [217] et Biljecki et al. [25] ont étudié l'influence de cette précision spatiale sur les pics de puissance, la consommation d'énergie ou bien le risque de surchauffe. La demande en chauffage obtenue avec deux niveaux de détail différents peut varier de 10 %, et implique donc un équilibre entre la précision des données et le coût de calcul.

Couplé à cette précision spatiale, la morphologie du quartier influe sur les sorties et sur le choix des modèles. En effet, les villes évoluent sous l'impulsion des politiques de développement urbain, induisant une morphologie et une densité différente dans les quartiers au sein d'une même ville. Les réactions au climat sont alors différentes, et des corrélations entre climat urbain, géométrie urbaine et demande en énergie peuvent être déterminées.

- Stromann-Andersen et Sattrup [216] partent de ce constat et étudient l'influence de la géométrie et de la densité des quartiers sur la demande énergétique, notamment les quartiers en forme de canyon. Ainsi, le ratio hauteur/distance entre les bâtiments devient un paramètre important, notamment pour les ombrages et les accès à la lumière naturelle, impactant fortement la consommation d'énergie liée au refroidissement.
- Allegrini et al. [4] étudient eux aussi les quartiers en forme de canyon et l'impact des Coefficients de transfert thermique de convection (*Convective Heat Transfer Coefficient*) (CHTC) sur les demandes énergétiques. L'utilisation de facteurs de corrélation pour faire correspondre les CHTC à la météo locale et à la géométrie des bâtiments devient un paramètre important pouvant faire varier les demandes de climatisation d'un facteur 2.
- Rasheed et al. [177] énoncent des conclusions similaires sur l'impact de la géométrie du quartier sur le climat local (influence sur le débit d'air et le taux de rayonnement absorbé), et proposent le concept de ville équivalente permettant d'avoir des valeurs de force de trainée et de rayonnement équivalentes pour une plus faible complexité de quartier.

Si la géométrie du quartier influe elle-aussi sur les sorties de simulation, les données de l'environnement et la prise en compte des microclimats locaux sont également des facteurs importants. Le climat en tant que système stochastique est incertain, donnant des sorties de simulation variables selon les bases de données et les conditions aux limites. De nombreuses études (notamment [23, 38, 60, 113, 152]) ont porté sur les données météo, notamment sur leur échelle temporelle : données annuelles, moyennées sur plusieurs années ou choix d'une année de référence. Ces études montrent des différences pouvant aller jusqu'à 40 % de variation de la demande en énergie, surtout pour le refroidissement. Le choix des données climatiques est donc important mais est surtout réalisé suivant les objectifs de modélisation (conception, exploitation, prévision...).

Ces incertitudes de paramétrages ne sont pas étudiées dans la thèse, mais d'autres travaux sont en cours sur ce sujet.

1.2.2 Incertitudes liées aux hypothèses de modélisation

La modélisation des phénomènes physiques et énergétiques dans les logiciels de simulation est basée obligatoirement sur des simplifications. Ces simplifications débutent au moment même où le phénomène est interprété, puis se poursuivent lors de sa mise sous forme mathématique et enfin lorsqu'il est implémenté de manière informatique. Lors de cette implémentation, les modèles sont souvent simplifiés afin de réduire le coût de calcul, surtout lors du passage à l'échelle du quartier où de nombreux bâtiments sont modélisés. Ainsi, le choix du niveau de détail du modèle mis en place dans les simulations, que cela soit par rapport au temps de calcul ou à la précision des résultats, est crucial. Cela va de pair avec la question du type de modèle à appliquer en fonction des objectifs de simulation souhaités.

Une dimension d'incertitude à prendre en compte vis-à-vis des modèles est l'adéquation entre leur précision et la disponibilité des données d'entrée. En effet, un équilibre doit être trouvé entre leur complexité (amenant à des temps de calcul souvent plus longs et à des interactions entre phénomènes) et à la quantité et qualité des données qui sont complétées par des enrichisseurs de manière plus ou moins incertaine. Ainsi, **quel degré de précision des modèles doit-on choisir suivant le jeu de données proposé en entrée? De même, si des données en entrée disponibles sont de faible qualité, les enrichisseurs permettent-ils de continuer à utiliser les modèles détaillés pour avoir une meilleure précision des résultats?**

Il existe donc plusieurs sensibilités : la sensibilité des modèles à leurs paramètres, la sensibilité des sorties par rapport aux modèles et la sensibilité des sorties aux paramètres pour un modèle donné. Pour gérer les incertitudes liées aux modèles et déterminer de manière différenciée les réponses à ces questions, plusieurs familles de modèles sont distinguées :

- Modèles de bâtiment : ceux liés à la thermique du bâtiment, à sa géométrie ou son zonage thermique intérieur.
- Modèles d'occupation : ceux liés aux occupants et aux équipements, notamment l'emploi du temps des occupants, les gains internes, les interactions avec les systèmes ou celles avec le bâti.
- Modèles de systèmes : ceux liés aux systèmes de production, de distribution ou de régulation, par exemple les modèles de panneaux PV ou de chaudières, que cela soit au niveau du quartier, du bâtiment ou de la zone thermique⁷.
- Modèles liés à la physionomie du tissu urbain et à son environnement : ceux liés aux conditions extérieures et à la morphologie urbaine tels les masques solaires ou les phénomènes de microclimat.

Plusieurs types de modèles existent pour chacun des composants de ces familles. Certains ont déjà été comparés les uns aux autres et leurs sensibilités étudiées. Un rapide résumé est proposé ci-dessous.

Modèles de bâti

Un des premiers postes de simplification est celui de la modélisation de l'enveloppe du bâtiment avec les transferts thermiques par conduction, en particulier au moyen du modèle d'analogie électrique RC [21, 68, 116, 186, 190], de méthode de réduction [189] ou de facteur de réponse [85, 222]. Mais d'autres simplifications ont lieu, généralement utilisées sans connaître leur impact sur les sorties détaillées, comme l'utilisation d'une unique zone thermique pour un bâtiment ou la prise en compte d'une géométrie simplifiée. Des études portent alors sur l'impact de ces simplifications, notamment sur la division du bâtiment en plusieurs zones thermiques [37, 139, 162]. Si

7. voir glossaire

Happle et al. [94] se focalisent sur les modèles d'infiltrations d'air, Frayssinet et al. [70] réalisent la comparaison de différentes adaptations de modèles, en regardant l'impact sur la consommation annuelle mais surtout sur les puissances de chauffage et de climatisation, souvent délaissées dans les études mais où les conséquences des simplifications peuvent être les plus importantes.

Modèles liés à l'occupation

La variabilité dans le comportement des occupants rend difficile sa modélisation. Si de nombreuses études se rejoignent sur le fait que les occupants jouent un rôle important dans les différences entre la réalité et les résultats de simulation, la quantification de cette donnée d'entrée et sa modélisation restent difficile à effectuer. Pour simuler l'occupation il est nécessaire de choisir le type de comportement des occupants suivant leur activité, leur âge, genre et style de vie, ainsi que de lier ces caractéristiques aux équipements existants. Plusieurs types de modèles existent, notamment les modèles standards déterministes (à partir de normes ou standards nationales), les approches stochastiques (processus de Bernoulli, chaîne de Markov...) ou les modélisations orientées agents.

À l'échelle d'un bâtiment ces différences peuvent être très fortes. Belazi [17] et Silva et Ghisi [208] mettent en avant la part d'incertitude causée par les occupants dans un bâtiment (jusqu'à 30 % de leurs incertitudes sont causées par l'occupation). Cependant, à travers le foisonnement et l'agrégation de comportements, cette variabilité au niveau du quartier est réduite [152]. Mosteiro-Romero et al. [148] ont développé une nouvelle méthode basée sur des modèles de transport orientés agents et ont comparé les résultats à des méthodes déterministes et stochastiques. Ces dernières modélisent pour chaque période de l'année une population plus importante que la nouvelle méthode, avec moins de variation dans l'occupation des bâtiments. En modélisant plusieurs bâtiments, ils montrent que les méthodes aboutissent à des résultats qui n'ont qu'en moyenne 9 % de différences entre elles sur la demande annuelle, mais ont un impact fort sur les résultats horaires (10 à 20 % pour la demande de climatisation).

L'impact des modèles d'occupation est fort à l'échelle d'un quartier, mais il est compliqué de valider les modèles car il est difficile de mesurer la présence des occupants. Cette validation d'occupation, que cela soit sur le type d'occupant, ses équipements ou son comportement, est un enjeu fort pour la simulation quartier.

Modèles liés aux systèmes

Le nombre d'études portant sur les incertitudes de systèmes énergétiques reste limité en comparaison de celles sur les paramètres précédemment évoqués. Ces systèmes se trouvent à différentes échelles :

- Échelle du quartier avec les réseaux de chaleur, de froid et d'électricité ou les productions EnR mutualisées,
- Échelle du bâtiment avec un générateur commun pour tous les usagers que cela soit pour le chauffage, l'ECS ou la climatisation,
- Échelle de la zone thermique avec par exemple, les ballons d'ECS, les chaudières individuelles, ou les émetteurs.

Au niveau du quartier, les réseaux de chaleur et de froid distribuent l'énergie de manière mutualisée, impliquant de nouvelles problématiques par rapport à une production et distribution locales, notamment sur l'optimisation de la conception du réseau et la gestion des flux. Ainsi, les systèmes sont sujets à de multiples incertitudes, que cela soit au niveau des paramètres ou des modèles, qu'il est nécessaire d'analyser.

Ces systèmes peuvent être modélisés de manières différentes, que cela soit en attribuant une efficacité globale au système ou par une modélisation des différents composants. À une échelle bâtiment, Heo et al. [98] étudient par exemple les incertitudes pour une chaudière, vis-à-vis de son efficacité pouvant varier selon la charge partielle ou la température de retour, mais aussi pour un système de ventilation plus détaillé qu'un simple taux de renouvellement d'air fixe. Rivalin [187], étudie les incertitudes liées aux systèmes énergétiques en relation avec les simulations thermiques dynamiques pour des bâtiments uniques, dans le cadre de la garantie de performance énergétique.

Quelques études à l'échelle quartier existent. Mavromatidis et al. [141] étudient les incertitudes sur la conception des systèmes énergétiques distribués : variations sur la disponibilité des ENR, sur les demandes énergétiques du bâtiment ou bien sur les prix de l'énergie. Cette étude suit la revue des approches de caractérisation des incertitudes sur la conception des systèmes énergétiques [142]. À cette même échelle quartier, Gang et al. [76] montrent que les incertitudes sur les réseaux se réduisent avec l'augmentation du nombre de bâtiments modélisés et connectés, mais restent importantes au niveau des pics de charge.

Modèles liés à la physiologie du tissu urbain et à son environnement

Si les modèles à l'échelle du bâtiment sont étudiés, connus et développés depuis le début des simulations thermiques, les modèles au niveau du quartier le sont depuis uniquement quelques années avec le développement des UBEM. En plus des phénomènes au niveau du bâtiment et des systèmes à modéliser, il est nécessaire de prendre en compte les phénomènes à plus grande échelle, ainsi que les interactions entre bâtiments. Ainsi, au niveau du quartier existent des modèles liés à l'environnement extérieur et à la morphologie urbaine, que cela soit les ombrages dus aux masques, la topographie du terrain, les phénomènes d'îlot de chaleur, l'adjacence entre bâtiments, etc., que les scientifiques cherchent à modéliser.

Yang et al. [243] utilisent le logiciel EnergyPlus couplé à ENVI-met pour visualiser l'effet de l'environnement urbain sur les performances énergétiques. Si bien évidemment le taux de rayonnement solaire atteignant le bâtiment influence les demandes de chauffage et de climatisation, le transfert de chaleur par convection induite par le vent impacte lui aussi ces demandes énergétiques suivant la qualité d'isolation, l'écart de température entre l'extérieur et l'intérieur et le taux de vitrage du bâtiment. Si l'humidité de la végétation n'est à prendre en compte que pour les climats chauds et humides, l'environnement thermo-radiatif et les transferts de chaleur par infiltrations d'air ont un impact sur les demandes énergétiques quel que soit le climat. Sur ce même logiciel, Evins et al. [62] étudient les effets de rayonnement de grandes longueurs d'onde, qui affectent les températures de surfaces extérieures et de là les consommations énergétiques des bâtiments. Ils concluent que leur modélisation est nécessaire pour les aires urbaines denses et pour les bâtiments équipés de protections solaires extérieures.

Cette modélisation des grandes longueurs d'ondes est introduite en raison de la volonté de représenter les effets d'îlots de chaleur et le microclimat pouvant impacter fortement les conditions climatiques locales (augmentation des températures de surface, changement d'humidité...). Plusieurs auteurs se sont penchés sur la quantification de l'impact de ces effets sur les performances énergétiques des bâtiments :

- Mirzaei et Haghighat [146] présentent les différentes méthodes d'approche de l'effet d'îlot de chaleur et les outils développés autour de cette thématique, mettant en avant la diversité de phénomènes impliqués et donc la multiplicité des outils, chacun prenant en compte une partie des phénomènes à cause des temps de calcul.
- De même, Allegrini et al. [4] étudient l'effet des microclimats suivant la forme du quartier, notamment sur les quartiers en forme de canyon. Ils complètent cette thématique par un

article sur les morphologies des quartiers vis-à-vis du microclimat [5], montrant que la variation de distance entre les bâtiments et la non-uniformité des hauteurs dans le quartier influent sur les températures de façades et donc sur l'intensité du climat local.

Cette variation de climat, et en l'occurrence de température, rejoint aussi la question de la prise en compte de la distance des sites étudiés avec les mâts de mesure météo, souvent éloignés de quelques kilomètres ou dizaines de kilomètres. Des villes espacées de quelques kilomètres peuvent avoir des températures très différentes, par exemple à cause d'une variation de topographie ou la présence de vents dominants.

La présence des masques dans un quartier, que ce soit des masques mobiles [151, 228, 244] (protections solaires intérieures ou extérieures à commande variable), proches [35, 39, 124] (ombrages du bâtiment sur lui-même), lointains [93, 193] (ombrages des bâtiments environnants) ou provenant de la topographie [140, 175], influe sur la modélisation du microclimat, mais aussi plus simplement sur les consommations énergétiques : plus l'ombrage sur un bâtiment est fort plus la consommation de chauffage est importante et moins la consommation de climatisation l'est. La modélisation des masques influe différemment sur plusieurs sorties et est appliquée avec les mêmes procédures pour les rayonnements solaires de courtes et longues longueurs d'onde. Stromann-Andersen et Sattrup [216] étudient l'effet des masques sur la consommation de chauffage et de climatisation mais aussi sur la consommation d'éclairage, qui devient un facteur dominant pour des fortes densités. Différemment, de nombreuses études traitent du potentiel PV et donc de l'approximation des effets d'ombrages. Certaines par exemple approximent cet effet grâce à un coefficient de réduction statique appliqué sur la surface du toit [126, 203, 223], amenant cependant à des grandes différences de potentiel entre réel et estimé. Néanmoins, la modélisation de ces masques implique un temps de simulation coûteux, amenant à des simplifications dès qu'un nombre important de bâtiments est étudié. Ainsi de nouveaux modèles de radiation solaire voient le jour, comme Romero-Rodriguez et al. [193] sur le logiciel Simstadt, afin de prendre en compte les bâtiments environnants de manière plus rapide en séparant le site étudié en dalle de tailles variables suivant la densité urbaine.

Si généralement ce sont les ombrages dus aux masques qui sont mis en avant dans un quartier, l'inter-réflexion entre les bâtiments est aussi un phénomène induit par les hauteurs des bâtiments. Han et al. [93] comparent l'effet combiné de ces 2 phénomènes sous 3 climats en concluant que l'effet d'ombrage influe beaucoup plus que l'inter-réflexion sur la consommation d'énergie totale (éclairage, chauffage et climatisation).

Certains logiciels de simulation urbaine ne modélisent pas l'adjacence possible entre les bâtiments d'un même quartier. Si cette adjacence implique un échange de chaleur entre bâtiments, souvent étudiée à l'échelle d'un faible nombre de bâtis [15, 162], elle implique aussi la non prise en compte des apports solaires sur certaines parties de façade.

1.2.3 Méthodes d'analyses d'incertitudes et de sensibilité

Une fois l'origine des incertitudes précédentes déterminée, il est nécessaire de mettre en place des analyses d'incertitude et/ou de sensibilité pour déterminer leur impact et la fiabilité des sorties de simulation.

Deux analyses complémentaires sont appliquées afin de connaître la sensibilité des modèles aux paramètres d'entrée (analyse de sensibilité) et pour visualiser le comportement d'un modèle vis-à-vis de paramètres et d'en déduire l'incertitude de la sortie (analyse d'incertitude). Ces deux types d'analyse permettent ainsi de valider un modèle, de comparer des performances entre des solutions techniques, et de déterminer l'incertitude sous laquelle étudier les sorties. L'utilisation des résultats d'une simulation énergétique peut amener à une mauvaise conclusion si celle-ci n'est pas accompagnée d'une estimation de l'écart possible.

L'analyse d'incertitude se base sur la création d'échantillons aléatoires pour connaître la réponse des modèles à ces sollicitations. De façon générale, les méthodes d'échantillonnage les plus utilisées sont l'échantillonnage aléatoire, l'échantillonnage quasi-aléatoire, et l'échantillonnage par hypercube latin (Échantillonnage par hypercube latin - *Latin Hypercube Sampling* (LHS)). Ces méthodes sont fortement utilisées dans le domaine de simulation énergétique en tenant compte de leurs avantages et inconvénients suivant les cas d'étude. En effet, le choix de la méthode doit permettre un équilibre entre la précision des résultats et un temps de calcul raisonnable.

Les analyses de sensibilité ont pour objectif d'identifier les paramètres les plus significatifs du modèle, de les classer par ordre d'influence, ainsi que de valider des modèles sous différentes variations de ces paramètres d'entrée. Elles sont généralement appliquées avant les analyses d'incertitudes. Trois grands groupes de méthodes apparaissent :

- Les méthodes de *screening* / de criblage : Analyse qualitative de la sensibilité des variables de sortie par rapport aux paramètres d'entrée, permettant une hiérarchisation des données d'entrée selon leur influence [30, 49, 98, 209].
- Les méthodes d'analyse de sensibilité locale : Mesure de l'impact local de chaque paramètre d'entrée sur la ou les sorties du modèle [57]. Elles se basent sur la définition des dérivées partielles pour connaître l'impact de la variation d'un paramètre à la fois autour de sa valeur nominale sur la sortie. Avec ces méthodes, tous les paramètres sont considérés de même nature, sans effet de taille ou de type de fonction de densité de probabilité. Ainsi ces méthodes ne considèrent pas de corrélation entre paramètres d'entrée ni de modèle non-linéaire ou non additif.
- Les méthodes d'analyse de sensibilité globale : Analyse quantitative de la sensibilité des variables en déterminant quelle part d'incertitude sur la sortie est attribuée aux paramètres et à leurs interactions. Tous les paramètres varient simultanément, permettant de prendre en compte les corrélations entre paramètres, et des indices de sensibilité sont calculés à la fin [103, 147, 213, 218]. Ces méthodes peuvent prendre en entrée différents types de densité de probabilité suivant les paramètres.

Toutes ces méthodes de sensibilité et d'incertitude se déroulent selon une démarche semblable :

- Définition de la problématique et des variables observées
- Définition des sources d'incertitudes et des plages de variations ou distributions liées à chacune des sources
- Échantillonnage de ces plages de variation afin de créer les données d'entrée de chacune des simulations : cet échantillonnage est très important, c'est l'utilisation de méthodes particulières qui permettent d'appliquer les analyses de sensibilité et de rang à la fin.
- Simulations avec propagation des incertitudes
- Application des méthodes de sensibilité pour déterminer les rangs des paramètres

C'est donc bien la partie échantillonnage des données d'entrée qui est le point central de ces analyses. Or, ces échantillonnages varient suivant la méthode utilisée. Au sein des différentes familles présentées ci-dessus, plusieurs méthodes d'échantillonnage existent (Tableau 1.2), mais aussi de simplification de modèles (méta-modèles). Elles sont présentées notamment dans les guides de Saltelli et al [197, 198] et étudiées dans la thèse de Jacques [111] et dans l'article de Iooss et Le Maître [109].

Presque toutes ces méthodes se basent sur un plan d'expériences initial afin d'analyser les influences de chacun des paramètres d'entrée. Certaines méthodes comme celle des méta-modèles sont intrusives dans les modèles de simulation et sont de facto mises de côté.

Screening	Sensibilité locale	Sensibilité globale
Méthode OAT (One-at-A-Time)	Sensibilité différentielle	FORM/SORM
Méthode de Morris	Méthode factorielle	Régression linéaire
Plans d'expérience	Fonction de Green	Monte Carlo (MC)
Screening de groupe	Modèle adjoint	Sobol
	Méthode de Miller et Frenklach	FAST / RBD FAST
	Méthode de Cotter	Méta-modèles

TABLEAU 1.2 – Différentes méthodes d'analyse de sensibilité par famille [125, 197, 198, 225]

Ces méthodes sont passées en revue par Hamby [92], Tian [225] et Kristensen et Petersen [125] dans le cadre de la simulation thermique de bâtiment, montrant une utilisation de toutes ces méthodes, avec un intérêt croissant des méthodes globales ces dernières années. Elles permettent en effet de coupler les analyses de sensibilité aux analyses d'incertitude et ainsi de réduire fortement les temps de simulation.

1.3 Problématique retenue dans cette thèse

Comme présenté dans ce chapitre, la simulation énergétique à l'échelle quartier engendre nombre de questions, notamment sur les modèles à utiliser. Or, cette abondance de modèles résulte probablement du surprenant tropisme d'avoir des modélisations toujours plus détaillées. **Une plus grande complexité des modèles est-elle « récompensée » par une augmentation utile ou significative de la précision ?** Les études comparatives présentent dans la plupart des cas des conclusions peu généralisables sur un ensemble de quartiers variés, et uniquement des résultats sur la précision des modèles propres à chaque étude.

Cette thèse aborde précisément la question de la *parcimonie d'une modélisation* : équilibre entre la complexité, la précision et nombre de paramètres d'une modélisation, au regard d'un objectif de simulation donné tout en tenant compte du temps de simulation induit. Une méthodologie d'analyse de cette parcimonie⁸ est donc proposée afin de choisir le niveau de modélisation adéquat pour un contexte et un objectif de simulation donné.

Pour cela, une démarche comparative des modèles est proposée en mettant la question de l'incertitude intrinsèque des données de côté. On suppose la variabilité des quartiers étudiés comme suffisamment représentative pour cela. De plus, en raison de l'indisponibilité de données fiables au moment de la réalisation de cette thèse, on ne compare pas les résultats obtenus à des mesures de terrain mais à une référence choisie parmi la littérature ou les modèles disponibles.

Les types de modèles étant très variables au sein de la modélisation urbaine, différentes stratégies d'analyse sont proposées, tenant compte des impacts sur la sortie et des interactions entre modèles. Afin de prendre en compte ces différences de familles de modèles, il est proposé d'étudier 3 phénomènes d'abord un par un, puis chaînés. Leur choix vise à couvrir différentes thématiques :

- Les sollicitations extérieures (Chapitre 3)

8. voir glossaire

- Le bâtiment (Chapitre 4)
- Les systèmes énergétiques (Chapitre 5)

La question de l'occupation est mise de côté du fait de son lien trop fort avec les enrichisseurs. Des comparaisons empiriques devront être réalisées afin de valider le lien entre données et modélisation. D'autres travaux de thèse sont actuellement en cours sur ce sujet.

Pour chacune des thématiques de modélisation abordées dans cette thèse, une réflexion a été menée afin de choisir un unique phénomène à étudier parmi la multitude disponible. L'objectif est d'étudier des phénomènes clés de la simulation énergétique à l'échelle urbaine mais aussi d'avoir des analyses variées de la parcimonie afin de couvrir un champ suffisamment grand pour en déduire une méthodologie générale. Ainsi, dans chacune des thématiques, un phénomène particulier est choisi afin d'en étudier la modélisation parcimonieuse :

- Pour les sollicitations extérieures, **les masques solaires** sont choisis : leur effet est un des premiers à calculer et intervient au début de chaque simulation. La question du niveau de détail est souvent discutée par les modélisateurs. De plus, l'augmentation de ce niveau de détail des modèles peut être hiérarchisée de façon relativement simple;
- Pour le bâtiment, **le zonage thermique des bâtiments** est sélectionné : ce phénomène est soumis à la complexité de récupération des données d'occupation du bâtiment et à son organisation interne, éléments qui ne sont que très peu connus. La prise en compte du zonage fait appel à plusieurs sous-modèles. Le bâtiment étant une des briques clés de la simulation quartier, on observe une augmentation forte du temps de calcul dès que la précision des modèles liés croît (à cause du nombre de bâtiments). Une autre raison de ce choix est que ce phénomène est très corrélé aux masques solaires et peut donc être couplé avec eux;
- Pour les systèmes énergétiques, le choix s'est porté sur **les réseaux de chaleur** : ce sont des systèmes apparaissant uniquement à l'échelle urbaine et en sont donc très représentatifs. De plus, ces systèmes sont composés de nombreux sous-modèles qui interagissent entre eux, ajoutant une dimension supplémentaire dans l'application de la méthodologie d'analyse de la parcimonie.

La méthode proposée dans cette thèse a donc pour objectif principal de répondre aux problématiques énoncées précédemment (paragraphe 1.1.1), se résumant en :

Comment obtenir pour mon objectif donné une simulation parcimonieuse ?

Elle proposera une représentation adaptée de la parcimonie pour guider l'utilisateur dans son choix de modèles, et sera appliquée aux 3 phénomènes sélectionnés.

Chapitre 2

Méthodologie d'analyse de la parcimonie

Sommaire

2.1	Comment évaluer le niveau de parcimonie d'un modèle destiné à la simulation ?	30
2.1.1	État de l'art sur la quantification de la parcimonie d'un modèle	31
2.1.2	Application à la modélisation urbaine	33
2.1.3	Création d'indicateurs	39
2.1.4	Sensibilité des indicateurs	43
2.1.5	Choix adoptés pour la suite	48
2.1.6	Notion de KPI - Quelles grandeurs doivent être comparées ?	50
2.1.7	Notion de KGI - Comment guider l'ingénieur d'études ?	53
2.2	Méthode de choix des quartiers à retenir pour la comparaison des modèles	58
2.2.1	Intérêt des quartiers virtuels pour les comparaisons de modèles	60
2.2.2	Quartiers réels	63
2.2.3	Réseau de chaleur	63
2.3	Comment aborder la combinatoire des modèles élémentaires constitutifs du modèle global d'un quartier ?	64
2.3.1	Méthodes principales selon l'état de l'art	65
2.3.2	Choix de la méthode pour la suite	68
2.4	Application à la simulation énergétique urbaine	68
2.5	Outil retenu pour le travail de thèse : DIMOSIM	71
2.5.1	Méthodologie du logiciel	71
2.5.2	Conditions extérieures	71
2.5.3	Bâtiment et thermique	72
2.5.4	Bâtiment et occupation	72
2.5.5	Systèmes de production	72
2.5.6	Réseaux thermiques	73
2.5.7	Réseaux électriques	73
2.6	Conclusion concernant les choix méthodologiques	73

Introduction

Afin de répondre aux problématiques soulevées dans le chapitre précédent, une méthodologie d'analyse de la Parcimonie est présentée dans ce chapitre. Ce dernier présente tout d'abord les multiples facettes de la parcimonie ainsi que les considérations à prendre en compte lors de son application à la simulation énergétique quartier. Plusieurs indicateurs de parcimonie sont proposés et évalués sur un ensemble de modèles d'occupation. Un indicateur de parcimonie est ensuite retenu dans le cadre de la proposition de cette méthodologie d'analyse.

Cette méthodologie tient compte des multiples indicateurs (Indicateur de performance - *Key Performance Indicator* (KPI)) existants et traite la forte combinatoire des modèles et sous-modèles présents à l'échelle quartier par l'approche des plans factoriels. Après avoir choisi un jeu de modèles à comparer, les simulations sont lancées sur des quartiers virtuels. Ces derniers sont créés à partir de types de quartier existants afin de générer de la diversité et de pouvoir tirer des conclusions les plus génériques possibles. Après avoir appliqué l'indicateur de parcimonie sur les résultats, des indicateurs conseil (nommés KGI, *key guidance indicator*) sont produits à partir des caractéristiques des quartiers afin de visualiser l'évolution de l'indicateur de parcimonie suivant le type de quartier étudié. Ils sont élaborés à partir des propriétés initiales des quartiers (avant toute simulation) afin de pouvoir être utilisés de manière préliminaire. Des représentations graphiques de ces évolutions donnent des indications aux modélisateurs pour les aider dans leur choix de modèles.

Enfin, l'outil de simulation énergétique de bâtiment à l'échelle urbaine DIMOSIM [186], sur lequel la méthodologie est appliquée, est présenté succinctement.

2.1 Comment évaluer le niveau de parcimonie d'un modèle destiné à la simulation ?

L'étude d'un phénomène implique généralement la création d'un modèle (physique, statistique, maquette réduite...) afin de pouvoir reproduire les observations effectuées et de pouvoir l'appliquer sur différents cas d'étude. Cependant, cette représentation reste complexe et surtout multiple. Ainsi, plusieurs modèles peuvent représenter les mêmes observations mais vues sous des angles et des hypothèses différents. Il peut alors être compliqué de savoir quel modèle choisir : cela nécessite une approche de validation des modèles mais aussi leur comparaison pour en voir les avantages et les inconvénients. Cette comparaison doit prendre en compte les éléments qualitatifs et quantitatifs composant les modèles, notamment la cohérence des hypothèses de base, la consistance par rapport au phénomène réel et la parcimonie du modèle. En effet, les modélisateurs veulent pouvoir réaliser des simulations cohérentes et surtout précises tout en étant rationnelles et soutenues par un principe d'économie (d'effort ou de paramètres). Ce qui peut être résumé, à l'inverse des *Shadoks*, par : « Pourquoi faire compliqué quand on peut faire simple ? ».

Cette parcimonie est généralement considérée comme étant l'atteinte d'un équilibre entre l'ajustement des données à la référence et la complexité du modèle, mais son appréciation peut varier selon les domaines d'étude. Cette notion de parcimonie se retrouve dans de nombreuses études scientifiques, notamment pour la construction de modèles statistiques (réseaux de neurones, régression linéaire...) en définissant la complexité du modèle par le nombre de paramètres indépendants à définir. Le principe est notamment expliqué et appliqué sur des modèles arborescents de traitement multinomial par Vandekerckhove, Matzke et Wagenmakers [233], avec différents critères. Toutefois, la notion de parcimonie touche d'autres domaines d'étude, notamment l'hydraulique [122, 166, 220], la programmation/informatique [201, 245], la médecine [118], la biologie [3, 172, 232], l'agriculture [36], l'ingénierie [20, 80], la simulation thermique/énergétique du bâti-

ment [97], etc. Le but de ces études est de trouver un équilibre entre la qualité de l'ajustement et la parcimonie de paramètres. En effet, les modèles nécessitant de nombreux paramètres sont précis avec les données utilisées quand elles sont connues mais sont probablement inadaptés lorsque celles-ci doivent être déterminées ou retrouvées. Les études référencées ci-dessus n'utilisent pas les mêmes critères ni les mêmes indicateurs de calcul de la parcimonie. Ainsi la définition de la parcimonie varie avec les objectifs recherchés et le cadre considéré.

2.1.1 État de l'art sur la quantification de la parcimonie d'un modèle

L'étude et la définition de la parcimonie sont récurrentes dans l'histoire des sciences. Le principe de parcimonie le plus connu est celui énoncé par le moine Ockham comme étant « *Entia non sunt multiplicanda praeter necessitatem* », soit « les multiples ne doivent pas être utilisés sans nécessité ». D'autres scientifiques et chercheurs se sont penchés sur la parcimonie, notamment Einstein « *Everything should be made as simple as possible, but no simpler* », mais c'est bien ce principe d'Ockham qui ancre la définition de parcimonie dans le domaine des statistiques et de l'inférence.

Ce principe se divise en deux parties qui sont à équilibrer : **l'adéquation des données du modèle à sa référence et la complexité du modèle.**

2.1.1.1 Critère de validité des résultats

Afin de pouvoir juger quantitativement la parcimonie, il est nécessaire de quantifier l'écart entre le résultat donné par le modèle et une valeur de référence. Ceci peut être réalisé au moyen de différents indicateurs d'écart pour un modèle M sur une sortie Y telle que le vecteur $Y = [y_0, y_1, \dots, y_n]$. Le critère de validité exprime à quel point le modèle représente correctement le phénomène par rapport à la référence utilisée (modèle le plus complexe ou validé, données expérimentales...). Plusieurs indicateurs d'écarts existent, comme par exemple :

— L'écart relatif PE (*Percentage Error*) :

$$PE(M, Y) = \frac{Y_M - Y_{ref}}{Y_{ref}} * 100 \quad (2.1)$$

— L'écart quadratique moyen RMSE (*Root Mean Squared Error*) et sa normalisation NRMSE (*Normalized Root Mean Squared Error*) :

$$RMSE(M, Y) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (2.2)$$

$$NRMSE(M, Y) = \frac{RMSE(M, Y)}{\bar{Y}} \quad (2.3)$$

D'autres indicateurs sont présentés au paragraphe 2.1.6.

2.1.1.2 Complexité et indicateurs de parcimonie

Une fois le critère de validité du modèle calculé, il doit être « pondéré » par sa complexité afin d'éviter tout surdimensionnement ou sur-complexité n'amenant aucune information complémentaire tout en augmentant le temps de calcul et de paramétrage. Afin d'éviter que le modèle ne soit parcimonieux que dans un cas précis, il est conseillé de trouver plusieurs cas d'étude différents ou d'en trouver un couvrant le plus de possibilités d'état du phénomène.

Plusieurs méthodes permettent d'atteindre cet équilibre entre les deux critères, reposant sur la recherche de mesures de généralisabilité¹. Elles s'appliquent essentiellement à des modèles basés sur des statistiques et des inférences avec un nombre de données et de paramètres importants.

Des critères de parcimonie assez génériques sont généralement présents dans la littérature, mais d'autres sont créés afin de pouvoir s'adapter aux spécificités d'un domaine particulier. Dans le domaine de la simulation énergétique des bâtiments, Heidarinejad et al. [97] ont notamment proposé un calcul de la complexité de leurs modèles géométriques de bâtiments en prenant en compte les temps de calcul et de récupération des données. Ces facteurs sont normalisés par le modèle de référence, puis sont soit additionnés soit multipliés l'un avec l'autre pour caractériser la complexité. Les deux méthodes ne sont cependant pas comparées. La complexité du modèle est ensuite mise en relation avec le critère de validité afin de déterminer à partir de quelle complexité la précision est suffisante. Urraca et al. [230] ont développé un algorithme de calcul de la parcimonie pour les algorithmes génétiques à partir notamment de la complexité des modèles. L'objectif n'est pas d'ajouter un terme de pénalité lié à la complexité des modèles mais de modifier le classement des modèles suivant le « degré » de parcimonie lorsque les différences de résultats sont statistiquement importantes entre deux modèles consécutifs précédemment classés. Si la différence est significative la complexité est évaluée à partir de la formule $Complexity = 10^6 N_{FS} + C_{model}$ où N_{FS} est le nombre d'entrées et C_{model} la complexité interne du modèle, dépendant des paramètres de l'algorithme de régression. Au vu du poids associé à N_{FS} , la complexité interne n'est prise en compte que si les deux modèles ont le même nombre d'entrées. Le modèle ayant la plus faible complexité est ensuite remonté dans le classement jusqu'à trouver un modèle n'ayant pas de différence significative avec lui.

D'autres critères plus connus existent, avec des critères d'ajustement variables, sur les erreurs ou les degrés de liberté des modèles. Les critères les plus connus sont le critère d'information d'Akaike (Critère d'information d'Aikake - *Aikake Information Criterion* (AIC)) [2] et le facteur de Bayes et/ou le critère d'information Bayésien (Critère d'information bayésien - *Bayesian Information Criterion* (BIC)). Le critère d'Akaike prend en compte les erreurs des modèles étudiés par l'intermédiaire d'une évaluation de la vraisemblance du modèle ($loglikelihood$) et du nombre de paramètres indépendants K :

$$AIC = -2 * loglikelihood + 2K \quad (2.4)$$

Le critère $loglikelihood$ représente un compromis entre le biais et la parcimonie en prenant les résidus entre les valeurs observées (ici prises comme étant la référence) et simulées (pour chacun des modèles), notés ϵ_i :

$$loglikelihood = -\frac{n}{2} * \ln\left(\sum_{i=1}^n \frac{\epsilon_i^2}{n}\right) \quad (2.5)$$

Ce critère est calculé sur des échantillons de grande taille, bien plus important que le nombre de paramètres. Pour ceux de plus petite taille (notamment de l'ordre du nombre de paramètres K), une correction a été apportée par Sugiura [219] avec ne le nombre d'échantillons :

$$AIC = -2 * loglikelihood + 2K + \frac{2K(K+1)}{ne - K - 1} \quad (2.6)$$

Le BIC est un critère proche de celui d'Akaike, qui permet de sélectionner les modèles dans le cas de grands échantillons, pour lesquels l'AIC a tendance à sélectionner des modèles comportant de nombreuses variables explicatives.

1. Capacité d'une observation d'être généralisée à une classe d'observations à laquelle elle appartient. Cette terminologie (*measures of generalizability*) vient de Pitt and Myung [169] pour représenter la combinaison d'ajustement des données avec la parcimonie.

$$\text{BIC} = -2 * \log_{\text{likelihood}} + n * \ln(K) \quad (2.7)$$

Les critères de validité et les indicateurs de parcimonie précédents montrent la diversité de compréhension de la parcimonie en fonction des cas d'étude mais aussi des données disponibles. Il apparaît de plus que l'objectif de parcimonie est variable et peut avoir des définitions multiples. Les critères et indicateurs précédents serviront de point de départ pour le développement de nouveaux indicateurs de parcimonie appliqués à la simulation énergétique quartier. Plusieurs propositions seront testées.

2.1.2 Application à la modélisation urbaine

La parcimonie telle qu'entendue dans son application à la modélisation urbaine, revêt deux aspects ciblant deux publics différents :

- Un aspect méthodologique lié à la fonction de développeur/chercheur où l'objectif est de pouvoir créer et choisir un indicateur permettant de chiffrer cette parcimonie. Des représentations des données et des figures seront proposées, utiles pour comparer les différentes solutions.
- Un aspect de mise en œuvre lié à la fonction d'utilisateur de plateforme de simulation énergétique de quartier, où l'objectif est d'aider à choisir rapidement les modèles parcimonieux suivant le contexte étudié. Des figures et outils simples d'aide à la sélection seront mis en place.

Ainsi, dans le cadre de cette thèse les propositions de définition de la parcimonie à l'échelle du quartier sont à l'attention de ces deux publics avec des représentations adaptées. L'application des résultats de cette partie à des modèles liés à l'échelle quartier dans les chapitres suivants permettent d'illustrer ces deux aspects.

2.1.2.1 Indicateur de parcimonie pour les modèles de quartier

L'application du principe d'Ockham à la notion de parcimonie dans le cas de la simulation énergétique *bottom-up* se résumerait à garder un nombre minimum de paramètres. La complexité croissante d'un modèle ne devrait se justifier que par une précision croissante, utile et explicative. La parcimonie est alors un principe réductionniste dans la mesure où l'on recherche toute simplification du modèle gardant la sortie à un niveau de précision voulu. Or, dans la modélisation quartier, les objectifs de simulation, la complexité d'implémentation, la précision des résultats, le temps de simulation ou le nombre d'hypothèses simplificatrices sont à prendre en compte : un arbitrage entre complexité et réalisme s'impose. Plusieurs approches sont nécessaires pour prendre en compte l'ensemble des caractéristiques de simulation, données dans le Tableau 2.1.

Ces critères peuvent être utilisés en partie, comme un tout ou bien séparément en plusieurs indicateurs suivant l'utilisateur et les caractéristiques de simulation. Ils sont présentés ici afin d'avoir une vue d'ensemble des possibilités et des contraintes.

Indicateur de parcimonie		Description
Paramètres	Nombre de paramètres	Fonction des différents modèles
	Complexité de récupération des paramètres	Fonction des bases de données disponibles
	Incertitude	Fonction des enrichisseurs et/ou techniques de mesures
Temps	Temps de développement	Fonction de la complexité d'implémentation
	Temps de paramétrage	Fonction du nombre de paramètres et de la récupération des données
	Temps de calcul	Fonction du type de simulation et des ressources informatiques
Modèle	Précision	Critère d'ajustement (NRMSE, MAPE...) à choisir
	Hypothèses de simplification	Nombre de phénomènes négligés / d'hypothèses simplificatrices pour représenter le système étudié
Contexte de simulation		Description
Échelle de simulation		Spatiale (îlot, quartier, ville) et temporelle (horaire, journalier, annuel), lié au critère d'ajustement des données
Sortie étudiée		Détermine l'ordre de précision à obtenir
Type de simulation / d'étude		Détermine le temps de calcul limite suivant le type de simulation (étude de sensibilité, étude particulière...)

TABLEAU 2.1 – Critères intervenant dans l'appréciation de la parcimonie de simulation énergétique à l'échelle quartier

2.1.2.2 Parcimonie de paramètres

Rappelons que dans l'énoncé du principe de parcimonie, l'objectif est d'obtenir un modèle ayant un nombre de paramètres le plus réduit possible sans perdre en information. Si dans la majorité des cas d'application des indicateurs précédents les paramètres utilisés sont ceux provenant d'expériences ou de bases de données, dans le cas de la simulation quartier les paramètres sont souvent inférés par des enrichisseurs à partir d'une ou plusieurs bases de données. Celles-ci sont variables suivant chaque pays mais aussi suivant chaque utilisateur, qui peut avoir accès à certaines données supplémentaires privées ou payantes, ou qui peut réaliser des enquêtes de terrain pour en récupérer. Or la récupération des données pour réaliser une simulation complète est extrêmement chronophage, notamment au vu du nombre de bâtiments à considérer.

Ainsi il est nécessaire de prendre en compte en plus du nombre de paramètres du modèle, deux autres spécificités : la difficulté à les obtenir (et par là le temps nécessaire) et l'incertitude sur leur valeur, notamment lorsque celle-ci est établie par un enrichisseur (à quel point est-on confiant dans sa valeur?). L'objectif étant de savoir si le temps alloué à cette recherche et les inférences mises en place améliorent significativement la précision du modèle.

Ces spécificités sont très subjectives et des échelles de valeurs doivent être créées pour avoir une uniformité d'analyse de l'incertitude sur les différentes familles de modèles. Pour l'incertitude sur les données on se base sur le classement de fiabilité du CEREMA pour les fichiers fonciers [34] Figure 2.1. Ces classements peuvent être utilisés en complément l'un de l'autre ou de manière indépendante. La complexité de récupération des données est aussi liée à la confiance que l'on peut avoir dans les données finales. Concernant la difficulté d'obtention des données, un classement est proposé dans le Tableau 2.2.

Code couleur	Fiabilité
	Ces données sont très fiables, exhaustives, et ne nécessitent pas d'être confrontées à des données terrains.
	Ces données sont par construction très fiables, mais peuvent parfois présenter des décalages par rapport à une confrontation terrain (données déclaratives). Ces décalages peuvent être considérés comme non significatifs à une échelle communale.
	Ces données sont fiables et utilisables mais peuvent ne pas être exhaustives ou bien présenter des limites d'utilisation.
	Ces données peuvent présenter des soucis de réactualisation dans leur modalités les plus fines. Elles peuvent cependant être utilisées grâce à des regroupements, ou des précautions particulières.
	Ces données doivent être considérées comme indicatives et leur fiabilité comme incertaine. Les variables ne peuvent être à nouveau croisées avec d'autres données. Il n'est pas conseillé d'utiliser ces données.

FIGURE 2.1 – Classement de confiance des données par le CEREMA

Par exemple : Si l'on s'intéresse à l'analyse de cycle de vie d'un quartier, les empreintes au sol des bâtiments sont faciles à récupérer grâce à la BD TOPO® [107]. Les systèmes énergétiques sont plus compliqués à avoir (par exemple avec de l'inférence de données à partir de la base de données Performance de l'Habitat, Équipements, Besoins et Usages de l'énergie (PHEBUS) [143]) et les matériaux des bâtiments encore plus. On a donc des récupérations des données précédentes respectivement considérées comme : facile, difficile et très difficile.

Récupération	Description	Temps de récupération (ordre de grandeur)
Facile	Donnée venant de bases de données publiques facilement accessibles	Minutes
Moyen	Donnée obtenue par croisement de bases de données publiques	Minutes - heure
Difficile	Donnée inférée à partir des données précédentes et de données d'experts/données générales (ex : données INIES du ministère de l'environnement)	Heure
Très difficile	Donnée uniquement récupérable par étude terrain ou en ayant des documents de construction spécifiques, difficiles d'accès	> Heure
Autre	Suivant l'utilisateur certaines données peuvent être accessibles facilement et de manière fiable (ex : consommation électriques Linky par Enedis)	-

TABLEAU 2.2 – Classement de complexité de récupération des données

2.1.2.3 Parcimonie en temps

Par rapport aux indicateurs de parcimonie généralement utilisés, **le temps de calcul** dans la simulation énergétique à l'échelle du quartier peut être crucial pour certaines études et pour des ordinateurs qui n'ont pas la puissance suffisante pour faire tourner les modèles sur un nombre important de bâtiments. Ce temps peut être pris en compte de différentes manières dans le calcul de la parcimonie :

- Par des valeurs seuils de temps de calcul pour mettre de côté les modèles avec un temps de simulation trop long.
- Par une pondération dans l'indicateur de parcimonie (suivant des paliers, en pourcentage de la référence...) : le temps peut être pris en compte par addition ou multiplication sur la partie complexité du modèle.
- Par une utilisation complémentaire : le temps de calcul sert de valeur d'arbitrage entre deux modèles proches classés grâce à l'indicateur de parcimonie.

Avec le développement des machines de calcul et de la parallélisation des simulations, les temps de simulation sont de plus en plus réduits. Ces derniers dépendent ainsi fortement de la puissance informatique disponible et restent très variables selon les moyens dont dispose le modélisateur. Le temps de simulation est considéré différemment suivant le cas d'étude, son appréciation restant subjective. L'objectif est alors d'uniquement comparer les temps de calcul, les temps en absolu pouvant être très différents.

Le **temps nécessaire de développement du modèle** peut être aussi considéré. Celui-ci apparaît lorsque le modèle n'est pas disponible dans un simulateur et qu'il est complexe à intégrer. Ce critère n'est pas considéré par la suite, mais peut être utile afin de savoir si les efforts à fournir pour développer le modèle sont vraiment nécessaires, surtout en fonction de la charge de travail du développeur.

Enfin, **le temps de paramétrage du modèle**, lié au temps de récupération et de traitement des données peut être aussi un frein à la simulation suivant les types de projets et de cas d'étude. Celui-ci est pris en compte dans la pondération des paramètres (Tableau 2.2).

Par exemple : Si un bureau d'étude (BE) veut développer un modèle d'autoconsommation pour le quartier, le temps de développement du modèle peut être pris en compte en fonction de la charge de travail et du délai imparti pour rendre les résultats. Une fois le modèle développé, le temps de calcul doit être analysé. Pour les BE, des résultats rapides pour des projets en phases préliminaires sont obligatoires. En effet, lors de ces phases différentes variantes sont testées, que ce soit sur les types de panneaux (solaires, solaires et thermiques...), leur surface ou leur orientation. Une fois les phases plus avancées, des résultats plus précis sont voulus, et donc le temps de simulation acceptable peut augmenter. Enfin, le temps de paramétrage du modèle est calculé lors de la saisie des types de panneaux, de leur inclinaison, de leur surface et de leur position, ainsi que des types de contrats souscrits par habitation (consommation locale, revente sur le réseau...). De plus, le calcul des ombrages entre dans la balance, avec la récupération de nouveaux paramètres et le développement de nouveaux modèles.

Cette considération du temps dans la simulation urbaine revêt différentes significations. Tout d'abord, la difficulté d'accès aux données implique un coût d'acceptation du temps de récupération. C'est-à-dire qu'en plus d'augmenter le temps de mise en place de la simulation, ce temps a un coût qu'il faut prendre en compte dans le pour et le contre de cette récupération. C'est un investissement qu'il est nécessaire de rentabiliser. De même lorsqu'on parle d'un temps de développement par rapport au temps de calcul, ces deux considérations n'arrivent généralement pas simultanément. Le temps de développement est décidé avant et dépend fortement des moyens dont on se dote. Le temps de calcul est pris en compte au moment du développement pour que des simulations tournent avec un temps acceptable.

Ainsi, si le temps se compte en absolu en minutes ou en heures, le coût en temps est lui un concept plus abstrait visant à déterminer si ce temps est rentabilisé par une meilleure modélisation du quartier.

2.1.2.4 Parcimonie liée aux modèles

Dans cette thématique, on introduit un critère de **validité des résultats** ainsi que le niveau d'incertitude acceptable, les deux sont reliés à la précision du modèle :

- Le critère de validité : il est adapté en fonction de l'objectif de simulation (ex : indicateur temporel ou agrégé). Différents critères sont détaillés dans le paragraphe 2.1.6.
- Le choix du seuil d'incertitude acceptable : il impose la mise de côté de certains modèles par leur précision trop faible. Il est relié aux thématiques précédentes, notamment à l'objectif de simulation, au type de simulation et aux échelles spatiales et temporelles.

La précision du modèle permet de répondre aux questions de cohérence avec le phénomène simulé ainsi qu'à la validation de la représentation physique. En fonction de la simulation réalisée (suivant l'objectif final, le type de simulation, l'échelle temporelle et l'échelle spatiale), ces critères n'ont pas forcément le même poids et doivent être pondérés.

Un deuxième aspect lié à la parcimonie sur les modèles est **le nombre d'hypothèses simplificatrices**. En effet, plus un modèle est simple, plus celui-ci néglige certains phénomènes pouvant être jugés comme secondaires.

Par exemple : Le calcul thermique sur un ensemble de bâtiments comprend les échanges thermiques entre les zones d'un même bâtiment : ceux entre bâtiments et ceux avec l'environnement extérieur. Un modèle considérant que les parois internes (sans contact avec l'extérieur pour les murs mitoyens) sont adiabatiques simplifie le problème en ne considérant pas les échanges entre zones et entre bâtiments mitoyens. Il néglige des échanges thermiques à l'échelle du quartier.

Il convient de veiller à **ne pas compter la complexité du modèle en double** : premièrement par le nombre de paramètres, qui augmente lorsque les modèles deviennent plus détaillés, et deuxième-

ment par le nombre d'hypothèses simplificatrices qui augmente lorsque les modèles sont simplifiés. Ces hypothèses servent à compenser la perte d'information lorsque les modèles sont simplifiés. Elles se déterminent par rapport au modèle le plus détaillé et non pas en valeur absolue afin de simplifier leur détection et dénombrement. Si tous les modèles à comparer, notamment celui qui sert de référence, négligent un phénomène, cette hypothèse simplificatrice n'est pas à prendre en compte.

Par exemple : Dans le cas des modèles thermiques de bâtiment, si tous négligent la prise en compte de l'humidité, cette hypothèse n'est pas comptée. Par contre si un modèle prend en compte un phénomène en plus, par exemple les échanges thermiques entre zones, et les autres non, on compte une hypothèse simplificatrice en plus pour ces derniers.

2.1.2.5 Contexte de simulation

Le type de simulation est une donnée importante à considérer, celui-ci est notamment lié à ses objectifs. Banos et Sanders [16] ont classé les types de parcimonie suivant les types et objectifs de simulation pour réconcilier les deux visions de la modélisation KISS (*Keep it Simple, Stupid!* de Axelrod [12]) et KIDS (*Keep it Descriptive, Stupid!*), de Edmonds et Moss [56]) pour la modélisation urbaine. Ils définissent des faits stylisés comme étant liés à des organisations types que l'on peut observer de manière répétée dans le temps et/ou l'espace, et des faits particuliers étant eux liés à une organisation précise observée en un lieu et un moment donnés : les modèles sont alors appliqués sur des faits généralisables ou des cas d'étude précis. En prenant les 2 visions de modélisation, 4 groupements de modèles sont représentés sur la Figure 2.2. Ainsi, en fonction des cas d'étude les modèles à retenir sont différents.

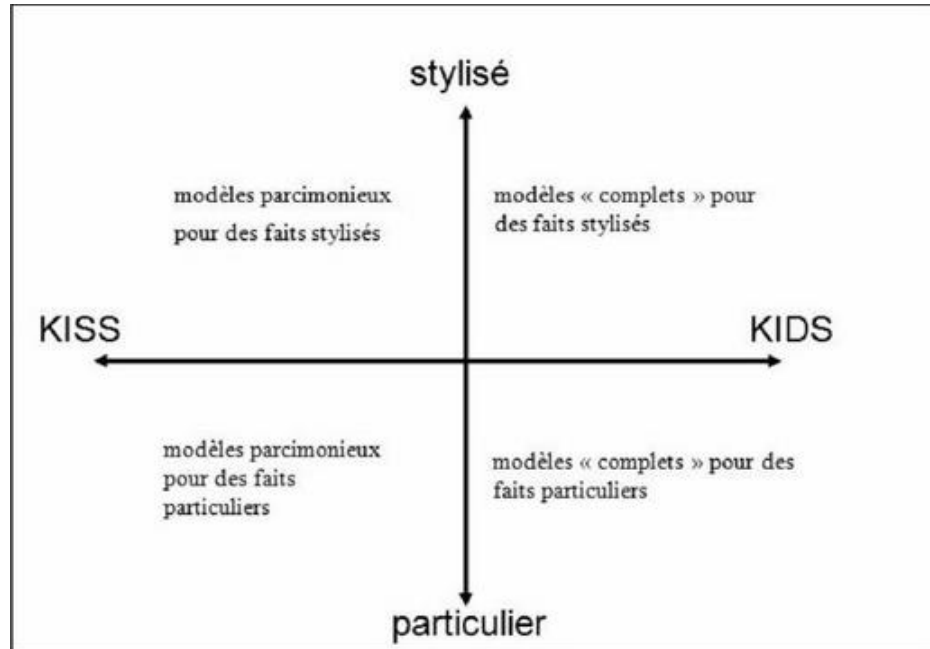


FIGURE 2.2 – Classement des modèles parcimonieux par Banos et Sanders [16] avec les méthodes KISS (*Keep it Simple, Stupid!*) et KIDS (*Keep it Descriptive, Stupid!*).

Par exemple : Pour une étude de cas portant sur les auxiliaires d'un réseau de chaleur, alors forcément un modèle d'auxiliaire précis est retenu. On recourt dans ce cas à des modèles appelés « complets » pour des cas généralisables, c'est-à-dire les plus précis et modélisant le plus de phénomènes. L'étude de la parcimonie devient alors rapide. De la même manière, si une étude particulière est demandée pour le changement de technologie d'une PAC d'un réseau de chaleur, les modèles

de PAC comparés doivent refléter précisément les changements technologiques proposés. Le modèle d'émetteur peut cependant être simplifié pour autant que les grandeurs d'interaction connues entre modèles soient bien représentées.

Ainsi, les cas d'étude influencent le choix de certains modèles. Il est aussi nécessaire de tenir compte du type de simulation. Les problématiques de parallélisation et de coût de calcul interviennent cependant fortement, le modélisateur doit être précautionneux dans leur prise en compte.

Par exemple : Si une étude de sensibilité est réalisée, le temps de simulation devient un paramètre essentiel. Plus ce temps est court, plus il est possible de faire un nombre de simulations élevé dans un temps donné. Si une étude particulière est réalisée, le temps de simulation est moins important car la simulation est unique. Ainsi, si une simulation dure 10 minutes, une analyse de sensibilité demandant 1000 simulations prend environ 7 jours. Si ce temps est divisé par 3, l'analyse de sensibilité ne dure plus que 2 jours.

Les seuils d'erreur acceptable dépendent de l'objectif de simulation (et de l'étape du projet). Fonsseca [68] propose des valeurs de précision acceptables pour différents modèles, par exemple pour le rayonnement solaire sur le toit (30 %), le stockage thermique (5 %), les pompes de circulation (5 %) ou la température aux sous-stations (1.2 K). Ces valeurs sont cependant à adapter suivant les objectifs de simulation.

Par exemple : Si le but est d'estimer le potentiel solaire d'un quartier, une précision de 10 à 15 % sur le rayonnement solaire en toiture pourrait être acceptable, en vérifiant que cette incertitude n'influe pas sur la rentabilité du projet. Si l'objectif est de connaître la résilience du même quartier au changement climatique, l'incertitude acceptable peut être plus importante au vu des faibles taux de confiance dans l'évolution du climat et des impacts des politiques publiques, par exemple 20 % sur les consommations de climatisation d'ici 2050.

Les échelles spatiale et temporelle de la simulation influent sur le choix des modèles. Selon que l'on étudie les résultats à l'échelle de chaque bâtiment ou du quartier, les choix de modèles ne sont pas les mêmes, car l'indice de parcimonie n'est pas calculé sur les mêmes données. Ces échelles ne sont donc pas présentes dans le calcul de l'indicateur de parcimonie mais conduisent à des résultats différents. Si un seuil de précision acceptable est utilisé, ce seuil dépend aussi de ces échelles.

2.1.3 Création d'indicateurs

Les différentes thématiques et donc caractéristiques liées à la parcimonie peuvent être prises en compte de différentes manières. Ici plusieurs indicateurs sont proposés afin de répondre aux problématiques de la simulation énergétique quartier. Ils sont construits à partir d'indicateurs représentatifs de chacune des caractéristiques de la parcimonie : complexité, temps et modèle.

2.1.3.1 Caractéristiques de parcimonie

Complexité due au nombre de paramètres et hypothèses

On définit la complexité comme la prise en compte des paramètres et des hypothèses simplificatrices qui peuvent ensuite être combinés avec l'indicateur du temps de calcul. Pour les paramètres, on considère leur nombre et la fiabilité de leur valeur évaluée par un poids donné par le Tableau 2.3. Ce tableau est obtenu par la fusion du Tableau 2.2 et des indices de confiance (Figure 2.1). La valeur des poids et les catégories sont subjectifs. On note $W(M)$ l'indicateur de complexité due aux

paramètres, obtenu par la somme des poids w_i attribués à chacun des paramètres :

$$W(M) = \sum_{i=0}^{\text{Nb paramètres}} w_i \quad (2.8)$$

Poids w_i	Description
1	Données fiables et faciles d'accès (base de données publique)
2	Données fiables mais difficulté d'accès (croisement de bases de données...)
3	Données peu fiables mais aucune autre information disponible en plus pour les corroborer.
5	Données presque impossibles à récupérer, donc utilisation des données par défaut.

TABLEAU 2.3 – Tableau de pondération des paramètres pour l'évaluation de la complexité des modèles

Par ailleurs, on considère le nombre d'hypothèses simplificatrices utilisées $H(M)$, pondéré par un coefficient fonction de l'importance que l'on veut donner à cet aspect. Comme expliqué précédemment, ces hypothèses viennent contrebalancer la réduction du nombre de paramètres et doivent donc être prises en compte en lien avec $W(M)$.

On peut alors définir la complexité en associant les deux dimensions de paramétrage et d'hypothèses simplificatrices par la combinaison des indicateurs $W(M)$ et $H(M)$. Cette association peut se faire de différentes manières permettant à l'utilisateur de faire une analyse multicritère de son choix, où b et c sont classiquement des poids laissés à la main de l'évaluateur (Tableau 2.4).

Variante	Equation	Description
$C_{add}(M)$	$b * W(M) + c * H(M)$	Addition simple du nombre de paramètres et d'hypothèses simplificatrices. Ce critère de complexité augmente fortement lorsque plusieurs modèles sont combinés et leurs poids doivent être adaptés.
$C_{div}(M)$	$\frac{b * W(M) + c * H(M)}{b * W(ref)} * 100$	Adimensionnement des valeurs par le nombre de paramètres de la référence.
$C_{delta}(M)$	$b * (W(M) - W(ref)) + c * H(M)$	Prise en compte uniquement des différences en nombre de paramètres et d'hypothèses.

TABLEAU 2.4 – Proposition de critères de complexité

Temps

Il existe plusieurs manières de tenir compte du temps dans l'appréciation de la parcimonie :

- Addition du coefficient de temps à l'indicateur de parcimonie
- Multiplication du coefficient de temps à l'indicateur de parcimonie
- Considération graphique du temps pour arbitrage (du type front de pareto)

Un Δt_{seuil} est défini afin de prendre un compte un écart de temps de calcul pour lequel les modèles sont indifférenciés. Il peut être adapté en fonction des cas d'étude :

- Une version pour les cas où peu de simulations sont nécessaires, par exemple $\Delta t_{seuil}=50$ min (correspondant à 10 % du temps de travail sur une base d'environ 8 h/j)
- Une version pour les analyses de sensibilité, $\Delta t_{seuil}=1$ min (correspondant à 16 h de simulation en plus pour une analyse de sensibilité d'échantillon 1000, soit le temps d'une nuit sur une base d'environ 8 h/j)

Ainsi l'indicateur lié au temps pour un modèle M s'écrit sous la forme :

$$T(M) = \begin{cases} 1 & \text{si } t_{sim} = t_{ref} \pm \Delta t_{seuil} \\ 1 \pm \frac{\Delta t}{t_{ref}} & \text{avec } \Delta t = t_{ref} - (t_{simul} - \Delta t_{seuil}) \text{ sinon} \end{cases} \quad (2.9)$$

Modèles

Au niveau du critère d'ajustement des données CVD (écart sur le résultat) d'un modèle M, deux critères sont utilisés en fonction du type de résultat étudié (Y), mais d'autres peuvent être choisis :

- S'il s'agit de comparer des séries temporelles [%] : $CVD(M, Y) = |NRMSE(M, Y)|$
- Si on compare des valeurs agrégées [%] : $CVD(M, Y) = |PE(M, Y)|$

2.1.3.2 Indicateurs

Plusieurs indicateurs sont définis et testés (Tableau 2.5). Le choix des facteurs a , b , c et d donne plus ou moins d'importance aux différents aspects pris en compte comme dans une analyse multicritère.

Nom	Formule	Description
Sans prise en compte du temps		
$P_{add}(M)$	$a * CVD(M, Y) + C_{add}(M)$	On additionne simplement tous les paramètres définis précédemment. Les modèles simplifiés doivent compenser les écarts à la référence par un nombre réduit de paramètres. La valeur de référence est alors de $W(ref)$.
$P_{delta}(M)$	$a * CVD(M, Y) + C_{delta}(M)$	On prend en compte pour chaque paramètre l'écart à la référence avant toute addition. Les modèles simplifiés doivent compenser les écarts à la référence par un nombre réduit de paramètres. Cet indicateur devrait donner le même classement de modèle que le précédent. La valeur de référence est de 0.

Nom	Formule	Description
$P_{div}(M)$	$a * CVD(M, Y) + C_{div}(M)$	Seuls les paramètres et les hypothèses sont normalisés afin d'avoir un ordre de grandeur équivalent au CVD si celui-ci est bien en pourcentage. Les facteurs de pondération ne sont pas à considérer de la même manière. Dans les versions précédentes le nombre total de paramètres est pris en compte alors que dans cet indicateur c'est uniquement le rapport du nombre de paramètres. La parcimonie n'est pas prise en compte de la même manière. Ici on compare uniquement à la référence sans prendre en compte la valeur du nombre de paramètres en lui-même. La valeur de référence est de 1.
$P_{dim}(M)$	$\frac{a * CVD(M, Y) + C_{add}(M)}{P_{ref}}$	Toutes les valeurs liées au modèle M sont normalisées par le P_{ref} : nombre de paramètres de la référence. Les ordres de grandeur entre les écarts à la référence et la complexité sont alors différents de l'indicateur précédent. La valeur de référence est de 1.
Avec prise en compte du temps		
$P_{t,delta}(M)$	$a * CVD(M, Y) + C_{delta}(M) + d * (T(M) - 1) * 100$	Le temps étant pris en compte comme un ratio par rapport à la référence, on le considère en pourcentage comme pour la complexité et le CVD. La valeur de référence est de $W(ref)$.
$P_{t,div}(M)$	$a * CVD(M, Y) + C_{div}(M) + d * (T(M) - 1) * 100$	Le temps étant pris en compte comme un ratio par rapport à la référence, on le considère en pourcentage comme pour la complexité et le CVD. La différence par rapport à l'indicateur précédent est l'ordre de grandeur de chacun des paramètres. Les facteurs de pondération doivent être choisis de manière différente comme précédemment dans les indicateurs P_{add} et P_{div}. La valeur de référence est de 1.
$P_{t,m,div}(M)$	$a * CVD(M, Y) * T(M) + C_{div}(M)$	On pondère l'écart à la référence par le temps de simulation afin de compenser l'augmentation du temps de calcul avec l'augmentation de la précision. Il n'y a alors aucune pondération du temps. La valeur de référence est de 1.
$P_{t,div,m}(M)$	$a * CVD(M, Y) + C_{div}(M) * T(M)$	On pondère la complexité par le temps de simulation. Le temps est alors pris en compte dans le calcul de la complexité et n'intervient pas dans l'écart à la référence comme précédemment. Il n'y a alors aucune pondération du temps. La valeur de référence est de 1.

TABLEAU 2.5 – Proposition de différents indicateurs de parcimonie

2.1.4 Sensibilité des indicateurs

2.1.4.1 Comparaison des indicateurs appliqués à des modèles d'occupation

Pour comparer les indicateurs de parcimonie on les applique à 3 modèles d'occupation. Le cas d'étude concerne un bâtiment résidentiel de 4 étages et 240 m² au sol :

- Occ-1.1 : Les gains internes sont pris uniquement comme un ratio constant de puissance au m². Ici pris à 5 W/m².
- Occ-2.2 : Les gains internes sont déterminés à partir d'un profil d'occupation identique pour tous et adapté à l'usage du bâtiment (profil personnalisé de DIMOSIM suivant l'usage)
- Occ-3.2 (référence) : On récupère un type d'occupation et les équipements associés dans la base de données PHEBUS à partir de la surface de chaque appartement et du type d'occupant, et on applique l'outil CRONIQ pour modéliser l'occupation.

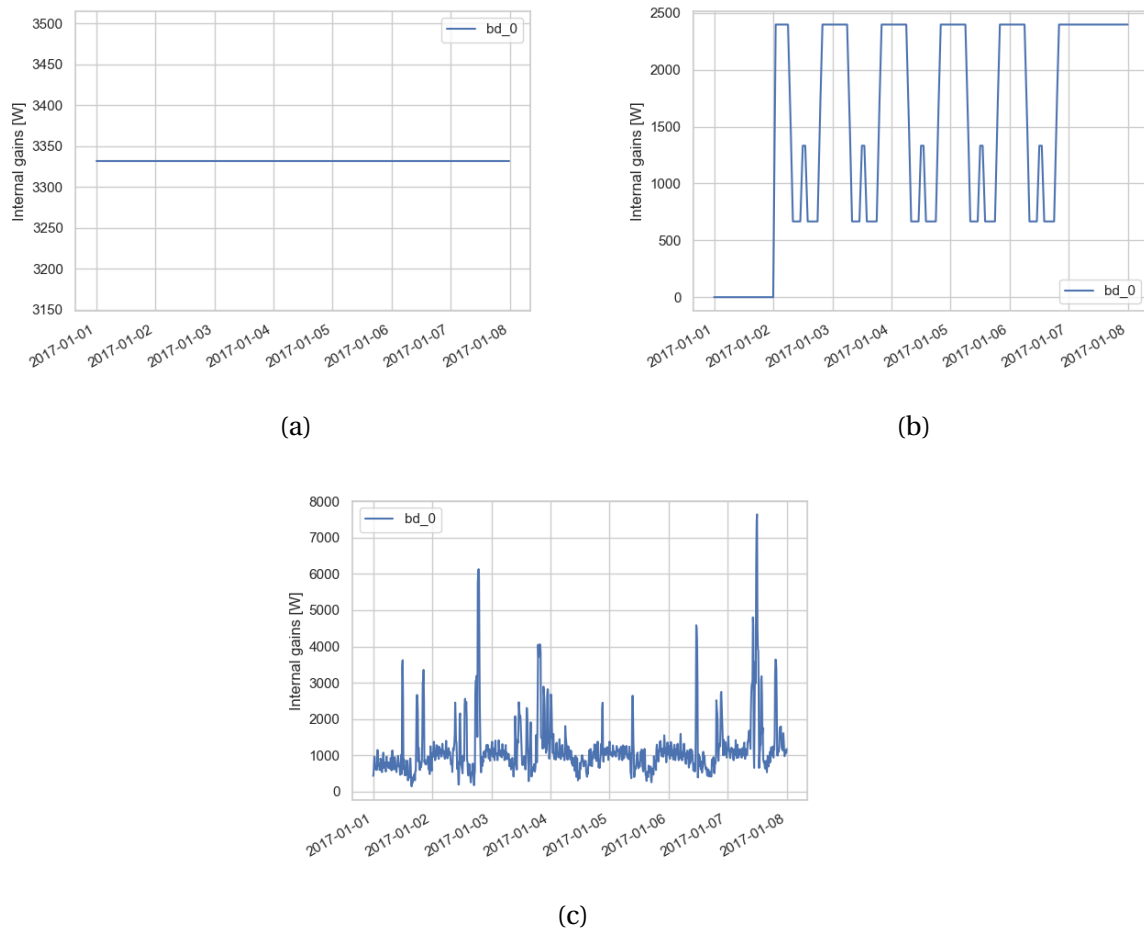


FIGURE 2.3 – Gains internes sur la première semaine de janvier - a : Occ-1.1, b : Occ-2.2, c : Occ-3.2

Parcimonie

Les paramètres du Tableau 2.6 sont utilisés pour le calcul des différents indicateurs de parcimonie. Les facteurs de pondération sont pris à 1 pour le moment et l'indicateur PE [%] est pris comme CVD pour les besoins thermiques. Les résultats Figure 2.4 montrent que les modèles à privilégier sont variables. Pour tous les indicateurs, plus l'indicateur est faible, plus le modèle est considéré comme parcimonieux.

Modèle	Paramètres	Complexité	Justification	Hypothèses
Occ-1.1	Gains internes moyens	2	Des données de puissance par type d'équipement et d'occupant sont disponibles et peuvent être utilisées pour calculer en moyenne les gains internes. Cela est cependant très sujet à chacun des utilisateurs qui choisissent les durées et équipements utilisés.	1. Tous les occupants ont le même profil d'occupation 2. Pas de variation durant la journée ou l'année
	Gains internes moyens	3	Voir ligne précédente	1. Tous les occupants ont le même profil d'occupation
Occ-2.2	Type d'occupation	1	Le type d'occupation est disponibles dans les données de la BD TOPO® notamment avec les usages primaires et secondaires du bâtiment. Ces données sont considérées comme étant fiables par le CEREMA.	
	Variation journalière	3	Des données sont disponibles notamment sur la consommation électrique permettant de visualiser les présences et occupations des occupants suivant les types de bâtiments. De plus des EN standards ont été développés par la commission européenne pour les températures de consigne et périodes de présence.	
Occ-3.2	Profil d'occupation	2	Des outils et bases de données sont disponibles permettant de récupérer des profils d'occupation. On peut citer la base de données PHEBUS et l'outil TEASER [185].	-
	Nombre d'appartement	3	Ce nombre de logement est proposé notamment par la BD TOPO® à partir des données des fichiers du foncier, mais des données sont manquantes et nécessitent alors l'utilisation d'enrichisseurs. Le CEREMA considère que la fiabilité de cette donnée est bonne.	
	Surface d'appartement	3	La surface moyenne peut être calculée à partir des données du nombre d'appartement, permettant de faire le lien avec les données PHEBUS. Cependant il reste difficile d'avoir la plage de variation de ces surfaces.	

Modèle	Paramètres	Complexité	Justification	Hypothèses
	Type d'occupant	5	Le type d'occupant (étudiant, retraité...) est difficile à connaître à l'échelle quartier à part pour des bâtiments très spécifiques.	

TABLEAU 2.6 – Paramètres des 3 modèles d'occupation

Simulation

Les parois du bâtiment ont un coefficient de transmission surfacique U des murs de $1.5 \text{ W/m}^2\text{K}$ et un taux de vitrage de 20 %. On simule ses besoins d'énergie avec la météo de Paris Montsouris avec un pas de temps de 10 min et des systèmes idéaux (rendement constant de 100 %). On analyse ainsi les besoins en chauffage et climatisation dans le bâtiment uniquement. En réalisant une simulation annuelle par pas de temps de 10 min on obtient les résultats Tableau 2.7.

Résultat	Occ-3.2	Occ-2.2	Occ-1.1
Énergie annuelle de chauffage [kWh]	67923	64824	57672
Énergie annuelle de climatisation [kWh]	3536	3889	5592
Temps [s]	81.8	41.6	42.5

TABLEAU 2.7 – Résultats de simulation d'occupation

Analyse de la parcimonie

Le critère simple PE [%] est retenu pour le critère CVD, et les différents indicateurs sont appliqués (Figure 2.4). Le modèle Occ-1.1 présente les différences les plus élevées et est donc écarté si on le compare uniquement vis-à-vis de l'écart à la référence. Cependant, selon les indicateurs P_{div} , $P_{t,m,div}$, $P_{t,div}$ ou $P_{t,div,m}$ ce modèle peut être le plus parcimonieux. Un modèle précis n'est donc pas forcément le plus parcimonieux. PE [%] est le seul à placer le modèle de référence en premier.

Avec des pondérations a , b , c et d égales à 1, les indicateurs P_{add} , P_{delta} et P_{dim} donnent les mêmes résultats, à savoir privilégier le modèle Occ-2.2 puis le 3.2 et enfin le 1.1. Les deux premiers présentant les mêmes résultats, on apprécie la simplicité de lecture de l'indicateur P_{delta} puisque que le modèle de référence est fixé à 0. Pour l'indicateur P_{dim} la comparaison à la valeur 1 de référence rend aussi la lecture facile.

Les indicateurs P_{div} , $P_{t,m,div}$, $P_{t,div}$ ou $P_{t,div,m}$ classent le modèle Occ-1.1 comme étant le plus parcimonieux, suivi du 2.2 et enfin de la référence 3.2. Ceci est dû à la grande différence en temps de calcul entre la référence (80 s) et les deux autres (environ 40 s). L'association de la base de données PHEBUS aux différents logements, puis la modélisation de l'occupation avec l'ensemble des équipements rallonge en effet le temps de simulation.

L'indicateur $P_{t,delta}$ est le seul à proposer un classement des modèles Occ-2.2, Occ-1.1 et Occ-3.2. La pondération du temps et des paramètres prend une place importante au vu de l'addition de ceux-ci, sans dimensionnement. Les temps de simulation étant très différents, l'ajout de la composante T(M) influe beaucoup par rapport aux résultats de P_{delta} . Celui-ci est sensible aux facteurs de pondération.

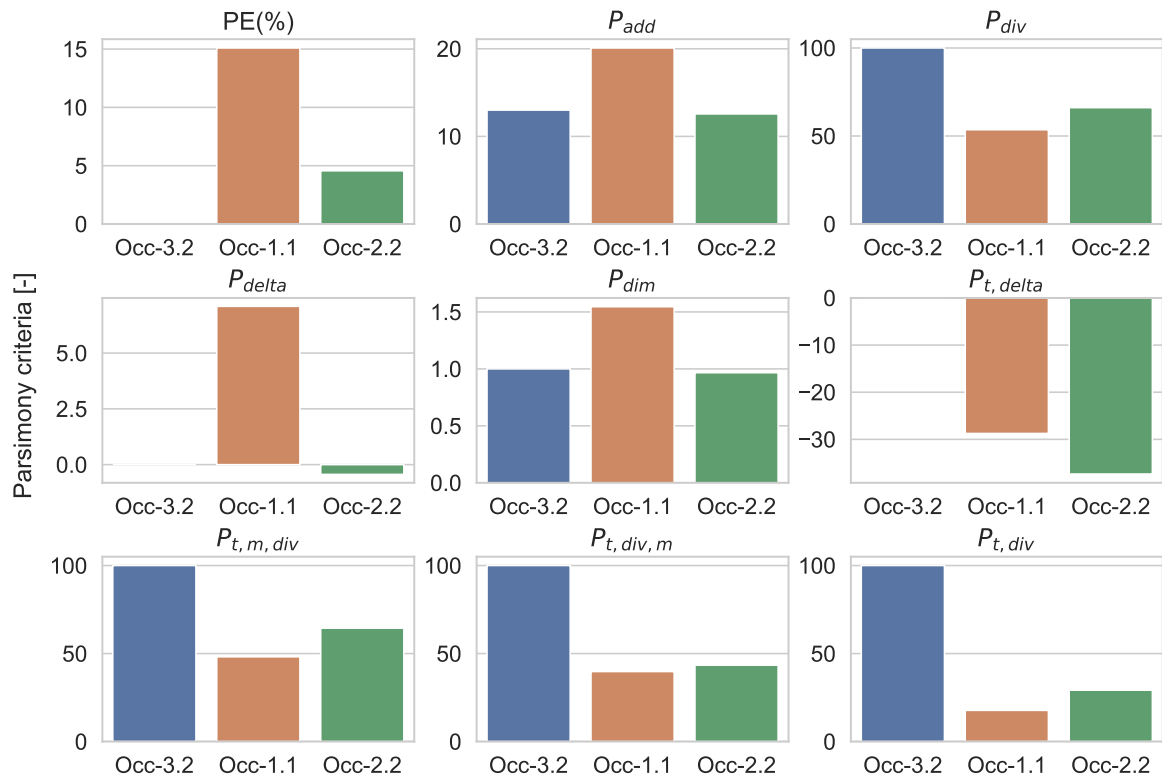


FIGURE 2.4 – Indicateurs de parcimonie appliqués aux 3 modèles d'occupation

Trois groupes d'indicateurs se distinguent, classant les modèles dans un ordre différent :

- Premier groupe : P_{add} , P_{delta} et P_{dim}
- Deuxième groupe : P_{div} , $P_{t, m, div}$, $P_{t, div}$ et $P_{t, div, m}$
- Troisième groupe : $P_{t, delta}$

Si pour certains les valeurs des indicateurs sont clairement différentes, ne laissant aucun doute sur le classement final, pour d'autres les écarts entre deux modèles sont faibles. Ces indicateurs ont été calculés à partir de facteurs de poids simples et équilibrés, ne donnant aucune priorité à un facteur de la parcimonie. Au vu des différences entre modèles, une analyse de sensibilité est réalisée afin de visualiser la variation du classement des modèles de chacun des indicateurs et répondre aux différentes problématiques liées aux résultats : Cette variation est-elle identique pour chacun des indicateurs ? Et au sein des groupes ? Quelle influence ont chacun des poids ? Comment les choisir ?

2.1.4.2 Sensibilité et choix des pondérations

Afin d'observer la sensibilité des indicateurs aux facteurs de pondération, on fait varier ceux-ci de 1 à 20 par pas de 2. La Figure 2.5 présente les variations de classement des modèles suivant les différents indicateurs de parcimonie pour les besoins de chauffage annuels. Au vu de la faible variation de classement suivant les facteurs de pondération, l'indicateur P_{div} est mis de côté. L'objectif étant d'avoir une influence des poids suffisante pour réaliser une analyse multicritères. On analyse de manière plus précise le reste des indicateurs.

Les indicateurs de parcimonie du 1^{er} groupe présentent tous les mêmes variations de rang suivant les facteurs de pondération (illustré avec l'indicateur P_{delta} sur la Figure 2.6). Le facteur d n'a évidemment aucun impact et le facteur c présente un faible impact par rapport aux facteurs a et

b. Ces derniers ont des effets inversés avec un basculement de classement : Plus la pondération du CVD est grande (*a*), plus la référence devient le modèle le plus parcimonieux. À l'inverse, plus la pondération des paramètres (*b*) est grande, plus le CVD a un faible impact et donc moins la référence est bien classée.

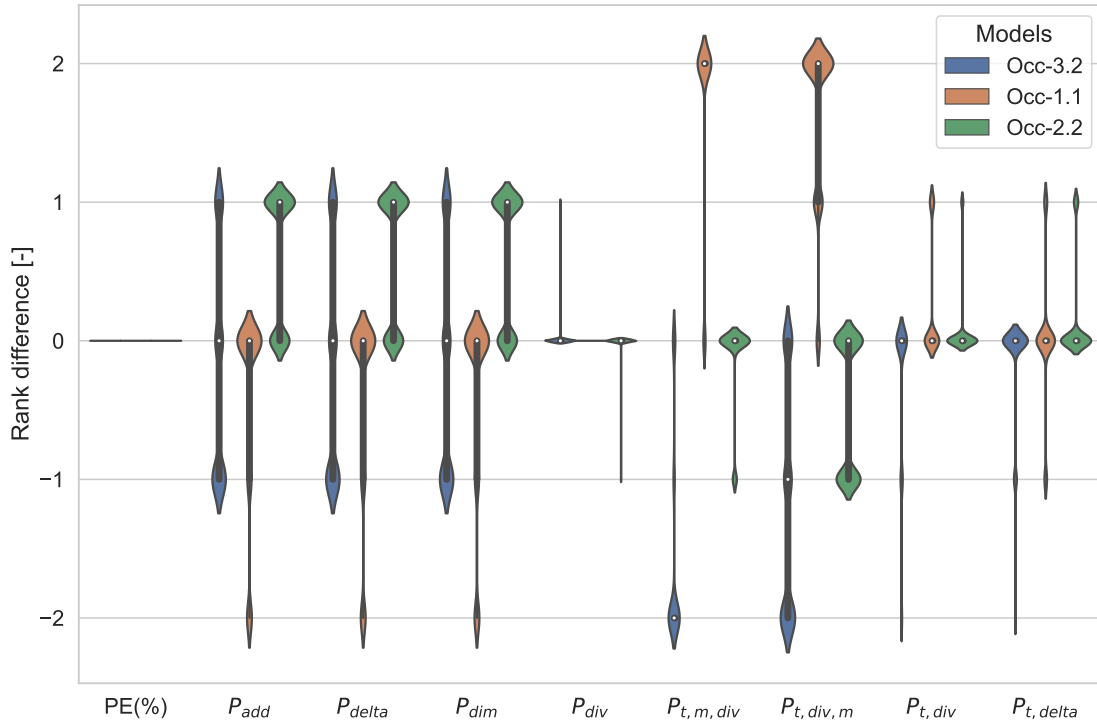


FIGURE 2.5 – Différence de rangs des modèles pour les différents indicateurs de parcimonie - Besoins de chauffage

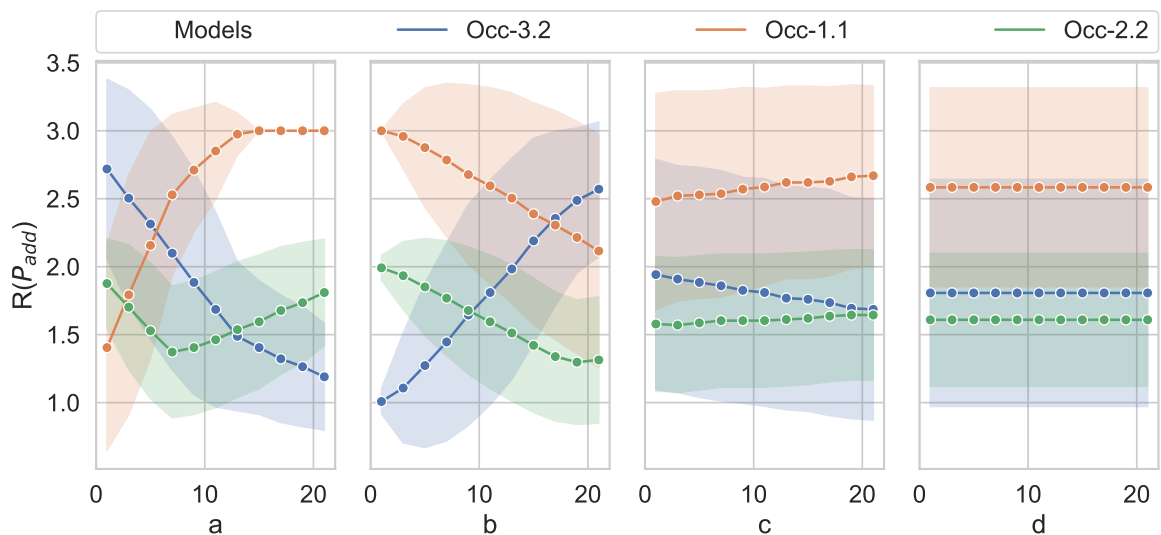


FIGURE 2.6 – Variation des différence de rangs des modèles de l'indicateur P_{delta} suivant les facteurs de pondération - Besoins de chauffage

Le 2^e groupe présente plus de disparités avec des variations plus abruptes (Figure 2.7). Dans les indicateurs $P_{t,div,m}$ (Figure 2.7a) et $P_{t,m,div}$ (Figure 2.7b) le facteur temps est pris comme pondération pour le CVD ou pour la complexité. Ils présentent les mêmes tendances de variation de classement suivant les pondérations, avec des changements plus marqués pour $P_{t,div,m}$ en moyenne.

Le facteur c n'a d'effet que sur une plage de valeur réduite. Au-delà de 15 ($P_{t,div,m}$) et 8 ($P_{t,m,div}$) les modèles ne changent plus de classement. Le nombre d'hypothèses devient alors prépondérant par rapport au nombre de paramètres et à l'écart à la référence. De ce fait, la parcimonie des modèles dépend alors uniquement du nombre d'hypothèses. Néanmoins l'indicateur $P_{t,m,div}$ est plus sensible au facteur c et présente des variations beaucoup plus abruptes et rapides. Les facteurs a et b influent de la même manière que précédemment (Occ-1.1 en moyenne se rapproche de la 3^e place et Occ-3.2 de la 1^{re}) mais avec de moins grandes variations. Pour l'indicateur $P_{t,div}$ (Figure 2.7c) le facteur de pondération d impacte de la même manière que le facteur c précédemment : à partir d'une certaine valeur seuil le facteur temps devient alors clé pour le classement des modèles. À contrario, les pondérations b et c n'ont que très peu d'impact.

Le facteur de temps de l'indicateur $P_{t,delta}$ a le même impact que pour l'indicateur $P_{t,div}$ (Figure 2.8) avec cependant une valeur seuil uniquement pour le modèle Occ-3.2. En effet, la différence en temps de simulation est importante uniquement entre Occ-3.2 et les deux autres. Ainsi, même pour un facteur de pondération supérieur à 15, les autres facteurs de pondération impactent le classement des modèles Occ-1.1 et Occ-2.2.

Au vu des différents résultats, on privilégie l'indicateur $P_{t,delta}$ à l'indicateur $P_{t,div}$ afin d'éviter la limite liée au facteur de temps. Pour les indicateurs $P_{t,div,m}$ et $P_{t,m,div}$ la pondération des hypothèses est bien trop importante par rapport à la pondération des paramètres et de l'écart à la référence. De plus, il est difficile de visualiser l'influence du temps de manière claire. Ces indicateurs ne sont alors pas retenus. Au niveau du 1^{er} groupe, les résultats étant équivalents, seul l'indicateur P_{delta} est gardé pour sa facilité de lecture et sa considération du nombre de paramètres de manière plus qualitative que P_{dim} .

Ainsi, au vu des variations des différents indicateurs seuls deux sont sélectionnés pour la suite : $P_{t,delta}$ et P_{delta} . Cette sélection a pour objectif de garder des indicateurs sensibles aux pondérations afin de prendre en compte les différentes visions des utilisateurs et des choix d'indicateurs CVD. L'application de ces indicateurs aux modèles à l'échelle quartier permettra de faciliter le choix du ou des modèles les plus parcimonieux tout en visualisant les effets du temps à l'échelle spatiale initialement étudiée.

2.1.5 Choix adoptés pour la suite

$P_{t,delta}$ et P_{delta} sont sélectionnés afin de garder des indicateurs sensibles aux pondérations et prendre en compte les différentes visions des utilisateurs et des choix d'indicateurs CVD. Cependant, le temps dépendant énormément du matériel informatique et des ressources disponibles pour chacun des modélisateurs, il est intéressant de séparer la variable temps de la variable parcimonie pour faire des choix. **On choisit ainsi l'indicateur P_{delta} par rapport à $P_{t,delta}$.** Néanmoins ce dernier sera testé également sur quelques modèles à l'échelle quartier afin de voir l'influence du choix d'indicateur.

Ces analyses mettent en exergue l'importance des poids suivant la sensibilité de l'utilisateur. De plus, il est nécessaire d'être prudent dans le choix des poids suivant le nombre de modèles considérés. Plus le nombre de modèle est important, plus le nombre de paramètres $W(M)$ augmente et donc son influence sur l'indicateur par rapport au CVD ou à $H(M)$ aussi. Une possibilité serait de diviser les poids b et c par le nombre de famille de modèles étudiés s'il est considéré que $W(M)$ ne doit pas avoir une influence trop importante.

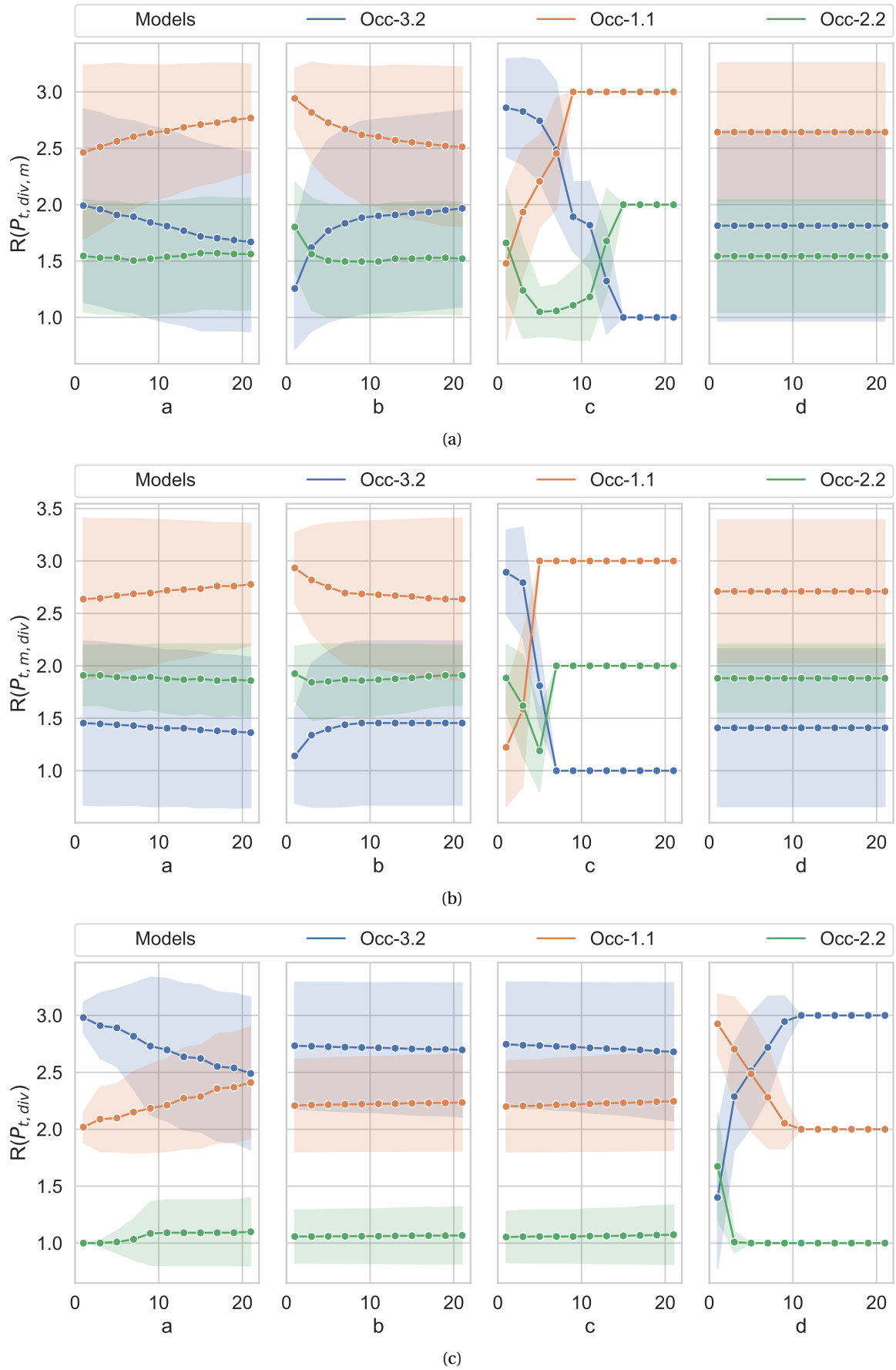


FIGURE 2.7 – Variation des différences de rangs des modèles de l'indicateur $P_{t,div,m}$ (a), $P_{t,m,div}$ (b) et $P_{t,div}$ (c) suivant les facteurs de pondération - Besoins de chauffage

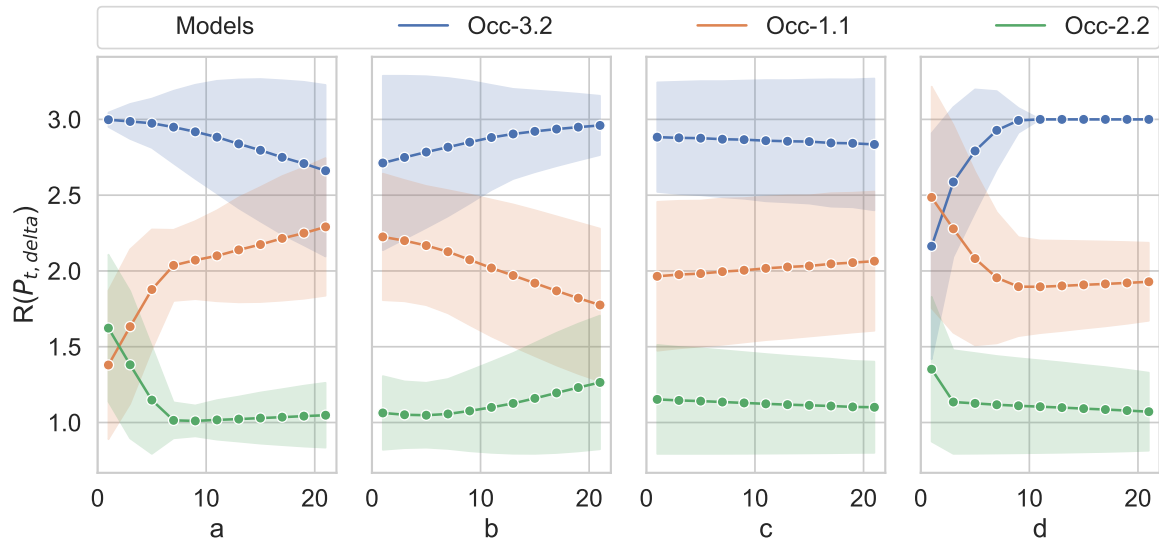


FIGURE 2.8 – Variation des différences de rangs des modèles avec l'indicateur $P_{t,delta}$ suivant les facteurs de pondération - Besoins de chauffage

2.1.6 Notion de KPI - Quelles grandeurs doivent être comparées ?

Afin d'évaluer les impacts des incertitudes et simplifications de modèles, des indicateurs de performance doivent être définis. Ces indicateurs servent à quantifier l'efficacité de certains scénarii ou certaines mesures par rapport à une référence mais aussi tout simplement à l'évaluation du modèle de simulation utilisé. Leur objectif général est de résumer de manière claire, mesurable et communicative les résultats atteints suivant les sorties de simulations. Ici, pour chaque simulation plusieurs KPI sont définis afin de visualiser l'impact du choix de modèle sur différentes sorties. En fonction des objectifs de simulation, ce ne sont pas les mêmes KPI à calculer et donc à comparer. De manière non exhaustive il existe plusieurs thématiques de KPI :

- Indicateurs énergétiques :
 - Besoins d'énergie : besoins de chauffage, de climatisation ou d'ECS
 - Consommation d'énergie : systèmes CVC et non CVC et équipements, suivant le type de fuel (gaz, électricité, biomasse...) ou le type d'usage (chauffage, climatisation, ECS, éclairage, électricité spécifique)
 - Utilisation des systèmes : capacité opérationnelle, efficacité opérationnelle, temps d'utilisation
 - Puissance : facteur de diversité (somme des puissances maximales sur le maximum de la somme des puissances), fraction de demande de puissance des équipements, facteur de charge, puissance pic demandée
 - Performance : Facteur de performance
- Indicateurs liés au contrôle et à l'optimisation des systèmes :
 - Temps de réponse des systèmes
 - Flexibilité du réseau
 - Sensibilité aux défauts
- Indicateurs environnementaux :
 - Taux et pic de CO_2 émis : différent selon la source énergétique et le pays
 - Taux d'EnR
 - Bilan carbone des matériaux

- Indicateurs de confort / sociaux :
 - Confort thermique : PPD (*Predicted Percent of Dissatisfied*), température maximale/minimale atteinte, pourcentage de temps où la température est supérieure à un seuil, temps total où la température est en-dehors de la zone de confort...
 - Qualité de l'air : intérieure ou extérieure pour différentes particules et émissions de gaz
 - Acoustique : suivi acoustique des bruits extérieurs suivant la circulation, la présence d'infrastructures bruyantes (aéroports...)
- Indicateurs économiques :
 - Coût énergétique suivant différents abonnements (heures pleines/creuses...)
 - Coût d'exploitation
 - Temps de retour sur investissement
- Indicateurs lié au calcul informatique
 - Temps de simulation
 - Temps de paramétrage/modélisation

Ces indicateurs peuvent être utilisés sur des périodes de temps (minute, jour, mois, année) et d'échelles variables (logement, étage, bâtiment, quartier, ville), selon les utilisateurs. Par exemple un gestionnaire de réseau s'intéressera à la consommation et à la puissance à un pas de temps horaire ou infra-horaire plutôt qu'à une consommation annuelle. Les incertitudes et écarts de simulation inter-modèles, sont très différents suivant le KPI. Il est possible d'avoir une consommation annuelle proche des résultats attendus mais une puissance instantanée très différente. Un jeu de KPI communs est retenu par la suite mais des indicateurs particuliers peuvent être mis en place suivant la famille de modèles étudiée.

Notons que des incertitudes peuvent apparaître dans la définition même des indicateurs de performance, notamment au niveau économique (prix d'investissement, prix de maintenance, taxes, coût de l'énergie) et environnemental (facteurs d'émission, facteurs d'énergie primaire). Mavromatidis et al. [142] présentent notamment la diversité des incertitudes possibles sur la modélisation des systèmes énergétiques et sur les critères économiques utilisés pour les optimiser. La variabilité des coûts optimaux des systèmes est notamment très dépendante des prix de l'énergie et les modèles de demande d'énergie [141]. L'incertitude liée aux indicateurs de performance peut donc avoir une influence sur la parcimonie.

Une fois les objectifs de simulation bien définis, le choix des indicateurs doit être fait afin de pouvoir réaliser des analyses qualitatives et quantitatives des résultats (Figure 2.9). On retient deux types d'indicateurs suivant l'échelle temporelle étudiée pour évaluer la performance d'un modèle M sur une sortie Y. **On parle ici d'écart et non d'erreur, la référence n'étant pas forcément validée.**

Échelle agrégée

Cette échelle dite « agrégée » comprend uniquement les KPI sur un résultat de sortie Y scalaire, telle la consommation annuelle, les émissions totales de GES, ou par exemple la puissance maximale atteinte dans tout le quartier. Afin de comparer ces sorties deux types d'indicateurs sont utilisés :

- L'écart relatif (*Percentage Error*) : en comparant deux sorties de simulation agrégées l'écart entre les deux est calculé par rapport à la référence, indiquant une sur ou sous-estimation de la part du modèle étudié.

$$PE(M, Y) = \frac{Y_M - Y_{ref}}{Y_{ref}} * 100 \quad (2.10)$$

- L'écart relatif absolu (*Absolute Percentage Error*) : lors des comparaisons l'idée de sur ou sous-estimation n'est pas prise en compte et uniquement la valeur absolue de la différence est considérée

$$APE(M, Y) = |PE(M, Y)| \quad (2.11)$$

Échelle temporelle

À l'échelle dite « temporelle », ce sont les séries temporelles qui sont étudiées (ex : puissance de chauffage, rayonnement solaire...). La sortie Y est alors définie par un vecteur $Y = (y_0, y_1, \dots, y_n)$ et la référence par $\hat{Y} = (\hat{y}_0, \hat{y}_1, \dots, \hat{y}_n)$. Les indicateurs proposés sont les suivants :

- L'écart relatif moyen (*Mean Percentage Error*) : pour chaque pas de temps l'écart à la référence est calculé et moyenné sur l'ensemble de la série temporelle. Il est équivalent à l'écart relatif mais non normalisé par rapport à la référence, donnant uniquement la différence moyenne entre les deux séries.

$$MPE(M, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)}{n} \quad (2.12)$$

- L'écart relatif absolu moyen (*Mean Absolute Percentage Error*) : comme pour l'écart relatif absolu, seuls les écarts entre les deux séries sont pris en compte et non pas leur signe. Ainsi tous les écarts absolus sont sommés et moyennés. Si le MPE et le MAPE présentent les mêmes valeurs, alors le modèle M sur- ou sous-estime complètement la référence.

$$MAPE(M, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n |(y_i - \hat{y}_i)|}{n} \quad (2.13)$$

- Le carré moyen des écarts (*Mean Squared Error*) : cet indicateur est le plus souvent utilisé pour essayer de minimiser les différences entre la référence et son estimation, de par sa prise en compte de la variance et du biais de l'estimateur.

$$MSE(M, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (2.14)$$

- L'écart quadratique moyen (*Root Mean Squared Error*) et sa normalisation (*Normalized Root Mean Squared Error*), équivalent à l'écart-type du MSE. Ils permettent de visualiser l'écart-type de la série temporelle à sa référence.

$$RMSE(M, Y) = \sqrt{MSE(M, Y)} \quad (2.15)$$

$$NRMSE(M, Y) = \frac{RMSE(M, Y)}{\bar{Y}} \quad (2.16)$$

- Le coefficient de détermination R^2 : il représente la qualité de la régression linéaire par rapport à la référence

$$R^2(M, Y) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.17)$$

- Facteur de diversité : il permet de visualiser l'effet du foisonnement des écarts sur la sortie. Plus le facteur de diversité est proche de 1 plus les différences se compensent. À l'inverse, si le facteur de diversité est proche de 0, les écarts s'additionnent.

$$Diversity_M = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{|\sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n \bar{y}|} \quad (2.18)$$

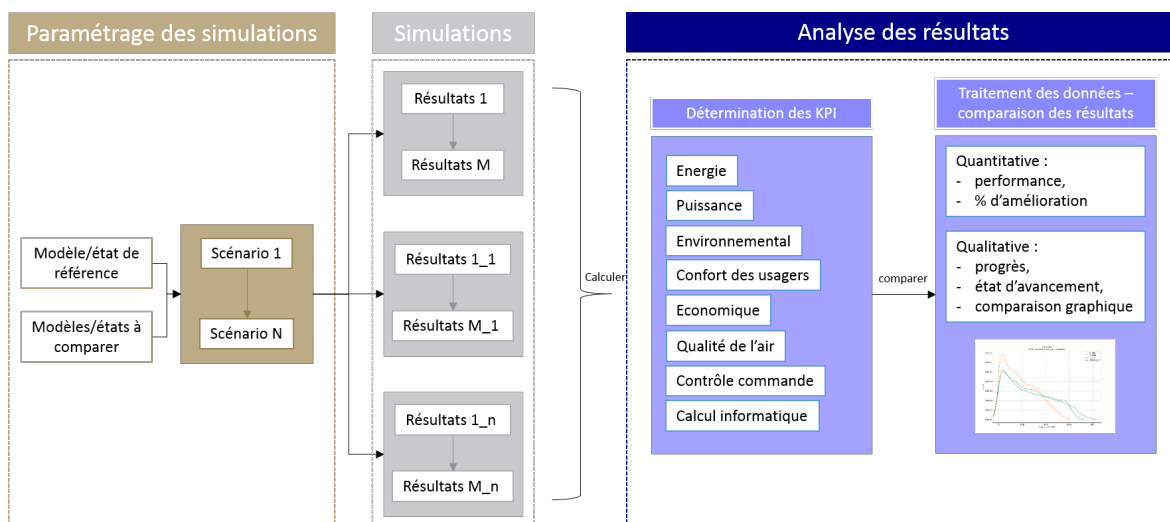


FIGURE 2.9 – Déroulement de la comparaison entre simulations

Ces indicateurs ne sont pas exhaustifs et de nombreux autres existent, notamment des indicateurs graphiques permettant de visualiser les différences entre deux modèles de manière simple et rapide, ou bien étudiant les fréquences des séries temporelles.

Chacun de ces indicateurs peut être appliqué à différentes échelles spatiales du quartier en considérant uniquement l'ensemble des bâtiments ou bien chacun d'entre eux à la fois. De plus, la variation de la taille du quartier peut influencer sur les différentes sorties, et peut notamment être visualisée grâce au facteur de diversité : plus le quartier est grand, plus il est probable que le foisonnement des bâtiments permette de lisser les écarts.

2.1.7 Notion de KGI - Comment guider l'ingénieur d'études ?

Après avoir bien défini son quartier et l'objectif de ses simulations, le modélisateur doit choisir quel modèle utiliser.

2.1.7.1 Définition et calcul des KGI

Afin de le guider dans son choix, des « indicateurs conseil », ou Indicateur conseil - *Key Guidance Indicator* (KGI), sont créés à partir des caractéristiques du quartier étudié. Afin de faciliter leur calcul par le modélisateur, ils sont composés d'une ou de plusieurs caractéristiques simples. Ces KGI vont permettre de déterminer les valeurs seuils pour lesquels des basculements entre modèles doivent être réalisés afin de garder une simulation parcimonieuse. Ils sont construits de telle manière à pouvoir être calculés de manière indépendante et avant toute simulation. Ainsi, le modélisateur calcule le ou les KGI de son quartier, en déduit les modèles parcimonieux tout en prenant en compte les temps de simulation, et choisit finalement les combinaisons de modèles à utiliser.

Au vu des différents objectifs et KPI possibles pour la simulation quartier, ces KGI dépendent de l'objectif de la simulation. Par exemple, la parcimonie des modèles d'occupation peut présenter des résultats différents suivant l'étude de la consommation de chauffage, d'électricité spécifique ou de confort thermique ; d'où des KGI différents. Ainsi, pour chaque famille de modèles, un jeu de caractéristiques du quartier doit être choisi puis étudié pour chacun des objectifs afin de choisir les paramètres les plus adaptés.

Pour les définir, plusieurs étapes :

1. Détermination des différentes grandeurs descriptives des bâtiments et des quartiers

Cette phase permet de déterminer une liste de paramètres liés aux composants du bâtiment ou autre tissu urbain. Par exemple, si la valeur de U des murs d'un bâtiment est choisie, à l'échelle quartier le U des murs moyens, minimal, maximal ou l'écart-type de la distribution peuvent être utilisés.

Ce jeu de paramètres est défini en tenant compte de la famille de modèles étudiés. En effet, ces paramètres doivent être présents quel que soit le modèle étudié (ex : la masse interne du bâtiment est préférée à la surface des murs internes pour des modèles de zonage), être variable suivant les quartiers ou les bâtiments simulés (ex : si tous les bâtiments ont une hauteur de 3 m, ce paramètre n'est pas nécessaire) et avoir une relation aux modèles étudiés (ex : la température des radiateurs au sein des bâtiments n'a pas d'impact sur le potentiel solaire du quartier).

2. Détermination des grandeurs influentes

Afin de réduire cette liste de paramètres, la matrice de corrélation de Spearman est utilisée sur les résultats (KPI) de simulation choisis et/ou leur critère de validité. Cet indice de Spearman permet de sélectionner les paramètres ayant une relation monotone (et non pas linéaire comme pour l'indice de Pearson) avec les résultats étudiés Y, et donc ceux ayant une plus grande influence sur la variation des résultats. Si l'indice est proche de 1, cela veut dire qu'une augmentation d'une variable implique l'augmentation de l'autre, inversement si elle est proche de -1. Son calcul se base sur les rangs des variables et non pas sur leur valeur absolue :

$$r_{spearman}(X, Y) = \frac{cov(rang_X, rang_Y)}{\sigma_{rang_X} \cdot \sigma_{rang_Y}} \quad (2.19)$$

cov représente la covariance des variables de rang X et Y, et σ_{rang} les écarts-type des variables de rang X et Y.

Ces indices sont calculés pour tous les modèles de manière indépendante, et les paramètres choisis doivent présenter pour tous ceux-ci des indices supérieurs à 0.5 en valeur absolue.

Une fois la liste des paramètres réduite, il est possible de réaliser des combinaisons de paramètres afin d'avoir des coefficients de Spearman plus élevés pour tous les modèles :

- Réaliser des combinaisons de ces paramètres afin d'améliorer la corrélation avec les résultats. Les indices de Spearman donnent une indication de celle-ci.
- Réaliser une analyse ANOVA sur les paramètres les plus influents afin de déterminer des coefficients permettant d'avoir une formule de la sortie Y du type :

$$Y = I + ax_1 + bx_2 \text{ ou } Y = I + ax_1 + bx_2 + cx_1x_2, \text{ avec } I \text{ un facteur constant} \quad (2.20)$$

Ainsi une relation précise entre plusieurs paramètres et le résultat étudié peut être déterminée.

Cependant dans notre cas une relation précise n'est pas forcément souhaitée afin de laisser plus de latitude au choix des modèles au vu de la variabilité des quartiers et bâtiments simulés. On s'intéresse donc plutôt aux coefficients de Spearman ou Pearson.

3. Analyse et synthèse graphique des indicateurs de parcimonie

Deux représentations graphiques sont proposées :

- Une figure où se trouvent les résultats de tous les modèles et quartiers simulés. Elle contient plus d'informations permettant au modélisateur d'avoir toute la latitude du choix. Cette représentation est destinée au développeur de modèle.

- Un tableau de décision simplifiant la figure précédente, se basant sur des couleurs basiques indiquant la parcimonie ou non des modèles. Cette représentation est destinée à l'utilisateur d'UBEM.

Le graphique de parcimonie est réalisé avec les KGI choisis afin d'analyser visuellement les tendances de chacun des modèles pour les différents quartiers simulés (Figure 2.10). Cette visualisation graphique permet d'avoir la latitude dans le choix des paramètres parcimonieux et de pouvoir déterminer les points d'inflexions par des régressions (linéaires, quadratiques, locales ou autre).

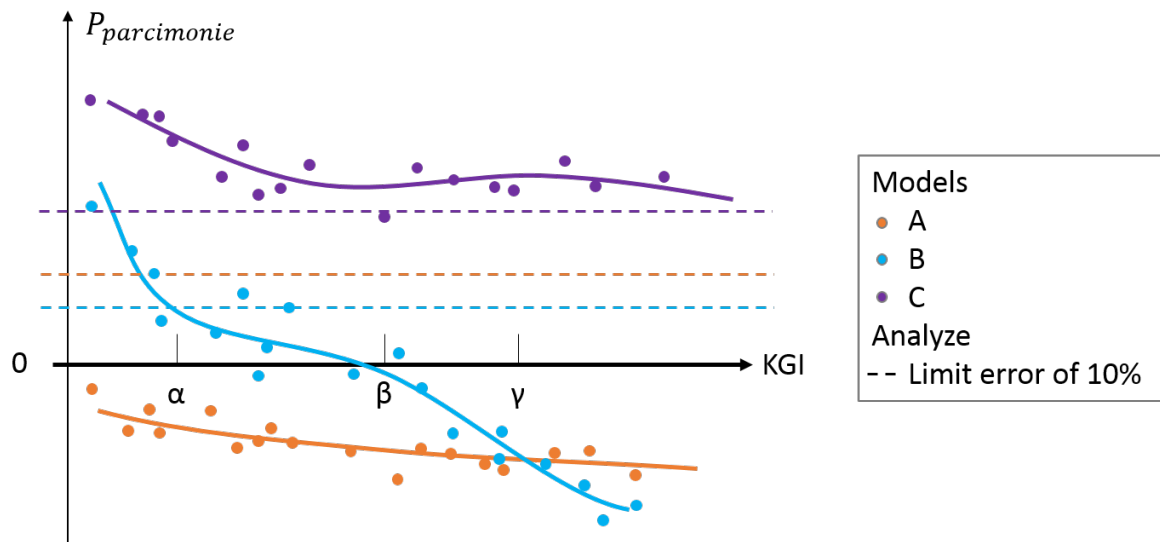


FIGURE 2.10 – Visualisation graphique de la parcimonie

Sur la Figure 2.10 sont tracés les indicateurs de parcimonie des modèles A, B et C pour chacun des quartiers (en points) en fonction des KGI. Des régressions sont réalisées pour aider à la visualisation des limites de KGI. Des écarts limites pour chacun des modèles sont ajoutés au graphique en pointillé pour éliminer rapidement les modèles trop imprécis. Ces limites sont calculées sur la base d'un CVD fixe quel que soit le quartier, ici de 10 %. La parcimonie du modèle de référence est la ligne à 0. Les modèles parcimonieux sont donc ceux situés en-dessous de la ligne de référence et respectant la limite d'écart à la référence, soit le modèle B à partir de β et le modèle A quel que soit le KGI.

Un tableau récapitulatif du graphique de parcimonie (Tableau 2.8) est mis en place afin d'indiquer à l'utilisateur les modèles les plus parcimonieux à choisir. Selon les couleurs le modèle peut être :

- Le plus parcimonieux en « vert foncé » : le modèle présentant la parcimonie la plus forte comparée à la référence.
- Parcimonieux en « vert clair » : ces modèles présentent des résultats plus parcimonieux que la référence et respectant les limites d'écart.
- À la limite de la parcimonie en « jaune » : ces modèles ont soit des résultats très diffus ne permettant pas de conclure clairement si le modèle présente des résultats parcimonieux, soit en-dessous de la limite d'acceptabilité.
- Non adaptés en « rouge » : résultats au-dessus de la limite d'acceptabilité. Ainsi ils sont mis de côté même si la parcimonie est en-dessous de 0.

Ainsi sur notre exemple Figure 2.10, le modèle A est tout le temps parcimonieux et est le plus parcimonieux jusqu'à γ , au-delà duquel le modèle B devient le plus parcimonieux. Ce dernier passe-dessous de la limite d'écart de 10 % à partir de β . Entre β et α les résultats sont assez diffus mais en-dessous de sa limite d'écart à la référence et le modèle reste donc utilisable mais non parcimonieux. En dessous de α pour B et pour toute la plage de valeur pour C, les modèles passent au-dessus de leur limite et ne sont plus acceptables.

Modèles	KGI		
	$< \alpha$	β	$> \gamma$
A			
B			
C			

TABLEAU 2.8 – Exemple de tableau de parcimonie

Afin d'aider à la détermination de ces valeurs seuils, des régressions locales peuvent être utilisées.

4. Études complémentaires

Lors des études complémentaires sur les modèles, de nouvelles variations sont testées sur les quartiers et bâtiments. Si les résultats diffèrent des simulations précédentes, de nouveaux KGI peuvent être développés afin de voir l'influence de ces variations sur les résultats et de pouvoir déterminer une meilleure parcimonie.

Afin de garder une cohérence avec les simulations initiales tout en prenant en compte ces nouvelles variations, ces KGI sont créés à partir du KGI initial et des caractéristiques liées aux variations étudiées. Par exemple, si plusieurs météo testées pour les modèles d'occupation modifient les résultats, il est nécessaire de développer un nouveau KGI. Celui-ci est pris comme le KGI initial, que l'on couple alors avec un ou des paramètres liés à la météo comme la température moyenne ou le rayonnement solaire total reçu.

2.1.7.2 Paramètres des KGI

Les KGI doivent être avant tout composés de paramètres clés, facilement calculables, disponibles avant toute simulation. En effet, à l'échelle du quartier les paramètres étant difficiles à récupérer, il serait incohérent de prendre des paramètres trop difficilement récupérables pour les simulations envisagées.

Les paramètres caractérisant les formes urbaines proviennent notamment de Bonhomme et al. [28]. À partir de ceux-ci et des caractéristiques des bâtiments, un jeu de paramètres a été choisi et adapté au contexte, présentés dans le Tableau 2.9. Des caractéristiques supplémentaires peuvent être utilisées suivant la famille de modèles étudiée. Afin de simplifier le calcul des KGI à l'échelle quartier, seules les moyennes des paramètres sont considérées lors de l'agrégation des données depuis l'échelle bâtiment. Cela permet une meilleure accessibilité à la méthode pour n'importe quel utilisateur.

Nom	Description	Notation
Hauteur [m]	Hauteur moyenne des bâtiments, pondérée par la surface au sol des bâtiments	H
Surface au sol [m ²]	Surface au sol moyenne des bâtiments	$A_{ground\ floor}$
Surface totale brute [m ²]	Surface totale brute moyenne des bâtiments. Cette surface totale brute est prise comme étant la surface au sol multipliée par le nombre d'étages.	$SHOB$
Gains internes [kWh/m ²]	Gains internes moyens des bâtiments, pondérés par la surface au sol des bâtiments	$Internal\ gains$

Nom	Description	Notation
Taux de résidentiel [-]	Taux de bâtiments résidentiels dans le quartier	<i>Housing rate</i>
U_{mur} [W/m ² K]	Valeur de U moyenne des murs des bâtiments, pondérée par la surface au sol des bâtiments	U_{wall}
$U_{fenetre}$ [W/m ² K]	Valeur de U moyenne des fenêtres des bâtiments, pondérée par la surface au sol des bâtiments	U_{win}
U_{toit} [W/m ² K]	Valeur de U moyenne des toits des bâtiments, pondérée par la surface au sol des bâtiments	U_{roof}
U_{sol} [W/m ² K]	Valeur de U moyenne des planchers externes des bâtiments, pondérée par la surface au sol des bâtiments	U_{floor}
U_{opaque} [W/m ² K]	Valeur de U moyenne des surfaces opaques des bâtiments, pondérée par la surface au sol des bâtiments. Ce U_{opaque} à l'échelle d'un bâtiment se calcule comme suit : $U_{opaque} = \frac{\sum U_{env,opaque} * S_{env,opaque}}{\sum S_{env,opaque}} \quad (2.21)$	U_{opaque}
U_{bat} [W/m ² K]	Valeur de U moyenne de l'enveloppe des bâtiments, pondérée par la surface au sol des bâtiments. Ce U_{bat} à l'échelle d'un bâtiment se calcule comme suit : $U_{bat} = \frac{\sum U_{env,opaque} * S_{env,opaque} + U_{win} * S_{win}}{\sum S_{env,opaque} + S_{win}} \quad (2.22)$	U_{bat}
Taux d'infiltration [h^{-1}]	Taux d'infiltration moyen des bâtiments, pondéré par la surface au sol des bâtiments	<i>Infiltration</i>
Ratio de vitrage [-]	Ratio de vitrage moyen des bâtiments, pondéré par la surface au sol des bâtiments	<i>WWR</i>
Facteur de transmission [-]	Facteur de transmission des vitrages moyen des bâtiments, pondéré par la surface au sol des bâtiments	f_{transm}
Facteur d'absorption [-]	Facteur d'absorption des vitrages moyen des bâtiments, pondéré par la surface au sol des bâtiments	f_{abs}
Compacité [m^{-1}]	Compacité moyenne des bâtiments, pondérée par la surface au sol des bâtiments. La compacité à l'échelle d'un bâtiment se calcule comme suit : $C = \frac{S_{env,deperditive}}{V_{bat}} \quad (2.23)$ On choisit de ne pas adimensionner la compacité (possible en appliquant une puissance 2/3 au volume) afin de garder ce paramètre à des valeurs proches de 1.	<i>Compactness</i>

Nom	Description	Notation
Contiguïté [-]	Contiguïté moyenne des bâtiments, pondérée par la surface au sol des bâtiments Ce paramètre à l'échelle bâtiment est pris comme étant la surface contiguë divisée par la surface verticale totale.	<i>Contiguity</i>
Convexité [-]	Convexité moyenne des bâtiments, pondérée par la surface au sol des bâtiments Ce paramètre à l'échelle bâtiment est pris comme étant le périmètre de la surface au sol divisé par le périmètre de l'enveloppe convexe.	<i>Convexity</i>
Taux de cours intérieures [-]	Ce paramètre est pris comme étant la somme des surfaces des cours intérieures divisée par la somme des surfaces au sol des bâtiments.	<i>Courtyard rate</i>
Orientation [°]	Orientation moyenne des bâtiments, pondérée par la surface au sol des bâtiments	<i>Orientation</i>
Largeur de route [m]	Largeur des routes moyenne dans le quartier, pondérée par leur longueur	<i>RW</i>
Densité bâtie [-]	Densité du quartier calculée comme étant la somme des surfaces au sol des bâtiments divisée par la surface du quartier	<i>D</i>

TABLEAU 2.9 – Paramètres principaux liés aux KGI

Afin de pouvoir aussi considérer des variables catégorielles (par exemple la répartition de l'usage dans le quartier), des indicateurs de diversité peuvent être utilisés. Plusieurs indicateurs existent, dont les deux principaux sont l'indice de Shannon et l'indice de Simpson. Si l'indicateur de Shannon est sensible aux variations d'importance des espèces les plus rares, l'indice de Simpson lui est sensible aux variations d'importance des espèces les plus abondantes. On retient ici l'indice de diversité de Simpson. Plus cet indice est proche de 1, plus celui-ci représente de la diversité. Pour un paramètre, l'indice de Simpson sur les N bâtiments est le suivant :

$$S_{param\grave{e}tre} = 1 - \frac{\sum_{i=0}^{nb\ cat\acute{e}gories\ du\ param\grave{e}tre} \frac{n_i(n_i - 1)}{N(N - 1)}}{1} \quad (2.24)$$

2.2 Méthode de choix des quartiers à retenir pour la comparaison des modèles

Afin de déterminer ces KGI et d'en tirer des conclusions les plus génériques possibles, les simulations doivent être réalisées sur un ensemble de quartiers le plus représentatif du parc de bâtiments. Pour cela, une classification de quartiers et de bâtiments est nécessaire afin de pouvoir en simuler un échantillon.

Au niveau des types de bâtiments, plusieurs bases de données et projets existent en France. Le projet EPISCOPE [174], prenant la suite du projet TABULA [173], classe les bâtiments résidentiels de France selon des critères énergétiques avec l'objectif d'améliorer le processus de rénovation du secteur résidentiel européen. De même le programme PACTE en 2012 [160], a conduit à une étude

sur les logements du parc résidentiel français avec classification en familles de bâtiments entre l'individuel et le collectif et une sous-classification suivant les types et périodes de construction.

D'une autre manière, des outils d'enrichissement de données pour les bâtiments sont développés afin de compléter les données manquantes à partir des géométries, localisations et date de construction des bâtiments. De Jaeger et al. [47] proposent une approche pour compléter les données manquantes en tenant compte des liens entre les paramètres. De même, Schetelat et al. [204] ont développé des réseaux Bayésiens afin de répondre à ces problématiques d'enrichisseurs en tenant compte des corrélations entre paramètres (outil QIRIEL). D'autres outils (ex : TEASER [185], CRONIQ [79]) ou bases de données (ex : PHEBUS) permettent de compléter l'occupation des bâtiments. Ainsi ce ne sont pas des types de bâtiments qui sont créés mais un enrichissement des données existantes, aidant à la détermination de types de quartiers.

Si des classifications de bâtiments sont nécessaires pour déterminer les valeurs de paramètres à relier, que cela soit thermique, géométrique ou relatif aux systèmes énergétiques, la simulation de blocs de bâtiments et de quartiers amène à des classifications de morphologie urbaine (typologie) pour caractériser le site étudié et généraliser les conclusions tirées.

Plusieurs classifications urbaines ont été créées au fil des ans. Ces catégorisations n'ont pas forcément les mêmes objectifs et ne se basent pas sur les mêmes paramètres. Par exemple, Theurer [224] a proposé une catégorisation urbaine réalisée sur 3 villes d'Allemagne basée sur des photos et des études terrains afin de connaître les hauteurs et largeurs des bâtiments, leur espacement et les largeurs de rues pour analyser le lien avec la pollution de l'air. Il en ressort 10 catégories suivant les usages des bâtiments (maisons individuelles, espaces commerciaux...) ou les formes de quartiers (rangées de bâtiments, espace verts...). Cependant cette étude de terrain longue et compliquée est aujourd'hui simplifiée grâce aux données Système d'Information Géographique (SIG), permettant d'avoir les géométries des villes complètes.

Une classification standard a été proposée par Steward et Oke afin d'étudier les effets d'îlot de chaleur, composée des *Local Climate Zone* (LCZ) [215]. Ainsi 10 morphologies urbaines avec 7 sols différents pouvant être combinés sont proposées Figure 2.11. Cette classification se veut générique et adaptable aux caractéristiques locales des villes sans vocation à être unique.

Des classifications automatiques peuvent être réalisées, par exemple par des méthodes de partitionnement en k-moyennes. L'outil GENIUS [29, 29, 226] compose notamment des cartes à partir de blocs typiques de formes urbaines pour visualiser les impacts des facteurs morphologiques sur le microclimat, la consommation d'énergie et le potentiel EnR. 8 critères de classification (validés sur Paris et Toulouse) ont ainsi été déterminés : la densité de construction, le ratio d'espaces ouverts, la densité de population, la hauteur moyenne des bâtiments, la contiguïté de ceux-ci, le pourcentage de logements individuels par rapport au collectif, la densité de surface des routes et l'écart quadratique moyen de hauteur des bâtiments. Ces critères se retrouvent en partie dans divers projets comme SINFONIA [154] sur la ville de Bolzano en prenant de plus en compte l'âge des bâtiments, ou le projet RESILIENT [61].

C'est à partir des données de la thèse de Bonhomme [28] sur le projet GENIUS que sont choisis les types de quartiers et leurs caractéristiques. Deux approches peuvent être mises en place pour étudier la parcimonie sur des quartiers représentatifs :

- La création de quartiers virtuels de formes diverses et dont les paramètres sont connus et fixés comme étant la « réalité ». Ces quartiers sont créés avec les caractéristiques des différents types de quartier choisis et complétés par les types de bâtiments.
- Le choix de quartier dits « réels », à partir des bases de données géographiques telles que CityGML ou la BD TOPO® et complétés par des enrichisseurs. Il est possible d'analyser chacun des quartiers, de les classer par type et de choisir un panel représentatif.

Built types	Definition	Land cover types	Definition
1. Compact high-rise	Dense mix of tall buildings to tens of stories. Few or no trees. Land cover mostly paved. Concrete, steel, stone, and glass construction materials.	A. Dense trees	Heavily wooded landscape of deciduous and/or evergreen trees. Land cover mostly pervious (low plants). Zone function is natural forest, tree cultivation, or urban park.
2. Compact midrise	Dense mix of midrise buildings (3–9 stories). Few or no trees. Land cover mostly paved. Stone, brick, tile, and concrete construction materials.	B. Scattered trees	Lightly wooded landscape of deciduous and/or evergreen trees. Land cover mostly pervious (low plants). Zone function is natural forest, tree cultivation, or urban park.
3. Compact low-rise	Dense mix of low-rise buildings (1–3 stories). Few or no trees. Land cover mostly paved. Stone, brick, tile, and concrete construction materials.	C. Bush, scrub	Open arrangement of bushes, shrubs, and short, woody trees. Land cover mostly pervious (bare soil or sand). Zone function is natural scrubland or agriculture.
4. Open high-rise	Open arrangement of tall buildings to tens of stories. Abundance of pervious land cover (low plants, scattered trees). Concrete, steel, stone, and glass construction materials.	D. Low plants	Featureless landscape of grass or herbaceous plants/crops. Few or no trees. Zone function is natural grassland, agriculture, or urban park.
5. Open midrise	Open arrangement of midrise buildings (3–9 stories). Abundance of pervious land cover (low plants, scattered trees). Concrete, steel, stone, and glass construction materials.	E. Bare rock or paved	Featureless landscape of rock or paved cover. Few or no trees or plants. Zone function is natural desert (rock) or urban transportation.
6. Open low-rise	Open arrangement of low-rise buildings (1–3 stories). Abundance of pervious land cover (low plants, scattered trees). Wood, brick, stone, tile, and concrete construction materials.	F. Bare soil or sand	Featureless landscape of soil or sand cover. Few or no trees or plants. Zone function is natural desert or agriculture.
7. Lightweight low-rise	Dense mix of single-story buildings. Few or no trees. Land cover mostly hard-packed. Lightweight construction materials (e.g., wood, thatch, corrugated metal).	G. Water	Large, open water bodies such as seas and lakes, or small bodies such as rivers, reservoirs, and lagoons.
8. Large low-rise	Open arrangement of large low-rise buildings (1–3 stories). Few or no trees. Land cover mostly paved. Steel, concrete, metal, and stone construction materials.	VARIABLE LAND COVER PROPERTIES	
9. Sparsely built	Sparse arrangement of small or medium-sized buildings in a natural setting. Abundance of pervious land cover (low plants, scattered trees).	Variable or ephemeral land cover properties that change significantly with synoptic weather patterns, agricultural practices, and/or seasonal cycles.	
10. Heavy industry	Low-rise and midrise industrial structures (towers, tanks, stacks). Few or no trees. Land cover mostly paved or hard-packed. Metal, steel, and concrete construction materials.	b. bare trees	Leafless deciduous trees (e.g., winter). Increased sky view factor. Reduced albedo.
		s. snow cover	Snow cover >10 cm in depth. Low admittance. High albedo.
		d. dry ground	Parched soil. Low admittance. Large Bowen ratio. Increased albedo.
		w. wet ground	Waterlogged soil. High admittance. Small Bowen ratio. Reduced albedo.

FIGURE 2.11 – Présentation des LCZ de Steward et Oke, figure provenant de [215]

2.2.1 Intérêt des quartiers virtuels pour les comparaisons de modèles

La création de quartiers virtuels permet de maîtriser les caractéristiques morphologiques et de composition des sites. Au vu de la diversité des modèles, il est intéressant de pouvoir faire varier volontairement une ou plusieurs caractéristiques d'un quartier afin d'en voir l'influence sur la sortie et sur les comparaisons de modèles. La création de quartiers très différents permet de plus de pouvoir prendre en compte une plage de quartiers types suffisamment grande pour observer la sensibilité des modèles aux données d'entrée, telles que la morphologie, les paramètres thermiques, etc. De plus, la méthode étant uniquement comparative et non empirique, des données de référence ne sont pas nécessaires.

Afin de garder un pied dans la réalité, il est nécessaire de pouvoir créer des quartiers avec un ensemble de caractéristiques cohérentes. C'est donc les types de quartiers du projet GENIUS [28, 29, 226] qui sont utilisés et complétés par les types de bâtiments provenant de TABULA et EPISCOPE.

Processus de création de quartier

Afin de prendre en compte différentes morphologies de quartiers, un processus de création automatique de quartier est développé. Il permet de créer des quartiers sous différentes formes (Figure 2.12) avec des orientations, hauteurs et des surfaces au sol données (soit déterminées par l'utilisateur, soit tirées aléatoirement entre deux bornes). Il est possible de choisir soit la densité du quartier, calculée en amont afin de positionner de manière cohérente les bâtiments, soit la largeur des routes entre bâtiments (sauf pour la forme aléatoire).

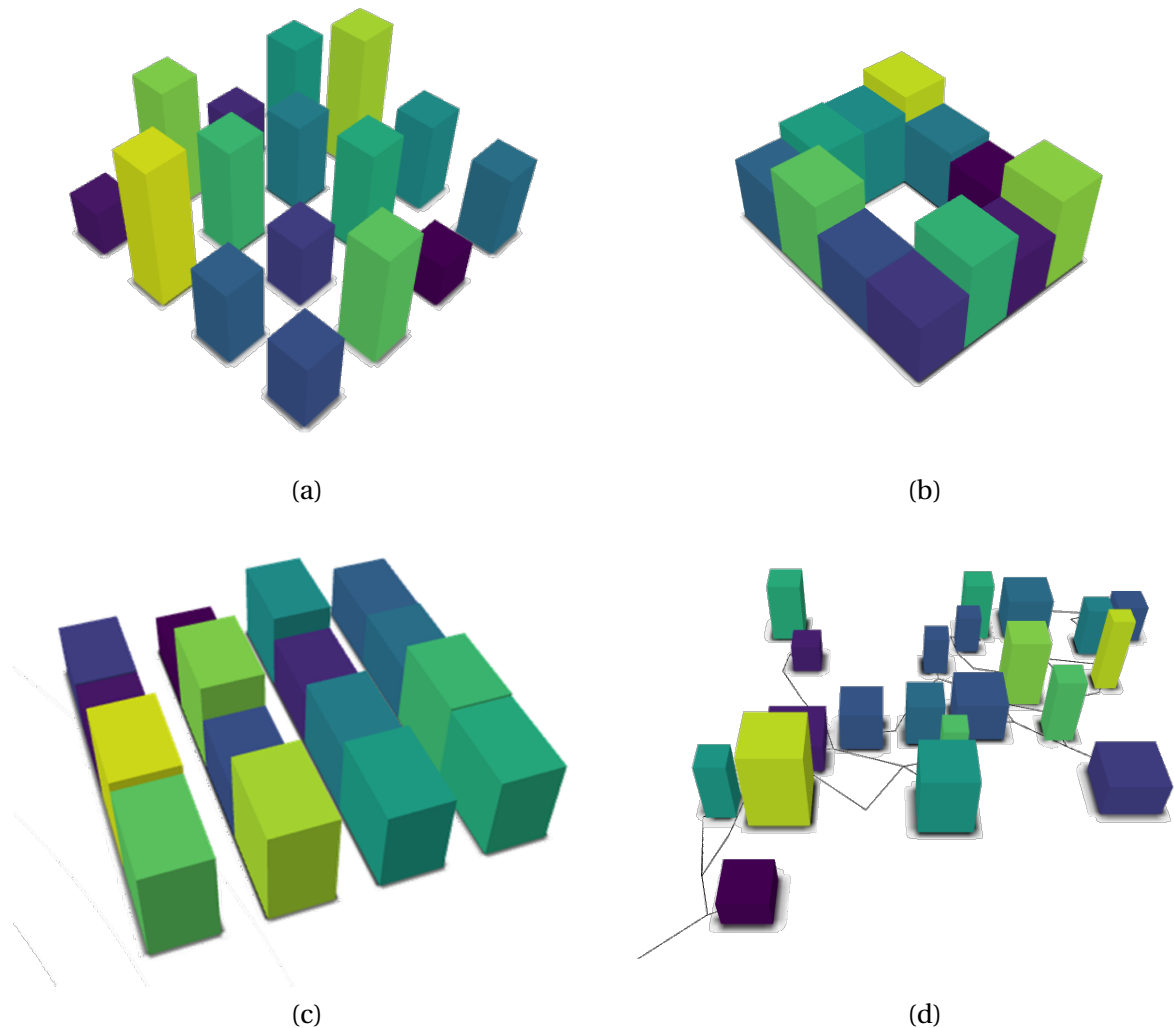


FIGURE 2.12 – Processus de création de formes de quartiers - a : en grille, b : en cercle, c : en canyon et d : aléatoire

Les bâtiments créés peuvent être de forme rectangulaire ou en L, U ou T afin de couvrir les formes de bâtiment concaves courantes. D'autres formes peuvent être ajoutées. Les quartiers peuvent être combinés afin d'en créer des plus importants et complexes (exemple Figure 2.13).



FIGURE 2.13 – Combinaison de 4 formes de quartier en cercle

Une fois le quartier créé il est possible de diviser automatiquement chacun des bâtiments en zones thermiques par étage, et/ou par orientation (voir Chapitre 4, paragraphe 4.2.3).

Ce processus de création de forme de quartier donne en sortie un fichier au format geojson qu'il est possible de compléter par des paramètres supplémentaires :

- L'usage du bâtiment : Différents usages sont disponibles, tels que l'usage résidentiel, de bureaux, de commerce, d'école, d'hôtel, de centre sportif, de résidence universitaire ou de bâtiment public. Soit ces usages sont associés de manière aléatoire en fonction de pourcentage de présence dans le quartier, soit si deux usages sont sélectionnés, il est possible de créer des blocs de bâtiments de même usage. Cet usage est ensuite utilisé par DIMOSIM afin de produire des profils personnalisés par usage (gains internes, puissance électrique, tirage d'eau, consignes de températures et de ventilation).
- Le nombre d'étages : On suppose une hauteur sous plafond par défaut de 2.9 m pour tous les bâtiments, permettant de calculer le nombre d'étages. Cette hauteur peut être adaptée par l'utilisateur.
- Les paramètres thermiques : Une année de construction est associée à chacun des bâtiments, soit par une loi normale centrée en une date donnée, soit de manière identique pour tous les bâtiments. À partir des données de TABULA et EPISCOPE pour le résidentiel et les bureaux, et en fonction du nombre d'étages du bâtiment et de son année, les paramètres thermiques de l'enveloppe et des vitrages sont associés. Pour les autres usages (tels que les bâtiments publics, les hôtels ou l'industrie) les paramètres de City Energy Analyst peuvent être utilisés. Ces données étant fixes par type de bâtiment sur une plage d'âge de construction, un coefficient de variation est tiré aléatoirement (au sein d'une distribution normale) afin de produire plus de diversité. Ce coefficient est appliqué aux paramètres thermiques, aux profils de gains internes et potentiellement aux températures de consigne.
- Les systèmes : Les systèmes de ventilation, de chauffage/climatisation et d'ECS sont laissés au choix de l'utilisateur à partir des systèmes existants dans DIMOSIM.
- Les températures de consigne : Soit les profils personnalisés sont utilisés soit les températures sont imposées par l'utilisateur.

2.2.2 Quartiers réels

Les quartiers réels demandent des pré-analyses afin de classer chacun des quartiers étudiés dans un des types présentés précédemment.

La géométrie des quartiers réels peut être obtenue à partir des bases de données SIG, notamment à partir de la BD TOPO[®]. Cette base de donnée vectorielle répertorie l'ensemble des empreintes au sol des bâtiments ainsi que leur hauteur et altitude, et est reliée à des données foncières permettant l'obtention de paramètres supplémentaires tels que : la nature et l'usage du bâtiment, le nombre d'étages, le nombre de logements, la date de construction voire les matériaux de construction.

Ces données permettent de réaliser des pré-analyses pour obtenir par exemple les taux de bâtiments résidentiels, les densités de construction, la compacité des bâtiments, la largeur des routes ou le taux de cours intérieures. Il est alors possible de le relier à un type de quartier.

Pour compléter les paramètres des bâtiments, soit les dates de construction liées aux bases de données TABULA et EPISCOPE, soit des enrichisseurs sont utilisés. Par exemple, l'outil du CSTB appelé QIRIEL [204] permet de compléter les données manquantes à partir de réseaux Bayésiens, que cela soit pour les paramètres liés au logement (à partir des fichiers détail logement), les équipements, les occupants ou les paramètres thermiques (à partir de la base de donnée PHEBUS).

2.2.3 Réseau de chaleur

Pour créer les réseaux de chaleur, deux méthodes sont mises en place :

- Soit les données des routes sont disponibles et sont donc prises en tant que données d'entrée pour le processus de création de réseau de DIMOSIM
- Soit les routes ne sont pas disponibles et une triangulation de Delaunay est réalisée

Pour cette dernière méthode (Figure 2.14), l'enveloppe convexe de tous les bâtiments est prise en compte, et une limite du quartier est tracée, englobant tous les bâtiments. Une triangulation de Delaunay est créée en mode contraint (afin de ne pas trianguler les bâtiments) pour trianguler les espaces entre les bâtiments (a). Les centres des cercles circonscrits des triangles de Delaunay sont calculés et les ceux voisins sont reliés comme pour un diagramme de Voronoi, permettant d'avoir des routes autour de chacun des bâtiments (b). Enfin les points en dehors des limites du quartier sont projetés sur ces limites (c).

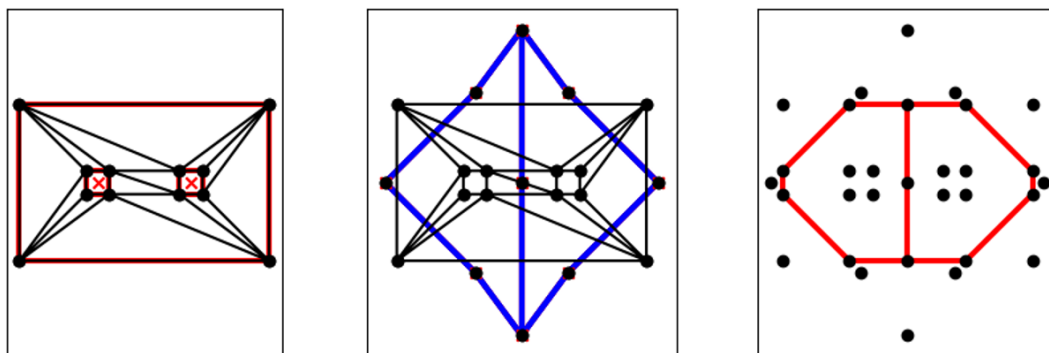


FIGURE 2.14 – Processus de création de routes (gauche :a, milieu :b, droite :c)

2.3 Comment aborder la combinatoire des modèles élémentaires constitutifs du modèle global d'un quartier ?

Au sein d'un quartier chacun des nombreux phénomènes peut être représenté par un ou plusieurs modèles (Figure 2.15). On peut distinguer au sein du modèle global de quartier :

- Les familles de modèles (les sollicitations extérieures, le bâtiment, l'occupation et les systèmes, etc.)
- Les modèles élémentaires représentant des sous-familles de modèles (par exemple pour le bâtiment la représentation de l'isolation thermique, la division du bâtiment en zone et les échanges thermiques entre zones...)
- Les sous-modèles des modèles élémentaires (par exemple la prise en compte de l'occupation comme un ratio de puissance au mètre carré ou comme une série temporelle variable) qui se différencient par leur manière de représenter le phénomène. Ce sont ces sous-modèles qu'il faut comparer en premier lieu.

En plus de comparer les sous-modèles, il est nécessaire de prendre en compte les interactions entre les modèles élémentaires. Sur la Figure 2.15 sont présentées les interactions possibles pour 5 familles et 3 sous-familles de modèles : entre les modèles élémentaires au sein d'une même famille (ligne en pointillés) et entre les modèles élémentaires provenant de différentes familles (ligne pleine et en tirets).

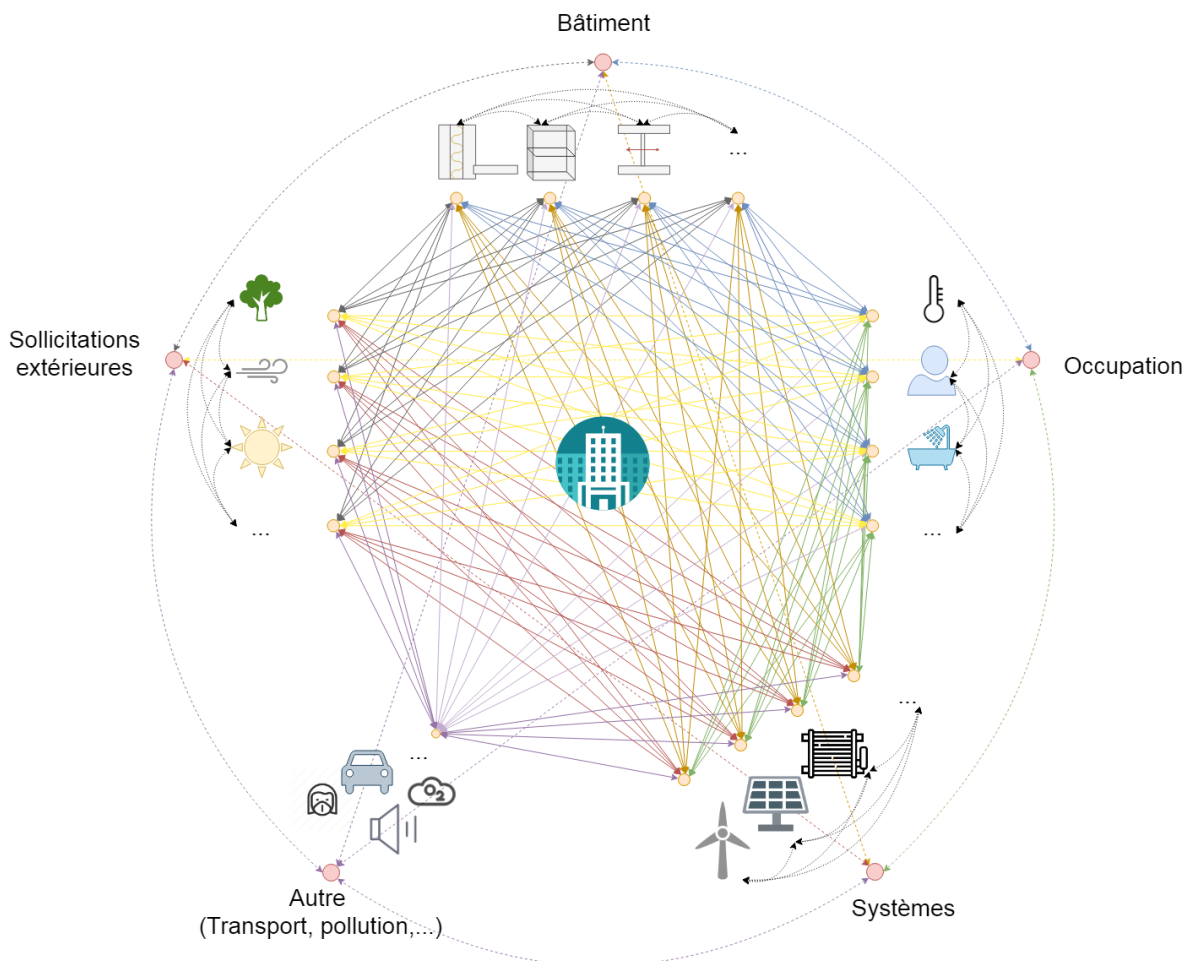


FIGURE 2.15 – Combinatoire d'un extrait de modèles à l'échelle quartier

Rapidement la combinatoire de modèles devient difficilement gérable. Généralement les comparaisons et validations de modèles se font au sein d'une même sous-famille (ex : Ibarra et Reinhart

[106] ont étudié la précision de 6 méthodes de distribution de rayonnement de complexité différente; Allegrini et al. [4] analysent l'effet du microclimat sur les demandes de chauffage et de climatisation pour des bâtiments seuls et des rues en canyon) afin d'en valider un nouveau ou de montrer l'avantage de celui-ci vis-à-vis d'anciens modèles. Cette comparaison se fait soit vis-à-vis de données expérimentales, soit vis-à-vis d'un modèle de référence validé précédemment. Cependant certaines études se sont penchées sur l'étude des interactions entre différents modèles élémentaires (ex : Han et al. [93] ont étudié les effets des modèles ombrages et de réflexions entre les bâtiments ainsi que leur couplage sur les consommations d'énergie; Guelpa et al. [88] ont étudié les effets de 3 modèles liés à la dynamiques des réseaux de chaleur sur un cas applicatif; Lauzet et al. [130] ont déterminé les niveaux de détail de 4 modèles élémentaires liés à l'environnement urbain pour le calcul de la demande énergétique), mais rarement sur les interactions entre familles de modèles (ex : Frayssinet et al. [69] ont étudié l'adaptation de 8 modèles liés au bâtiment et aux conditions extérieures; Martin et al. [139] ont comparé les effets de canopée urbaine sur un bâtiment soumis à différents modèles de zonage).

L'objectif de l'étude ici, est de trouver des modèles acceptables en matière de précision en les comparant à une référence donnée, mais aussi de trouver parmi ces derniers les plus parcimonieux grâce aux KGI et à l'indicateur de parcimonie. Les modèles doivent donc être comparés à la référence choisie, l'indicateur de parcimonie calculé, et leurs influences relatives avec le reste des modèles élémentaires et familles déterminés.

Pour trouver des KGI utilisables de manière la plus générique possible, une méthode est proposée afin de gérer cette multitude de modèles.

2.3.1 Méthodes principales selon l'état de l'art

L'analyse de sensibilité est généralement utilisée dans le domaine du bâtiment pour analyser l'influence des paramètres d'entrée sur la sortie du modèle. Dans notre étude ce sont les effets des changements de modèles sur la sortie qui doivent être analysés. Il n'est donc pas possible de créer des distributions de probabilité en entrée pour nos modèles comme présenté au Chapitre 1. Afin de pouvoir utiliser les méthodes d'incertitudes et de sensibilité, les variables d'entrée se doivent d'être discrètes et entières pour représenter la variation de modèles et doivent pouvoir prendre en compte plusieurs modèles à la fois.

Plusieurs méthodes existent qui prennent en compte uniquement des valeurs discrètes de paramètres et non des distributions.

Méthode OAT

La méthode de sensibilité la plus simple est celle dite « un facteur à la fois » ou *One-At-a-Time* (OAT). Cette méthode locale fait varier entre deux simulations consécutives la valeur d'un paramètre uniquement. Ainsi, chaque facteur d'entrée a un nombre discret de valeurs (ou niveau), choisies dans sa plage de variation. La sensibilité des facteurs peut ensuite être mesurée par des dérivées partielles ou des régressions linéaires, et l'effet des changements de paramètres par des moyennes simples.

Cette exploration de l'espace des paramètres n'est cependant pas optimale car elle demande un nombre important de simulations, et les valeurs de sortie peuvent être biaisées en fonction du modèle évalué (notamment si celui-ci est non linéaire, non monotone ou avec interactions).

Méthode de Morris

La méthode de Morris se base sur la méthode OAT mais en compensant les inconvénients liés aux non linéarités du modèle et au nombre de simulations lorsque le nombre de facteurs est important. Elle permet de plus de parcourir l'ensemble de l'espace des facteurs en le maillant de

manière optimale, pour éviter de manquer une zone. Cette méthode consiste à répéter plusieurs fois la méthode OAT (appelé trajectoire) dans plusieurs points de l'espace des facteurs et permet ainsi de hiérarchiser leurs effets : les facteurs avec des effets négligeables, ceux ayant des effets linéaires sans interactions et ceux ayant des effets non linéaires et/ou d'interaction. Elle ne peut cependant distinguer les facteurs influents des facteurs avec interactions.

Le maillage de cet espace est le point central de cette méthode, car seuls les points de cette grille sont évalués entraînant des analyses de résultats dépendant du maillage et du nombre de trajectoires. Soit r le nombre de trajectoires (compris entre 4 et 10 d'après Saltelli et al. [197]) et k le nombre de facteurs d'entrée. Une discrétisation de l'espace des facteurs en n niveaux par facteur est réalisée, et r méthodes OAT sont appliquées les unes après les autres en faisant varier les facteurs d'une valeur à la fois de manière aléatoire. Ainsi une trajectoire est « suivie » dans cet espace jusqu'à ce que tous les facteurs aient varié une fois, amenant à une trajectoire de $k+1$ points. Le nombre de simulations nécessaire est alors de $N = r(k+1)$, qui peut être optimisé par une sélection de trajectoires évaluant de manière optimale l'espace des facteurs (Campolongo et al. [33]).

Il est ensuite possible de calculer l'effet élémentaire (EE) d'un facteur où Δ est la quantité différenciant deux valeurs d'un facteur :

$$EE_i = \frac{f(x_0, \dots, x_{i-1}, x_i \pm \Delta, x_{i+1}, \dots, x_n) - f(x_0, \dots, x_n)}{\Delta} \quad (2.25)$$

Pour analyser les effets des facteurs, deux indices sont calculés (les indices initiaux ont été modifiés par Campolongo et al. [33] pour éviter toute compensation d'effet élémentaire) pour chaque facteur j :

$$\mu_j^* = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r |EE_i| \quad (2.26)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^r (EE_i - \mu_j^*)^2}{r-1}} \quad (2.27)$$

μ_j^* représente la valeur absolue de la moyenne des effets du facteur j (plus celle-ci est importante, plus le facteur j contribue à la dispersion de la sortie) et σ_j la variabilité des effets (permettant de qualifier un niveau de non linéaire et/ou d'interaction dans le modèle) La représentation graphique de μ_j^* vs σ_j permet de catégoriser les effets des k facteurs dans les 3 catégories énoncées précédemment, et de les hiérarchiser.

En entrée il est possible de donner des distributions d'entrée uniformes (permettant de prendre des valeurs discrètes) ou autre (normale, log-normale...), mais chaque distribution d'entrée est divisée en le même nombre de niveaux n . Il est donc nécessaire d'avoir un nombre de sous-modèles équivalent pour chacun des modèles étudiés. De plus il est nécessaire de quantifier le paramètre Δ entre deux modèles, pouvant influencer la valeur relative des EE_i . Ainsi, seul l'effet de la variation du modèle peut être pris en compte, l'utilisation des indices de Morris étant trop sujet au biais de Δ .

Méthode de Sobol

La méthode de Sobol permet de déterminer des indices de sensibilité quantifiant la contribution de chacun des facteurs à la variance de la sortie $V(Y)$ même si le modèle est non linéaire et non monotone. Plusieurs indices existent :

- Indices de 1^{er} ordre : contribution pour un unique facteur
- Indices de 2^e ordre : contribution de l'interaction de deux facteurs
- Indices de n^e ordre : contribution de l'interaction de n facteurs

- Indices totaux : contribution d'un facteur en prenant en compte les effets de 1^{er} ordre et de tous les ordres supérieurs

La variance de la sortie peut alors s'écrire comme la combinaison de tous les variances liées à ces indices :

$$V(Y) = \sum_{i=1}^k V_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j>i}^k V_{i,j} + \dots + V_{1,\dots,k} \quad (2.28)$$

Les indices peuvent alors être calculés comme étant la part de la variance conditionnée par un facteur donné K normalisé par la variance totale :

$$S_i = \frac{V_{K_i}(E_{K_{\sim i}}(Y|K_i))}{V(Y)} \quad (2.29)$$

$E_{K_{\sim i}}$ est l'espérance de la sortie Y sur toutes les valeurs de la matrice K en gardant K_i fixe, tandis que la variance V_{K_i} est calculée sur toutes les valeurs possibles de K_i .

Pour déterminer ces indices, des méthodes ont été développées basées sur des échantillonnages de Monte Carlo, dont une méthode proposée par Saltelli et al. [196, 198]. Cette méthode permet de déterminer l'influence de chacun des modèles et peut être couplée à la méthode de Morris. Cependant le nombre de simulations à réaliser est important.

Méthode des plans factoriels

La méthode des plans factoriels est une méthode développée afin de prendre en compte les effets d'interaction entre paramètres qui n'étaient pas visibles avec une méthode OAT simple. Si comme pour la méthode de Morris elle permet de visualiser les effets d'interactions, la méthode des plans factoriels complets prend en compte toutes les combinaisons de facteurs, demandant pour k paramètres et n le nombre de niveaux n^k simulations. Les résultats sont alors analysés par la méthode Analyse de variance - *Analyse Of Variance* (ANOVA) en écrivant un modèle linéaire où les variables de prévision sont catégorielles plutôt que continues. En lien avec les indices de Sobol, cette méthode prend en compte les effets d'interactions des facteurs. Par exemple pour 2 variables le modèle linéaire peut s'écrire :

$$y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \epsilon_{ijk} \quad (2.30)$$

Où y_{ijk} est la variable expliquée, μ est la moyenne, α_i est l'effet du i^e groupe du paramètre α et β_j du j^e groupe du facteur β , $(\alpha\beta)_{ij}$ leur effet d'interaction et ϵ_{ijk} le résidu. Des tests statistiques sont alors réalisés pour tester les hypothèses des différentes variables et pour déterminer quelles combinaisons de facteurs sont pertinentes pour des analyses.

Afin de réduire le nombre d'essais et d'accélérer ainsi les simulations, il est possible de réaliser une configuration de plan factoriel fractionnaire ne nécessitant qu'une fraction de l'ensemble des simulations. Par exemple, en prenant des simulations sur deux niveaux (1 et -1), les 2^k simulations se transforment en une configuration factorielle fractionnaires (FF) pour $k-1$ paramètres, soit 2^{k-1} . Le principe se base sur la multiplication des différents facteurs entre eux afin de réduire le nombre d'inconnues à déterminer. En effet avec un plan FF, n équations à p coefficients inconnus ($p > n$) doivent être résolues. Pour diminuer le nombre d'inconnues, les coefficients sont regroupés de telle manière à avoir n inconnues, pour cela les échantillons des différents facteurs sont multipliés. Ces groupements sont appelés des contrastes ou aliases.

Différents niveaux de résolution des plans factoriels fractionnaires existent (Tableau 2.10), qui mélangent plus ou moins les interactions entre modèles et donc complexifient les analyses suivantes.

Ces plans sont généralement utilisés pour des facteurs à 2 niveaux, mais peuvent être étendus à des niveaux supérieurs (utilisation de l'échantillonnage LHS), ainsi qu'à des plans non équilibrés où le nombre de niveaux par facteur diffère (l'analyse des sorties est alors différente). Cette

k	Nombre d'essais $n = 2^k$	Nombre maximal de modèles		
		Résolution V	Résolution IV	Résolution III
3	8	3	4	7
4	16	5	8	15
5	32	6	16	31
6	64	8	32	63
7	128	11	64	127

TABLEAU 2.10 – Nombre de modèle maximal suivant le nombre d'essai et la résolution

méthode permet de réduire le nombre de simulations mais son application doit rester précautionneuse au vu des mélanges d'interactions possibles.

2.3.2 Choix de la méthode pour la suite

Pour l'application à la simulation énergétique urbaine, le choix se porte ici sur les plans factoriels adaptatifs au nombre de modèles à comparer ainsi qu'au nombre de sous-modèles, et qui permettent d'avoir un nombre de simulations réduit grâce aux plans factoriels fractionnaires tout en prenant en compte les interactions entre modèles. On peut avoir :

- Des plans factoriels créés de manière automatique, notamment en plan FF avec les matrices de Hadamard ou l'échantillonnage LHS. Ces matrices sont pour certaines difficilement maîtrisables, pouvant exclure certaines combinaisons intéressantes à analyser.
- Des plans factoriels créés à la main si uniquement une partie des combinaisons de modèles présente un intérêt

Si trop de modèles sont à analyser, des plans factoriels de résolution III ou IV peuvent permettre de réduire rapidement le nombre de modèles influents, et réaliser ainsi des analyses plus poussées uniquement sur les modèles les plus pertinents avec des plans de résolution supérieurs.

L'analyse des effets des modèles pourra être réalisée sur les KPI mais aussi sur des séries temporelles en réalisant l'analyse sur chaque pas de temps, permettant de voir l'évolution des modèles dominants suivant les différentes périodes du jour et de l'année. Les bibliothèques python SALib [100] et statsmodels [206] sont utilisées pour l'analyse des résultats.

2.4 Application à la simulation énergétique urbaine

Maintenant que la méthode d'analyse de sensibilité a été choisie, que les quartiers types sont prêts à être construits et l'indicateur de parcimonie défini, une méthode est proposée pour aider à la quantification des KGI à l'échelle urbaine en analysant petit à petit les modèles composant le quartier (appliquée notamment sur les modèles de masques à International Building Performance Simulation Association (IBPSA) 2019 [78]).

Tout d'abord, les différents composants de la simulation énergétique urbaine doivent être distribués dans des familles de modèles thématiques comme sur la Figure 2.15 afin de pouvoir comparer intrinsèquement ou unitairement les modèles sans interactions avec les autres. Au sein de chaque modèle élémentaire, les sous-modèles sont comparés à une référence, choisie comme étant le modèle supposé le plus détaillé. Aucune validation de modèle vis-à-vis de données expérimentales n'est réalisée, mais uniquement des analyses comparatives. En effet, avec pour objectif de simuler de nombreux quartiers types, il est difficile de pouvoir trouver des données touchant

aux différents KPI et à différentes échelles spatiales. Afin de s'affranchir des différences liées à d'autres modèles que ceux analysés, un unique UBEM est utilisé. Ainsi, contrairement au projet IBPSA Project 1 [195], ce ne sont pas plusieurs UBEM comparés sur un quartier, mais uniquement les modèles entre eux, permettant de déterminer plus facilement les origines des écarts. Une inter-comparaison de modèles est réalisée, mais sans validation à des données réelles. Les modèles dits les plus précis ne sont pas forcément ceux qui sont les plus proches des résultats réels. Avec la compensation des erreurs, il est possible qu'un modèle simplifié ait des meilleurs résultats. On ne s'intéresse ainsi qu'aux écarts relatifs entre modèles.

Pour l'analyse d'un modèle élémentaire donné, plusieurs étapes sont réalisées (Figure 2.16) :

1. Sélection des modèles à comparer

À partir de la littérature ou des outils de simulation disponibles et suivant les contraintes logicielles et d'accessibilité, un jeu de modèles est sélectionné. Le modèle de référence est choisi soit parce qu'il est le modèle validé présentant les meilleurs résultats soit par l'analyse de la complexité/précision du modèle.

2. Choix des KPI selon les objectifs de simulation

Ces KPI sont adaptés au modèle élémentaire étudié. Par exemple, pour l'étude des sollicitations extérieures le rayonnement solaire reçu peut être intéressant à récupérer pour l'analyse, et pour les systèmes EnR décentralisés les potentiels d'autoconsommation par bâtiment.

3. Choix des quartiers à simuler

Les quartiers virtuels choisis doivent être adaptés au contexte de la comparaison des modèles, en présentant notamment des caractéristiques suffisamment sensibles au phénomène étudié afin de la rendre pertinente. Par exemple, si des modèles d'occupation sont étudiés, la simulation de quartiers de divers usages et non pas uniquement résidentiels est utile pour visualiser la sensibilité des modèles à l'usage du bâtiment.

4. Élaboration du plan d'expériences

Comme vu précédemment sur l'analyse de la combinatoire des différents modèles, il est possible de créer différents plans d'expériences. Si le nombre de modèles est très important, une pré-simulation avec des plans FF de faible résolution peut être réalisée afin de réduire le nombre de modèles d'entrée ou alors des quartiers extrêmes peuvent être utilisés en amont pour visualiser si les modèles ont une influence ou une précision suffisante.

5. Simulation et analyse des résultats

Une fois le nombre de modèles d'entrée et le plan d'expériences élaboré, les modèles sont appliqués à la sélection de quartiers et les post-traitements pour les KPI réalisés.

Si le nombre de modèles implique des difficultés d'analyse de la parcimonie par leur nombre, il est possible d'exclure ceux présentant des précisions insuffisantes quel que soit le quartier simulé (notamment si aucune pré-simulation n'a été réalisée).

6. Calcul des indicateurs de parcimonie et identification des KGI

À partir des résultats de simulation et de la détermination de la complexité des modèles, l'indicateur de parcimonie est calculé. Suivant les analyses graphiques et la méthode du paragraphe 2.1.7, un ou des KGI adaptés à l'indicateur de parcimonie sont élaborés, et les tableaux d'aide à la décision créés. Une fois l'analyse au sein d'un modèle élémentaire réalisée, un échantillon de modèles est choisi afin de pouvoir les combiner à un autre modèle élémentaire. La méthode peut alors être réappliquée pour déterminer les nouveaux KGI. La sensibilité des modèles aux paramètres de quartiers est supposée prise en compte dans le foisonnement des types de quartiers utilisés pour chacune des analyses.

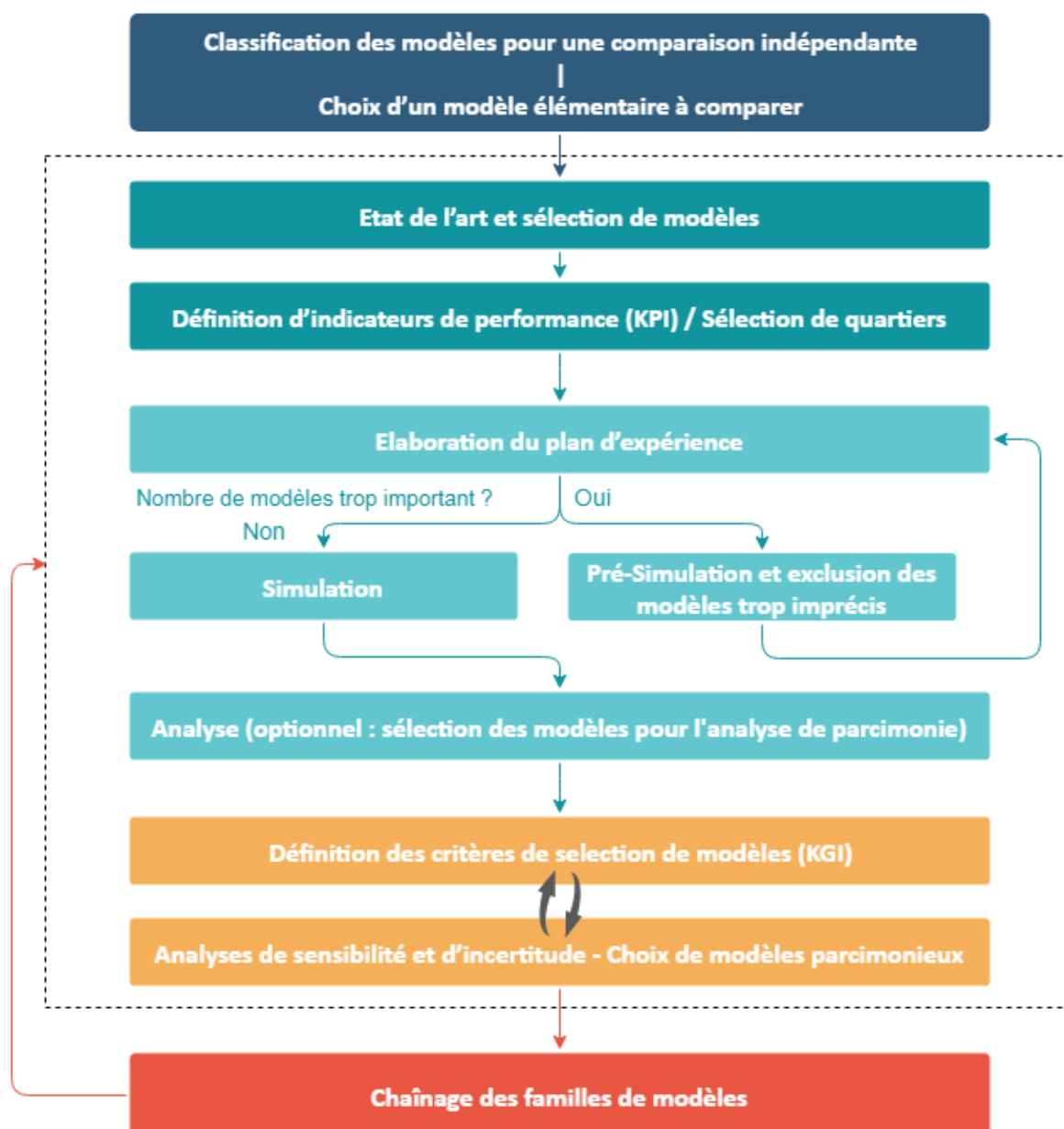


FIGURE 2.16 – Méthode d'analyse de la parcimonie à vocation de détermination des KGI

2.5 Outil retenu pour le travail de thèse : DIMOSIM

Afin de pouvoir comparer intrinsèquement les modèles, il est fort préférable d'utiliser un unique simulateur. L'ensemble des autres modèles utilisés sont ainsi les mêmes : les différences en sortie de simulation sont alors uniquement dues au changement de modèle. L'outil principal utilisé pour le travail de thèse est l'UBEM DIMOSIM (*District MOdeller and Simulator*) développé par le CSTB [186]. Ce logiciel est développé en langage python orienté objet et est géré sous l'usine logicielle GitLab pour une intégration continue. Son interface permet de coupler facilement DIMOSIM avec des modules extérieurs afin d'ajouter des fonctionnalités ou des contrôles externes.

Une présentation succincte de la structure de simulation et des modèles principaux est proposée ici. Les modèles utilisés pour les comparaisons seront présentés de manière plus approfondie dans les chapitres dédiés.

2.5.1 Méthodologie du logiciel

DIMOSIM est un outil de simulation *bottom-up* pour l'analyse de faisabilité, de conception et d'opération de systèmes énergétiques à différentes échelles, du bâtiment au territoire, qui a été développé et utilisé dans divers projets européens et centres de recherche. La plateforme de simulation prend en compte l'environnement du quartier (climat, rayonnement solaire, topologie), sa composition (résidentiel, bureaux, commerce), son occupation (type d'occupant et d'équipements) et ses systèmes (systèmes multi-énergie, réseaux de chaleur et sources de production locales ou globales). DIMOSIM est composé de classes, permettant de hiérarchiser les liaisons entre les objets (Figure 2.17).

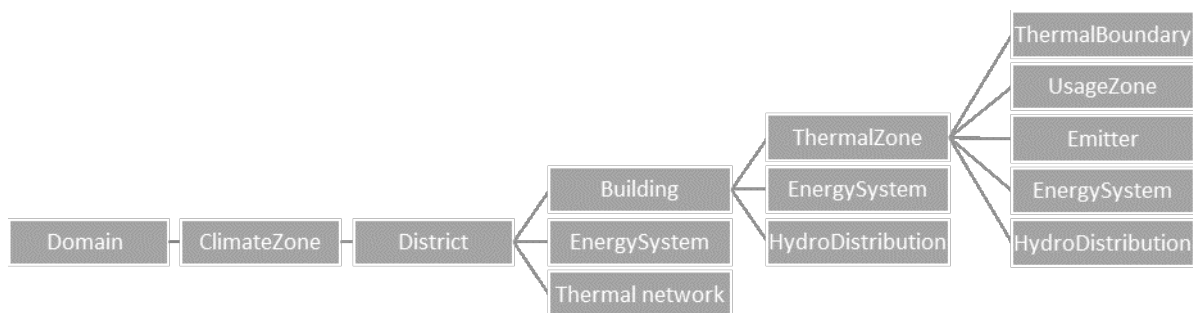


FIGURE 2.17 – Classes simplifiées de DIMOSIM

Les systèmes énergétiques comprennent la production, le stockage et la distribution, et peuvent être instanciés à l'échelle de la zone thermique, du bâtiment, jusqu'à la production centralisée d'un réseau de chaleur. Les interactions entre les systèmes de ces différentes échelles sont gérées par la création automatisée des boucles hydrauliques et sous-stations suivant les modes opératoires.

À partir d'un jeu de données, DIMOSIM complète les données manquantes avec des données par défaut, dimensionne les systèmes et les besoins thermiques, et lance les simulations pour un pas de temps et un horizon de calcul donnés. La procédure de simulation est présentée en Annexe A.1.

2.5.2 Conditions extérieures

DIMOSIM récupère les données des conditions extérieures à partir d'un fichier météo pouvant provenir de fichiers standardisés (epw, ray ou tmy) ou de données mesurées, contenant les informations usuelles au pas de temps horaire : température de l'air, du ciel, l'humidité, le rayonne-

ment solaire direct et diffus... À partir de ces données et des données géométriques des bâtiments, le rayonnement solaire arrivant sur les différentes façades est calculé par lancer de rayon (voir Chapitre 3, paragraphe 3.1.3).

2.5.3 Bâtiment et thermique

Dans l'outil DIMOSIM un modèle R_iC_j est implémenté. Ce modèle s'adapte aux données d'entrée et peut être simplifié en regroupant en une unique façade les murs extérieurs afin de réduire le temps de calcul. Aucun calcul de pression ni d'hygrométrie n'est effectué. Une modélisation multizone est possible dans DIMOSIM mais aucun échange thermique n'est initialement modélisé (un modèle d'échanges thermiques a été développé spécifiquement dans cette thèse, voir Chapitre 4, paragraphe 4.1.1), toutes les parois sont adiabatiques. L'enveloppe est cependant toujours discrétisée afin de distinguer la position de l'isolation : extérieure, intérieure ou interne, et ainsi de pouvoir simuler des opérations de rénovation énergétique.

Sa description est proposée en Annexe A.2.

2.5.4 Bâtiment et occupation

L'occupation dans DIMOSIM peut être modélisée de différentes manières :

- Par un apport constant de puissance par mètre carré de bâtiment
- Par un profil d'occupation type suivant l'usage du bâtiment : création des apports internes, du profil de charge électrique, du soutirage ECS, des températures de consigne et du taux de ventilation
- Par un profil stochastique : l'outil QIRIEL génère des populations et des équipements dans chacun des bâtiments, qui sont alors utilisés par le préprocesseur CRONIQ. Celui-ci utilise une approche stochastique basée sur des mesures de courbe de charge et l'enquête nationale Emploi du temps [108] de l'Institut National de la Statistique et des Études Économiques (INSEE) pour créer un profil d'activité pour les occupants et un profil de charge pour les équipements.
- Par des profils imposés par l'utilisateur

Les équipements utilisés par les occupants sont répartis entre la cuisine, le travail ménager et les appareils informatiques. Si des profils d'activité sont mis en place, chacun des équipements utilisés est modélisé pour avoir la puissance électrique à chaque pas de temps. Des voitures électriques sont aussi disponibles à la modélisation.

2.5.5 Systèmes de production

En fonction du type de générateur, différentes boucles de calcul sont utilisées. Si le générateur est hydraulique, une boucle d'approvisionnement modélise la température d'approvisionnement et les pertes thermiques à travers la distribution avant tout calcul lié spécifiquement à la caractéristique du générateur.

À chaque niveau de la zone et du bâtiment, différents générateurs sont disponibles :

- Au niveau de la zone thermique : une chaudière, des pompes à chaleur (PAC) air-eau ou air-air, un chauffage électrique, un ballon ECS électrique (avec possibilité de complément avec ballon de stockage), et une unité de cogénération.
- Au niveau du bâtiment, seuls des générateurs hydrauliques sont proposés : une chaudière, des PAC air-eau ou air-air et une unité de cogénération.

- Au niveau quartier, comme pour le bâtiment, seuls des générateurs hydrauliques sont proposés : une chaudière, une PAC eau-eau, des thermo-frigo pompes et un système de récupération des eaux usées. Un multi-générateur est implémenté, permettant de pouvoir combiner différents systèmes au sein d'une même unité de production pour les réseaux de chaleur.

Ces modèles sont paramétrés et dimensionnés avec des données enrichies à partir de données expérimentales et de règles expertes. Le mode opératoire du générateur bâtiment se base sur l'agrégation des modes des zones thermiques (chauffage, climatisation, réversible, ECS).

Des productions EnR sont implémentées, telles que le photovoltaïque et le solaire thermique.

2.5.6 Réseaux thermiques

DIMOSIM permet la génération automatique de réseaux de chaleur ou de froid en choisissant les bâtiments connectés à celui-ci. Une structure objet spécifique est mise en place pour représenter le réseau et le coupler avec le modèle thermique de bâtiment. Elle permet de modéliser plusieurs réseaux connectés entre eux (généralement un principal et un secondaire) par des sous-stations quartiers. Cette division architecturale a notamment pour objectif de connecter plusieurs générateurs de manière indépendante entre deux sous-réseaux ou de gérer des réseaux à des températures différentes. Ces réseaux sont connectés aux bâtiments par des sous-stations permettant de lier la température et le débit du réseau à ceux de la distribution hydraulique du bâtiment.

Deux modes de distribution ont été implémentés dans DIMOSIM : une distribution simple agrégée où les tubes du réseau sont décrits en un unique tube avec un coefficient de perte thermique adapté aux pertes en conditions nominales (modèle plus adapté à des phases de projet préliminaires où peu d'informations sont disponibles et où les résultats n'ont pas vocation à être détaillés), ou une distribution détaillée où toutes les sections du réseau sont modélisées.

Les modèles du réseau calculent les distributions de température dans les tubes en prenant en compte les pertes thermiques dans le sol suivant leur diamètre, leur isolation, la température de sol, la chaleur injectée ou extraite par les générateurs et la chaleur injectée ou extraite par les sous-stations. La résolution des équations du réseau se fait uniquement sur les températures et débits, aucune pression n'est utilisée. Deux modèles de tubes, statique et dynamique, sont implémentés afin d'adapter les simulations au cas d'étude.

La description détaillée des modèles liés au réseau de chaleur sont présentés en Annexe [A.3](#).

2.5.7 Réseaux électriques

Les gains actifs et réactifs des bâtiments (équipements et systèmes) sont récupérés par le modèle de réseau électrique pour faire des bilans de flux à chaque nœud du réseau. Cela permet de dimensionner le réseau et de déterminer le niveau de tension associé au quartier. Un modèle de données CPP est créé et les flux de puissance sont mis en entrée pour modéliser l'ensemble du réseau global.

2.6 Conclusion concernant les choix méthodologiques

La question de la parcimonie est présente dans de nombreuses thématiques et reste une question encore aujourd'hui étudiée. Des indicateurs ont été proposés et publiés afin de pouvoir quantifier cette idée de parcimonie, généralement adaptés à diverses thématiques.

La méthodologie développée dans la thèse se veut double : liée à l'utilisateur et liée au développeur de modèles de simulateur énergétique quartier. L'objectif est de déterminer les modèles les

plus parcimonieux et de pouvoir ainsi réaliser des simulations adaptées au contexte. Ainsi la parcimonie consiste en un équilibre entre les contraintes liées à la modélisation à l'échelle quartier (la qualité et la difficulté de récupération des données pour chacun des bâtiments, le temps de simulation au vu du nombre de bâtiments), les objectifs de simulation et la modélisation des phénomènes.

Plusieurs éléments ont été retenus pour « calculer » la parcimonie : le nombre de paramètres, le nombre d'hypothèses simplificatrices, des critères de validité de données et le temps de simulation. Afin d'offrir une flexibilité dans le calcul de l'indicateur de parcimonie, des poids ont été associés à chacun de ces éléments, permettant une analyse multicritère.

Différents indicateurs ont été appliqués sur un bâtiment unique pour des modèles liés à l'occupation. Après analyse des résultats et de la visualisation de leur sensibilité aux différents poids associés, un indicateur (P_{delta}) a été retenu. Cet indicateur change la classification des modèles suivant les poids associés et offre une facilité de lecture.

Afin de pouvoir gérer la combinatoire des sous modèles échelle quartier, une méthode a été proposée permettant de déterminer les KGI pour le calcul de la parcimonie. L'objectif est de pouvoir gérer cette multiplicité petit à petit en simulant des quartiers types et adaptés aux modèles étudiés.

Cette méthode va être appliquée à plusieurs familles de modèles liés à la simulation énergétique à l'échelle quartier. Ces familles (rayonnement solaire, division en zones thermiques et réseau de chaleur) présentent des caractéristiques très différentes. Cela permettra de tester la bonne adéquation des représentations graphiques destinées au choix de modèles.

Chapitre 3

Parcimonie et modèles de masques solaires

Sommaire

3.1	Modélisation du rayonnement solaire	76
3.1.1	Méthodes et évaluation du rayonnement solaire	76
3.1.2	Rayonnement solaire et simulateurs quartier	78
3.1.3	Modèle de rayonnement solaire de DIMOSIM	80
3.2	Mise en place et application de la méthodologie d'analyse de la parcimonie	82
3.2.1	Modèle de rayonnement solaire choisis	82
3.2.2	Indicateurs de performance	85
3.2.3	Bâtiments et quartiers	85
3.2.4	Paramètres composants les KGI	86
3.2.5	Choix effectués pour les simulations	86
3.2.6	Hypothèses de calcul des indicateurs de parcimonie	87
3.2.7	Méthodologie d'analyse	87
3.3	Résultats	90
3.3.1	Validation du modèle détaillé de DIMOSIM	90
3.3.2	Application sur les 5 types de quartier	95
3.3.3	Application sur des quartiers de 16 bâtiments	97
3.3.4	Étude de la parcimonie des différents modèles	102
3.3.5	Résultats complémentaires	104
3.4	Conclusion	112

Introduction

Une première application de la méthodologie d'analyse de la parcimonie est appliquée aux modèles de masques solaires dans le quartier. Afin de choisir un jeu de modèles, une présentation des différentes possibilités de modélisation du rayonnement et des masques solaires est réalisée. Dans le but d'effectuer la comparaison de modèles dans DIMOSIM, une brève comparaison du modèle le plus détaillé de DIMOSIM vis-à-vis d'un logiciel de référence, DAYSIM [181], est réalisée; il servira ainsi de référence. À partir de la revue de littérature, sept modèles sont comparés en appliquant la méthodologie décrite dans le Chapitre 2 (paragraphe 2.4). Plusieurs variantes de modélisation sont mises en place afin d'étudier la parcimonie de manière plus globale.

Cette première application se veut avant tout simple : les modèles diffèrent quant au maillage utilisé pour calculer l'effet des masques (pas de maillage, maillage unique, maillage détaillé) ce qui permet d'appréhender de manière tangible les différences de complexité et de précision des modèles. Ce chapitre a fait l'objet d'un article de conférence [78].

3.1 Modélisation du rayonnement solaire

Le rayonnement solaire est un des phénomènes physiques significatifs de la simulation énergétique urbaine. Il va influencer la conception de nouveaux quartiers par l'intermédiaire de la mise en œuvre de stratégies énergétiques passives, reposant sur le choix des orientations, du taux de vitrage ou la mise en place de protections solaires fixes, ou actives notamment avec l'intégration de panneaux photovoltaïques ou de chauffe-eau solaire. Il impacte ainsi les besoins ou le potentiel de production solaire d'un quartier : les gains à travers le vitrage ou sur les parois opaques diminuent ou augmentent respectivement les besoins de chauffage et de climatisation, et l'éclairement naturel module la consommation liée à l'éclairage. Or l'environnement urbain engendre des effets de masques et de réflexions inter-bâtiments, notamment avec la modélisation de dizaines voire centaines de bâtiments.

Romero Rodríguez et al. [193] ont montré que les ombrages et les inter-réflexions peuvent réduire de 60 % le rayonnement solaire incident sur les façades et de 25 % sur les toits pour des zones denses. La morphologie et la densité des quartiers étudiés vont effectivement moduler le rayonnement solaire reçu [131]. Li et al. [133] obtiennent des baisses de potentiels PV jusqu'à 50 % et de solaire thermique de 26 % dans des cas de densité importante. Ces différences conditionnent la rentabilité économique ou non d'un projet.

À la suite de ces modifications de gains solaires incidents, les conditions de fonctionnement des systèmes (ex : production, puissance maximale appelée) vont évoluer. Han et al. [93] ont démontré que la non-modélisation des ombrages entre bâtiments pouvait amener jusqu'à 60 % d'erreur dans la consommation de chauffage et climatisation et 6 % pour la consommation électrique liée à l'éclairage suivant les zones climatiques. De même, Strømman-Andersen et Sattrup [216] ont étudié le rayonnement au sein de différentes densités de rues en forme de canyon urbain. Suivant la morphologie urbaine l'impact sur les consommations de chauffage, de climatisation et d'éclairage peut atteindre 30 % pour les bâtiments de bureaux et 19 % pour le résidentiel.

Ainsi, le choix des modèles pour la prise en compte des effets inter-bâtiments à l'échelle quartier soulève des problématiques de temps de calcul et de paramétrage.

3.1.1 Méthodes et évaluation du rayonnement solaire

Lorsque le quartier est géolocalisé, il est possible de récupérer des fichiers météo afin de pouvoir intégrer le bon climat à la simulation. Ces fichiers proviennent de stations météo situées à

des points précis, souvent positionnées près des aéroports. Si les quartiers étudiés sont de grande taille, l'utilisateur est alors plus à même d'utiliser plusieurs stations. Dans ces fichiers se trouvent les données liées aux températures, à l'humidité, à la pression atmosphérique mais aussi aux rayonnements solaires diffus et direct. Ces données sont essentielles pour le calcul des gains solaires et doivent être traitées pour obtenir le rayonnement incident sur chacune des parois.

Le modèle de rayonnement doit prendre en compte différentes composantes à appliquer sur les façades inclinées du quartier :

- Le rayonnement direct (provenant du soleil)
- Le rayonnement diffus (provenant de la diffraction des rayons par l'atmosphère)
- Le rayonnement réfléchi sur le sol et sur les façades des bâtiments

Le rayonnement direct est modélisé à partir des positions du soleil dans le ciel (hauteur et azimut) et du rayonnement solaire direct horizontal donné dans les fichiers météo. Une fois ce rayonnement déterminé, il est nécessaire d'y appliquer les effets de masques solaires des bâtiments environnants et les possibles réflexions sur les surfaces de l'environnement (sol, façades de bâtiment). Freitas et al. [73] ont réalisé un état de l'art sur les modèles de rayonnement solaire, en classifiant ceux-ci entre les méthodes de calcul empirique, les logiciels de calcul numérique spécialisés et les modèles solaires orientés simulation urbaine. Les masques solaires et les réflexions peuvent effectivement être modélisés de différentes manières. Les principales sont les suivantes :

- Par lancer de rayon : Les propagations et réflexions des rayons du soleil sont calculées géométriquement suivant les particularités des surfaces (ex : logiciel de référence RADIANCE [43] et sa simplification DAYSIM [181])
- Avec un modèle de radiosité : Ce modèle calcule des échanges radiatifs entre chaque surface de bâtiment, le sol et les différentes régions du ciel à partir des lois de conservation de l'énergie (ex : développement d'une méthode de radiosité simplifiée (SRA) par Robinson et al. [191])
- Grâce à des images satellite (ex : Martinez-Durban et al. [140] avec des images de Meteosat)
- Avec le calcul de coefficients de masque constants (ex : l'ancienne norme ISO 13790 :2008 [110] ou Schallenberg-Rodriguez [203] avec un coefficient de réduction constant sur les toitures des bâtiments)

Le rayonnement diffus est déterminé à partir de modèles de ciel empiriques. Ces modèles de ciel peuvent être isotropes (l'intensité du rayonnement est uniforme sur toute la voûte céleste) ou anisotropes (l'intensité variant selon la position). Ces derniers prennent en compte notamment les problèmes de luminosité à l'horizon. On peut citer le modèle de ciel isotrope de Hottel and Woertz [104], les modèles de Klucher [123], Hay-Davis [95], Reindl [179, 180], et les modèles 1993, 1990 et 1987 de Perez [163–165] pour les ciels anisotropes. D'autres modèles ont été développés ces dernières années, notamment avec les bases SIG et les images satellites. L'obstruction des bâtiments au rayonnement diffus est ensuite modélisé par un facteur de vue. Comme pour le rayonnement direct, le rayonnement diffus réfléchi peut être calculé à partir des méthodes géométriques.

En plus de la méthode de calcul des masques, la géométrie du quartier peut influencer le calcul du rayonnement incident. La géolocalisation et la description des bâtiments est réalisée soit manuellement, soit à l'aide de fichiers géoréférencés tels que CityGML [155] ou le format geojson. Ces fichiers varient suivant le niveau de détail, ou LOD (*Level Of Detail*), affectés. Les LOD déterminent la précision de définition des objets : le LOD 0 ne contient que l'empreinte au sol, le LOD 1 représente une boîte extrudée, le LOD 2 détaille les formes particulières des bâtiments (notamment la pente du toit), tandis que les LOD 3 et 4 comprennent des informations supplémentaires comme la position des fenêtres. La récupération de données supplémentaires peut ainsi influencer la géométrie (façades, vitrages) sur laquelle les méthodes d'ombrage vont être appliquées. Biljecki et al. [24] ont étudié l'effet de la propagation des erreurs provenant des différents LOD sur le calcul du rayonnement solaire, amenant à des différences de 10 % sur son estimation.

3.1.2 Rayonnement solaire et simulateurs quartier

Les simulateurs énergétiques à l'échelle quartier utilisent différentes méthodes de calcul de rayonnement parmi celles présentées précédemment. En effet, plusieurs aspects liés aux masques solaires existent :

- Topographie : La topographie du terrain au sein même d'un quartier influence les masques lointains en modifiant les rapports de hauteur entre les bâtiments. De plus, la topographie environnante (montagnes, vallée...) peut influencer l'accès à la lumière naturelle.
- Masques lointains dus au quartier : Ombrage provoqué par les bâtiments environnants. La végétation environnante peut être aussi considérée, notamment la présence d'arbres le long des rues et devant les bâtiments. Les données étant difficiles à récupérer à l'échelle quartier, elle est généralement écartée sauf dans le cas d'études sur le microclimat urbain.
- Masques proches : Ombrage provoqué par le bâtiment sur lui-même (ex : balcons, loggias, bâtiment convexe...).
- Masques mobiles : Réduction du rayonnement par des protections solaires mobiles.
- Inter-réflexions : Réflexions du rayonnement sur les bâtiments voisins.

Le Tableau 3.1 présente les différents masques solaires utilisés suivant les UBEM présentés au paragraphe 1.1.2. On considère que les modèles de masques proches sont liés à des principes géométriques s'ils sont notés utilisés. La topographie est notée modélisée uniquement s'il est possible de prendre l'altitude du terrain environnant. Enfin, il est indiqué pour les masques mobiles suivant quelles conditions ceux-ci sont utilisés. En effet, ce n'est qu'à partir d'une certaine condition (sur la température ou le rayonnement extérieur) que ces masques sont généralement activés.

UBEM	Masques lointains	Masques proches	Masques mobiles	Topographie	Inter-réflexion
Outils complets					
CESAR	Lancer de rayon (EnergyPlus)	x	x (options possibles)	-	x
CityBES	Lancer de rayon (EnergyPlus)	x	x (options possibles)	-	x
City Energy Analyst	Lancer de rayon (DAYSIM)	x	Suivant le rayonnement solaire	x	x
CitySIM	Méthode de radiosit� simplifi�e (SRA)	x	Suivant le rayonnement solaire	x	x
DIMOSIM	Lancer de rayon	x	Suivant la temp�rature int�rieure	x	-
HUES	-	-	-	-	-
IDA ICE	Lancer de rayon (RADIANCE)	x	x (options possibles)	-	-
MoDEM	Lancer de rayon (MERRUBI)	x	-	x	x

UBEM	Masques lointains	Masques proches	Masques mobiles	Topographie	Inter-réflexion
SimStadt	Lancer de rayon, Méthode de radiosit� simplifi�e (SRA)	x	-	-	x
SMART-E	Coefficient statique (ISO 13790)	x	Suivant la temp�rature int�rieure	-	-
SUNTool	M�thode de radiosit� simplifi�e (SRA)	x	Suivant le rayonnement solaire	-	x
URBANopt	Lancer de rayon (RADIANCE)	x	Suivant le rayonnement solaire	x	x
Librairies					
AixLib	-	-	Suivant le rayonnement solaire	-	-
Buildings Lib	-	x	x (options possibles)	-	-
BuildingSystem lib	-	x	-	-	-
BuildSysPro	ISO 13791 et RT2012 standards	x	-	-	-
Couplage					
BEM-TEB	M�thode g�om�trique par �quivalence de rues en canyon	-	Suivant le rayonnement solaire	-	x
EnviBatE	M�thode de radiosit�	x	-	x	x
OpenIDEAS	Lancer de rayon (simplifi�)	x	Suivant le rayonnement	-	-
UMI	Lancer de rayon (EnergyPlus)	x	x (options possibles)	-	Possible

TABLEAU 3.1 – Mod les de masques solaires suivant les UBEM

Dans la plupart des UBEM, les masques solaires lointains sont mod lis s majoritairement avec des lancers de rayons ou une m thode de radiosit . Si un UBEM mod lise les masques solaires lointains, il mod lise presque aussit t les masques solaires proches, ces derniers d pendant uniquement des positions du soleil et de formules g om triques simples. Peu d'outils prennent en compte les inter-r flexions entre b timents ou la topographie environnante. En effet, le calcul des inter-r flexions est co teux en temps de calcul et les algorithmes compliqu s   mettre en place. La topographie du terrain environnant  tant rarement influente, elle est souvent mise de c t .

On s'intéresse dans cette partie plus précisément aux modèles de masques solaires lointains liés au contexte urbain. Les masques liés à la topographie, aux inter-réflexions et aux masques mobiles ne sont pas étudiés dans la thèse, mais pourront être ajoutés à cette étude dans l'avenir.

3.1.3 Modèle de rayonnement solaire de DIMOSIM

Le calcul du rayonnement solaire de DIMOSIM se base sur les fonctions du package python pvlib [101] pour les calculs de rayonnement (réflexion au sol, angle du soleil...). Ces calculs sont réalisés en plusieurs étapes :

1. Calcul des masques solaires par lancer de rayons (sans réflexion sur les façades des autres bâtiments) : Pour chaque bâtiment une vue à 360° des masques solaires avec une résolution de 1° est réalisée. Ces masques solaires sont pris comme étant la hauteur la plus pénalisante pour une orientation donnée. La précision du calcul des masques solaires peut être adaptée : soit les masques sont calculés de manière simplifiée au centre de chaque bâtiment, soit de manière détaillée au centre de chaque façade et sur la toiture de chaque bâtiment. Afin d'avoir une meilleure précision dans les lancers de rayon, les arêtes des bâtiments dans un rayon de 500 m autour de celui étudié sont discrétisées (plus loin elles ne sont pas discrétisées mais quand même considérées). Plus les bâtiments adjacents sont proches, plus cette discrétisation est fine.
2. Application des masques sur le rayonnement direct horizontal pour chaque hauteur du soleil sur 360° (Figure 3.1).
3. Application d'un facteur de vue sur le rayonnement diffus horizontal.
4. Calcul du rayonnement réfléchi sur le sol du rayonnement direct (avec prise en compte de la hauteur du soleil) et du rayonnement diffus.
5. Calcul du rayonnement diffus par le modèle Perez de 1990 avec la prise en compte de la masse relative de l'air par la méthode de Kasten et Young 1989 [119].
6. Projection des rayonnements directs, diffus et réfléchis sur la façade considérée.

Le calcul du rayonnement solaire par DIMOSIM a été comparé à TRNSYS sur un unique bâtiment (sans masques) afin de le valider sous différents modèles de ciel. Les comparaisons ont montré de proches résultats entre les deux outils sur les différentes façades (moins de 2.5 % de différences pour le ciel isotrope et 3.7 % pour le modèle de Perez). C'est le modèle de Perez 1990 qui est finalement utilisé dans DIMOSIM après des études de Kyriakodis [127] et pour s'approcher du modèle de DAYSIM (voir paragraphes suivants).

Une fois les rayonnements calculés pour chacune des façades, ceux-ci sont appliqués sur les surfaces opaques et les vitrages. Les gains solaires sur les parois opaques se calculent en prenant en compte le facteur d'absorption. Pour le rayonnement arrivant sur les vitrages, la prise en compte des masques solaires horizontaux et verticaux proches (terrasses, renforcement de la fenêtre...) est nécessaire. En indiquant les largeurs, profondeurs et longueurs des masques proches, un simple calcul géométrique permet de récupérer : le facteur de vue pour le rayonnement diffus et le facteur de réduction pour le rayonnement direct avec la prise en compte de la position du soleil. Les rayonnements solaires transmis et absorbés par les fenêtres peuvent alors être calculés suivant les caractéristiques des vitrages et l'incidence du rayonnement.

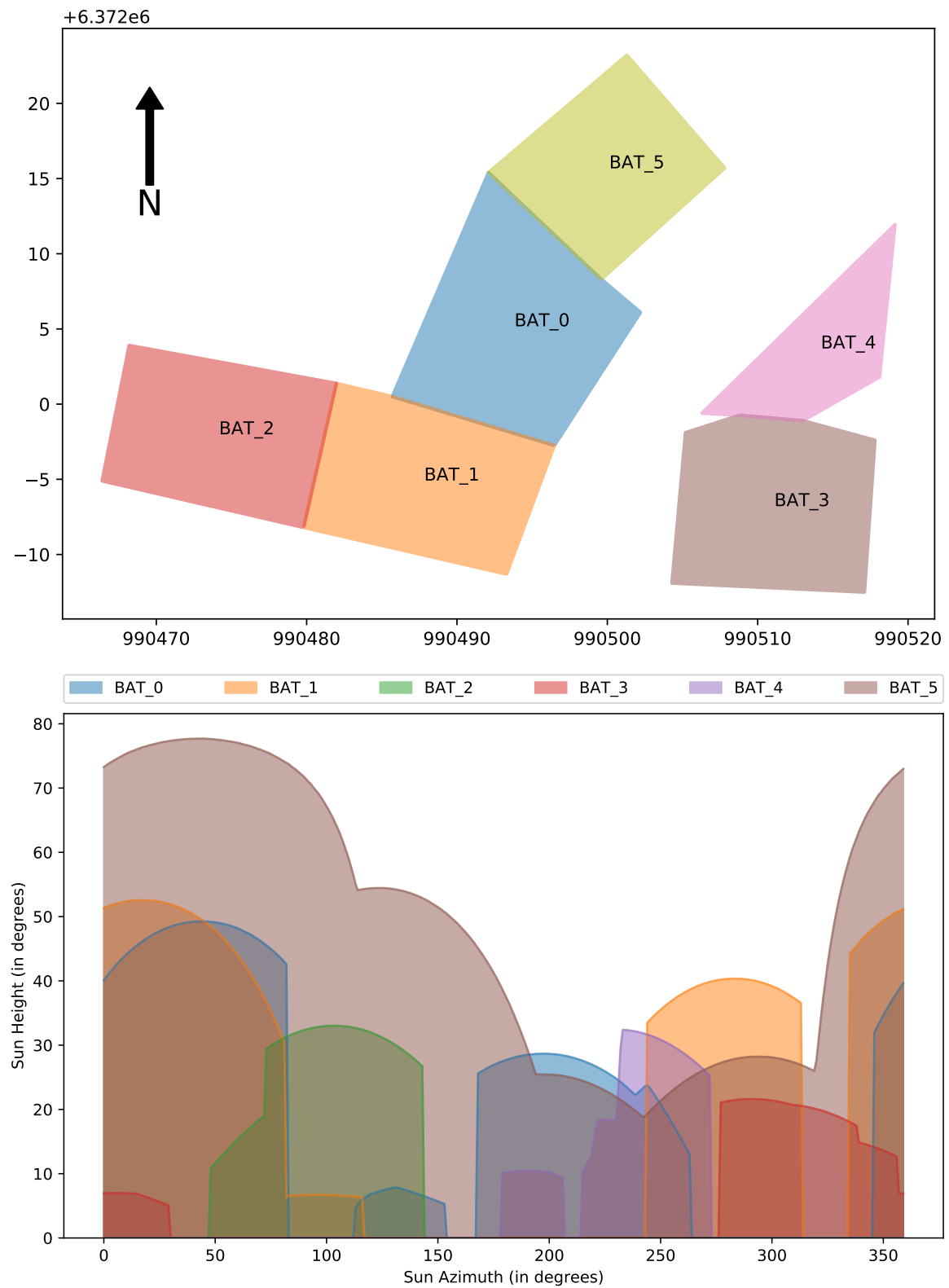


FIGURE 3.1 – Exemple de facteurs de masques solaires (calculés au centre de chaque bâtiment) suivant l'azimut de chaque bâtiment

3.2 Mise en place et application de la méthodologie d'analyse de la parcimonie

3.2.1 Modèle de rayonnement solaire choisis

Parmi les nombreux modèles de rayonnement, huit sont choisis (Tableau 3.2) à partir de leur disponibilité, leur potentielle implémentation dans DIMOSIM et leur précision, le tout afin d'obtenir un échantillon de modèles suffisamment différents entre eux. Le choix s'est porté sur l'étude des modèles de facteurs statiques (modèles X.1) pour leur rapidité de calcul, et des modèles dynamiques de lancer de rayons (modèles X.2), dont la méthode est déjà implémentée dans DIMOSIM. La méthode des radiosités est mise de côté, mais il est envisageable d'obtenir des conclusions similaires à la méthode de lancer de rayons lors de l'analyse des résultats obtenus entre différents niveaux de précision de maillage.

L'objectif est de pouvoir calculer de manière précise le rayonnement solaire incident sur les bâtiments et d'en voir l'impact sur les objectifs de simulations tels que les besoins de chauffage, tout en gardant un temps de calcul minimal. En effet, plus le bâtiment est maillé pour le calcul des masques, plus le nombre de points de calcul et de lancer de rayons augmente, et donc plus le temps de calcul est important. Chacun des modèles est appliqué en tant que pré-processeur, avant toute simulation thermique du quartier.

3.2.1.1 Modèles statiques

Les modèles statiques sont basés sur un facteur de réduction constant appliqué de manière uniforme quels que soient le jour ou l'heure de l'année et quelle que soit la localisation géographique du quartier. Les méthodes de calcul de ces coefficients varient cependant selon le pays.

Dans ces modèles statiques, 3 variantes sont prises en compte :

- Mask-L 0.0 : aucun masque solaire n'est pris en compte, le facteur de réduction est alors simplement de 1.
- Mask-L 1.1 : un facteur de masque fixe et arbitraire est utilisé. Généralement les règles expertes déterminant les facteurs de réduction visent 0.5 afin d'avoir un facteur « moyen » sur l'année et pour les bâtiments.
- Mask-L 2.1 : cette méthode est récupérée du logiciel SMART-E [22] qui utilise la méthode 3CL-DPE de la Direction de l'Information Légale et Administrative [51]. C'est un ensemble de règles utilisé pour les audits énergétiques en France afin de calculer un coefficient moyen de réduction du rayonnement à partir d'une méthode de lancer de rayons (ici dans un rayon de 500 m). En fonction des angles des obstacles, des valeurs par orientation de façade sont imposées, et corrigées éventuellement par la convexité du bâtiment.

3.2.1.2 Modèles dynamiques

Afin de prendre en compte différents raffinements de maillage dans DIMOSIM, une procédure a été ajoutée dans le calcul des masques solaires. Lors de la création des murs extérieurs, deux paramètres supplémentaires peuvent être adaptés : n (divisions en vertical) et k (divisions en horizontal) visibles sur la Figure 3.2. Chacun des centres des mailles des murs extérieurs peut alors être considéré comme point de calcul dans le lancer de rayons.

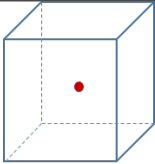
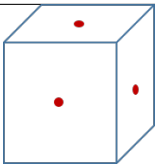
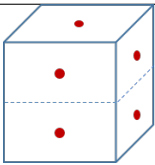
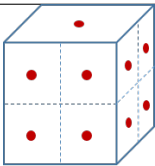
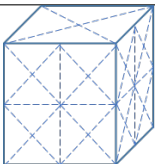
Modèle et source	Caractéristiques	Représentation
Mask-L 0.0	Pas de prise en compte des masques	-
Mask-L 1.1	Facteur constant annuel pris à 0.5 pour tous les bâtiments.	-
Mask-L 2.1 SMART-E	Facteur constant annuel calculé pour chaque bâtiment suivant la typologie urbaine	-
Mask-L 3.2 DIMOSIM	Calcul dynamique au centre de chaque bâtiment	
Mask-L 4.2 DIMOSIM	Calcul dynamique au centre de chaque façade de chaque bâtiment	
Mask-L 5.2 DIMOSIM	Calcul dynamique au centre de chaque façade d'étage de bâtiment	
Mask-L 6.2 DIMOSIM	Calcul dynamique avec un maillage simple	
Mask-L 7.2 DAYSIM	Calcul dynamique avec un maillage précis et la prise en compte d'inter-réflexions	

TABLEAU 3.2 – Modèles de calcul de masques pris pour les comparaisons

Quatre raffinements du modèle de masque de DIMOSIM sont proposés :

- Le modèle simplifié avec le calcul des masques uniquement au centre du bâtiment. Les facteurs de réduction sont alors imposés sur toutes les façades et la toiture, quelles que soit leurs orientations.
- Le modèle détaillé avec le calcul des masques au milieu de chaque façade et du toit, soit $n=1$ et $k=1$ par façade.
- Le modèle détaillé avec le calcul des masques au milieu de chaque étage, soit $n=1$ et $k=\text{nombre d'étages par façade}$
- Le modèle détaillé avec le calcul des masques au milieu de chaque demi étage, soit $n=2$ et $k=\text{nombre d'étages par façade}$

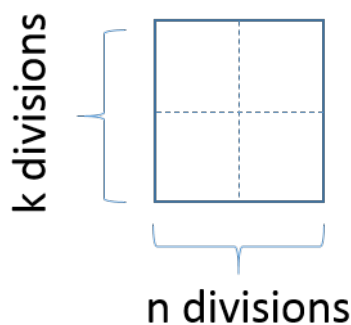


FIGURE 3.2 – Procédure de maillage dans DIMOSIM

Un autre modèle dynamique est pris en compte : DAYSIM [183]. Il s'agit d'une simplification de l'outil RADIANCE [43], accélérant le calcul du rayonnement grâce à des coefficients d'éclairement et à une prise en compte d'un jeu limité de positions du soleil au cours de l'année. Grâce à un maillage du ciel, la contribution de chaque maille à l'éclairement de chaque point d'intérêt est calculé : c'est le coefficient d'éclairement DC . Ensuite, un lancer de rayons sous un ciel isotrope est réalisé. Chaque rayon est sauvegardé pour ensuite être réutilisé avec des distributions de luminosité selon le modèle de ciel de Perez 1993 [165]. Afin de tenir compte de la contribution du sol, les coefficients DC sont calculés pour 3 sections de la voûte céleste (une bande de 10° au-dessus de l'horizon, puis une de 20° au-dessus et une dernière avec le reste du ciel) afin de déterminer plus précisément le rayonnement lorsque le soleil est bas. L'application des coefficients DC aux rayons lancés permet d'avoir la contribution du diffus dans le rayonnement total arrivant sur le bâtiment. La contribution du direct est calculée avec 65 lancers de rayons, échantillon représentatif de la discrétisation des positions du soleil.

DAYSIM prend en compte les inter-réflexions entre les bâtiments et est doté d'un maillage adaptatif suivant le choix de l'utilisateur. Il a été validé majoritairement pour le confort visuel mais aussi sur le rayonnement annuel [106, 181, 184]. Les résultats montrent de faibles écarts aux données mesurées (moins de 6 % d'erreur relative sur le rayonnement annuel), avec cependant un écart plus important pour les orientations nord à cause des faibles angles du lever du soleil, notamment en été. Si les résultats sont probants, les temps de simulation restent longs (au-delà de l'heure pour des cas simples). Il a été utilisé dans plusieurs simulations de quartiers, notamment par Strømman-Andersen and Sattrup [216] pour la consommation d'énergie dans des rues en forme de canyon.

Afin d'en faciliter l'utilisation, il est choisi de travailler avec ce logiciel à travers City Energy Analyst [68], UBEM en open-source ayant une interface simplifiée avec le logiciel. Dans un premier temps ce logiciel est pris comme étant la référence, étant le modèle le plus validé et pouvant être considéré comme le plus précis de ceux choisis. **Il est noté par la suite CEA-DAY.**

3.2.2 Indicateurs de performance

Le rayonnement solaire dans le quartier est généralement un des calculs préliminaires à réaliser avant toute simulation thermique. Influençant le calcul des besoins énergétiques, des charges appelées, de la production énergétique (notamment par les EnR), et du confort thermique intérieur, les KPI choisis pour ces types de modèles peuvent être :

- Les besoins de chauffage et de climatisation des bâtiments
- Les puissances appelées en chauffage et de climatisation
- Le rayonnement solaire incident sur les toitures (on ne s'intéresse pas aux gains sur les façades)
- L'inconfort intérieur via les surchauffes de températures
- Les consommations d'éclairage de par le manque d'éclairage naturel

On met de côté le confort intérieur en favorisant les besoins de climatisation. De même, les consommations d'éclairage ne sont pas sélectionnées en raison du choix d'un modèle d'occupation des bâtiments très simple. Les puissances (de rayonnement ou de chauffage ou de climatisation) sont étudiées avec l'indicateur NRMSE (Équation 2.16), et les résultats agrégés (besoins énergétiques, rayonnement solaire incident) avec l'indicateur PE (Équation 2.10).

3.2.3 Bâtiments et quartiers

Dans l'étude du rayonnement solaire, plusieurs types de caractéristiques sont importants au niveau des bâtiments et du quartier :

- La morphologie du quartier : le nombre de bâtiments, leur forme, hauteur et emplacement vont impacter les masques solaires de par la variation de densité et de taille.
- La localisation géographique du quartier : en fonction de sa localisation, le quartier ne va pas recevoir la même intensité de rayonnement sous le même angle. Dans une région très ensoleillée, la modélisation des masques solaires va impacter de manière plus forte le bilan énergétique.
- La caractéristique thermique du quartier : en fonction du type de quartier étudié (neuf, rénové, ancien...) les paramètres thermiques des façades et des vitrages varient. Ce ne sont pas directement les rayonnements solaires qui sont impactés mais uniquement leur propagation dans le modèle thermique du bâtiment. Les incertitudes sur leur calcul sont propagées dans la détermination des KPI.

On s'intéresse tout d'abord à l'influence morphologique du quartier à travers la densité et la hauteur des bâtiments, avant de proposer des études complémentaires sur d'autres caractéristiques comme le nombre de bâtiments ou leur propriétés thermiques. L'influence morphologique est en effet un des paramètres les plus importants dans la différenciation des modèles de rayonnement solaire, et change donc le classement relatif des modèles à la référence. Les autres caractéristiques du quartier influencent essentiellement le rayonnement transmis et absorbé ainsi que son intensité sans influencer sur le rayonnement incident soumis aux masques solaires.

Les quartiers sont créés, comme expliqué au paragraphe 2.2. Ils sont composés de bâtiments monozones cubiques afin de pouvoir prendre en compte le rayonnement calculé dans CEA-DAY et transposé dans l'outil DIMOSIM, et éviter toute interaction avec les modèles d'échanges de chaleur entre zones ou de masques proches. Aucun occupant n'est modélisé afin d'éviter trop de variabilité en termes de gains internes au sein du modèle thermique et ainsi faciliter l'interprétation des différences. On retient un simple ratio de gain interne constant de 5 W/m^2 .

Les températures de consigne sont comprises entre 16°C et 20°C pour le chauffage et entre 26°C et 28°C pour la climatisation (Figure 3.3). Ces températures sont prises en cohérence avec les

températures indiquées dans le projet IBPSA Project 1 [241] (basées sur des standards européens) et adaptées au contexte français. Les caractéristiques des bâtiments sont complétées à partir de l'association des bases de données TABULA, EPISCOPE et PACTE, avec des albédos fixes de 0.2 pour le sol et 0.3 pour les façades et toitures.

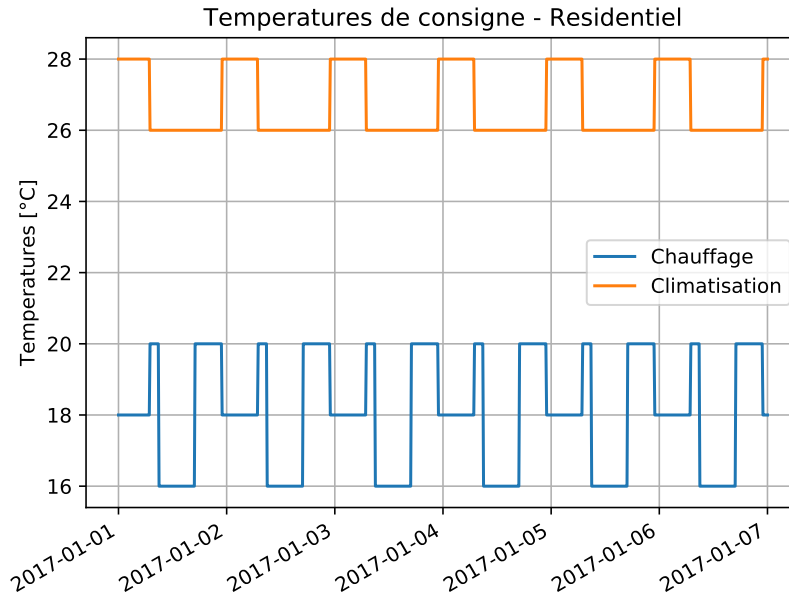


FIGURE 3.3 – Températures de consigne

3.2.4 Paramètres composants les KGI

Afin de prendre en compte les différentes caractéristiques énoncées précédemment, un ensemble de paramètres liés aux bâtiments et au quartier sont sélectionnés qui serviront à déterminer des KGI :

- Morphologie : la surface au sol ($A_{ground floor}$), la $SHOB$, la densité du quartier (D), la hauteur du quartier (H), la largeur des routes (RW) et la compacité ($Compactness$). La convexité et la contiguïté peuvent être prises en compte en fonction des variantes de quartier étudiées.
- Thermique : U_{bat} , U_{murs} , $U_{fenetre}$, les facteurs de transmission (f_{transm}) et d'absorption (f_{abs}) des fenêtres et le ratio de fenêtres (WWR).

La définition de ces KGI est présente au paragraphe 2.1.7.2 (Chapitre 2).

3.2.5 Choix effectués pour les simulations

Afin de s'affranchir de la limite des systèmes et d'éviter un mélange des effets on simule des émetteurs et générateurs idéaux.

Les simulations comprennent une période de chauffage et une période de climatisation définies, et sont lancées sur une période de 1 an avec un pas de temps de 10 min. La météo utilisée est celle de Paris Montsouris 71560 dans une première partie. Celle-ci sera modifiée dans une étude complémentaire afin d'en visualiser l'effet sur les besoins et puissances de chauffage et de climatisation.

Aucun masque proche n'est calculé et l'altitude des bâtiments est prise à 0 m dans tous les quartiers. De même, aucun masque mobile n'est modélisé.

3.2.6 Hypothèses de calcul des indicateurs de parcimonie

Pour l'ensemble des modèles, on détermine les paramètres des modèles à prendre en compte pour juger de la parcimonie (Tableau 3.3) et la complexité $C(M)$ liée à aux hypothèses $H(M)$ et paramètres $W(M)$ (Tableau 3.4). La liste des paramètres déterminés n'est pas exhaustive mais correspond aux informations nécessaires pour simuler les modèles sous DIMOSIM. Ainsi la position du soleil n'est pas indiquée car elle est utilisée de manière identique avec n'importe quel modèle.

Paramètre		W(M)	Justification
Localisation du quartier		1	Ces données sont récupérables facilement sur n'importe quel logiciel SIG ou géoréférencé (ex : Google maps)
Localisation des bâtiments		1	Ces données proviennent de bases de données publiques telle la BD TOPO [®] . Suivant les LOD des bâtiments la précision des empreintes au sol des bâtiments peut varier, mais celle-ci reste fiable.
Hauteur des bâtiments		2	Ces données proviennent de bases de données publiques telles que CityGML ou la BD TOPO [®] . La hauteur des toitures est donnée suivant le LOD indiqué, et peut induire des erreurs dans la prise en compte de la hauteur totale du bâtiment.

TABLEAU 3.3 – Complexité de récupération des paramètres de parcimonie

Le nombre de paramètres étant très faible et identique pour la majorité des modèles, la complexité du modèle de référence s'avère plus faible que celle des modèles les plus simples. La prise en compte des hypothèses de simplification augmente fortement $C(M)$ pour les modèles statiques. La complexité d'un modèle résulte du raffinement du maillage et non de paramètres supplémentaires, impliquant surtout des temps de simulation différents. C'est pourquoi le temps de simulation doit être utilisé en parallèle de l'indicateur de parcimonie.

3.2.7 Méthodologie d'analyse

La référence étant un outil extérieur, elle n'est utilisée que pour valider plus précisément le modèle de masque de DIMOSIM le plus détaillé, afin de pouvoir le prendre comme référence par la suite. Ce choix de modèle de référence intrinsèque à DIMOSIM permet d'éviter toute compensation d'erreurs entre modèles lors de leur comparaison. En effet, même si CEA-DAY utilise un modèle de lancer de rayon, celui-ci est construit de manière différente, pouvant induire des effets de compensations d'erreurs entre modèles et ainsi complexifier fortement l'analyse de la précision des modèles les uns par rapport aux autres.

Modèle	Paramètre	W(M)	H(M)	C(M)
Mask-L 0.0	Localisation du quartier	1	1. Pas de discrétisation des façades 2. Pas de différenciation par façade 3. Pas de masques sur le toit 4. Pas de discrétisation temporelle des masques	5
Mask-L 1.1	Localisation du quartier	1	1. Pas de discrétisation des façades 2. Pas de différenciation par façade 3. Pas de masques sur le toit 4. Pas de discrétisation temporelle des masques	5
Mask-L 2.1	Localisation du quartier Localisation des bâtiments Hauteur des bâtiments	4	1. Pas de discrétisation des façades 2. Pas de masques sur le toit 3. Pas de discrétisation temporelle des masques	7
Mask-L 3.2	Localisation du quartier Localisation des bâtiments Hauteur des bâtiments	4	1. Pas de discrétisation des façades 2. Pas de différenciation par façade	6
Mask-L 4.2	Localisation du quartier Localisation des bâtiments Hauteur des bâtiments	4	-	4
Mask-L 5.2	Localisation du quartier Localisation des bâtiments Hauteur des bâtiments	4	-	4
Mask-L 6.2	Localisation du quartier Localisation des bâtiments Hauteur des bâtiments	4	-	4

TABLEAU 3.4 – Paramètres de parcimonie liés aux modèles de masques solaires

Cette simple validation est mise en place sur un bâtiment unique puis sur des quartiers de morphologies différentes. Ces comparaisons sont réalisées pour répondre aux objectifs de cette thèse ainsi que pour les travaux de Kyriakodis [127] avec le logiciel SOLENE. Elles sont effectuées avec des paramètres particuliers pour s'adapter aux différents objectifs :

- Les bâtiments sont identiques avec des ratios de vitrages de 20 %, des valeurs de U de $2 \text{ W/m}^2.\text{K}$ pour les fenêtres et $1 \text{ W/m}^2.\text{K}$ pour les murs.
- Utilisation de 5 types quartiers :
 - En forme de grille : Ils comprennent chacun 16 bâtiments avec des hauteurs comprises entre 21 et 65 m (*GRID high*) et 3 et 12 m (*GRID low*) et des densités respectives de 0.5 et 0.15 pour avoir des quartiers extrêmes.
 - En forme de canyon : Ils comprennent chacun 12 bâtiments avec des hauteurs comprises entre 6 et 18 m et des densités de 0.6 (*CANYON dense*) et 0.15 (*CANYON sparse*)
 - En cercle : Il comprend 8 bâtiments avec des hauteurs comprises entre 15 et 24 m (*CIRCLE*)

Seuls les quartiers en grille sont utilisés pour comparer les résultats de rayonnement solaire entre DIMOSIM et CEA-DAY (Figure 3.4). Ces morphologies permettent de visualiser les cas extrêmes liés aux modèles de masques entre les deux logiciels. **Le modèle Mask-L 6.2 est ensuite utilisé comme référence pour calculer les écarts entre modèles sur l'ensemble des 5 types de quartiers.** En fonction des résultats, seuls quelques types de quartiers sont sélectionnés afin d'être étudiés plus en détail.

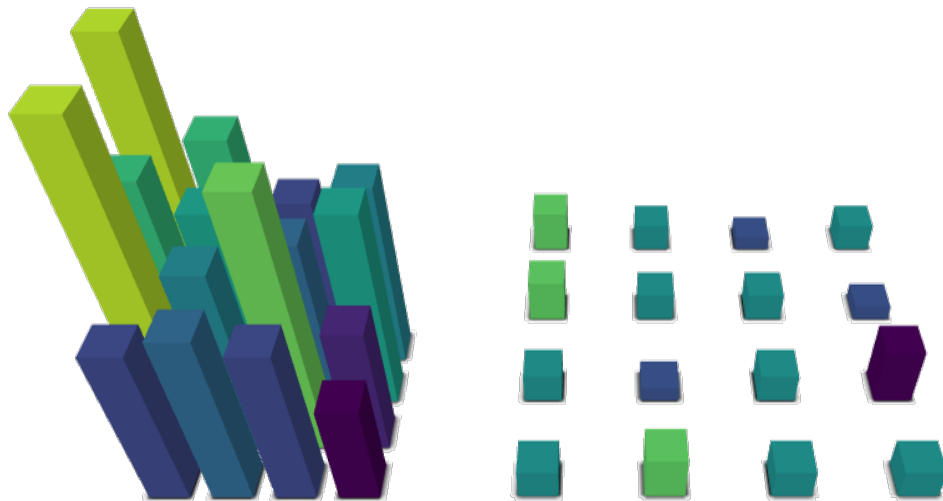


FIGURE 3.4 – Quartiers *GRID high* (gauche) et *GRID low* (droite)

Pour cette analyse plus détaillée, des bâtiments ayant des années de construction similaires sont pris en compte. Les valeurs de TABULA sont utilisées pour des bâtiments des années 1975, avec comme spécifications :

- Enveloppe opaque : avec des valeurs de U de l'enveloppe opaque entre 0.6 et $0.8 \text{ W/m}^2.\text{K}$
- Enveloppe vitrée : avec un U de fenêtre de $2.8 \text{ W/m}^2.\text{K}$, des facteurs de transmission de 0.75 et d'absorption de 0.11, et de ratio de vitrage de 25 %
- Variabilité : une variabilité de ± 10 % sur les valeurs de TABULA suivant les bâtiments est appliquée pour plus de diversité

Ces mêmes quartiers sont étudiés avec des variations complémentaires par la suite, notamment avec des changements de paramètres thermiques ou de météo.

3.3 Résultats

3.3.1 Validation du modèle détaillé de DIMOSIM

3.3.1.1 Comparaison sur un bâtiment avec CEA-DAY

Pour commencer, une comparaison sur un unique bâtiment sans aucun ombrage et sous le même climat est réalisée. Le bâtiment est un cube de 10*10*10 m, avec un albédo de 0.1 sur le sol et les façades.

L'objectif est de visualiser les différences entre les modèles de calculs solaires avant de pouvoir valider les modèles de masques. Les indicateurs NRMSE et de Pearson sont utilisés afin de déterminer les écarts sur le rayonnement annuel par façade et à chaque pas de temps. L'indicateur PE [%] est utilisé pour calculer les écarts sur les résultats agrégés, ici l'énergie annuelle (kWh) de rayonnement solaire reçu par façade.

Pour chaque paroi est tracé le rayonnement solaire de DIMOSIM en fonction de celui de CEA-DAY (Figure 3.5). Quelle que soit la paroi, le coefficient de Pearson est au-dessus de 0.90, donnant des résultats satisfaisants, avec cependant certaines nuances. À l'exception du rayonnement sur la toiture, DIMOSIM sous-estime le rayonnement par rapport DAYSIM, notamment pour les faibles valeurs. Cette différence est plus marquée pour la façade nord, celle-ci ne recevant que peu de rayonnement direct. C'est cette façade qui présente par ailleurs les moins bons résultats avec un coefficient de Person de 0.97 et un indicateur NRMSE de près de 23 % (Tableau 3.5). Néanmoins les écarts se compensent avec un écart sur le rayonnement total annuel d'uniquement -2.7 %. L'écart du rayonnement annuel vis-à-vis de CEA-DAY est le plus important pour les façades Sud et Est qui reçoivent notamment les rayonnements matinaux lorsque le soleil est bas à l'horizon. Or, lors des validations de DAYSIM ce problème avait déjà été évoqué, notamment pendant les mois d'été. En regardant en effet la différence d'ensoleillement mensuel (Figure 3.6), on remarque que les différences augmentent pendant les mois d'été, où le lever du soleil est moins bien représenté.

Ecarts	Nord	Sud	Est	Ouest	Toiture	Total
PE sur le rayonnement annuel en kWh [%]	-2.7	-7.7	-6.8	-4.8	2.2	-3.7
Indicateur NRMSE de la puissance de rayonnement [%]	22.8	12.4	18.5	14.2	3.3	7.2

TABLEAU 3.5 – Comparaison du rayonnement solaire entre DIMOSIM et CEA-DAY (référence) pour un bâtiment simple

Si globalement les résultats entre DIMOSIM et CEA-DAY sont satisfaisants, les écarts peuvent provenir de différentes origines : la modélisation imprécise du rayonnement lors du lever du soleil dans DAYSIM, la différence de modèle de ciel entre les deux logiciels (Perez 1990 et 1993) impactant le rayonnement diffus, ou les différences de position du soleil, impactant le rayonnement direct (DAYSIM ne considère que 65 positions du soleil pour l'ensemble de l'année).

Afin de limiter l'impact des différences entre les deux modèles solaires, il est choisi de comparer les masques solaires sur 25 jours où les différences entre CEA-DAY et DIMOSIM sont faibles (PE inférieur à 10 %). Cette sélection permet de s'affranchir des imprécisions dues aux positions du soleil ainsi que des problèmes au lever du soleil. Ces 25 jours ont des valeurs de rayonnement variant entre 8.1 et 59 kW.

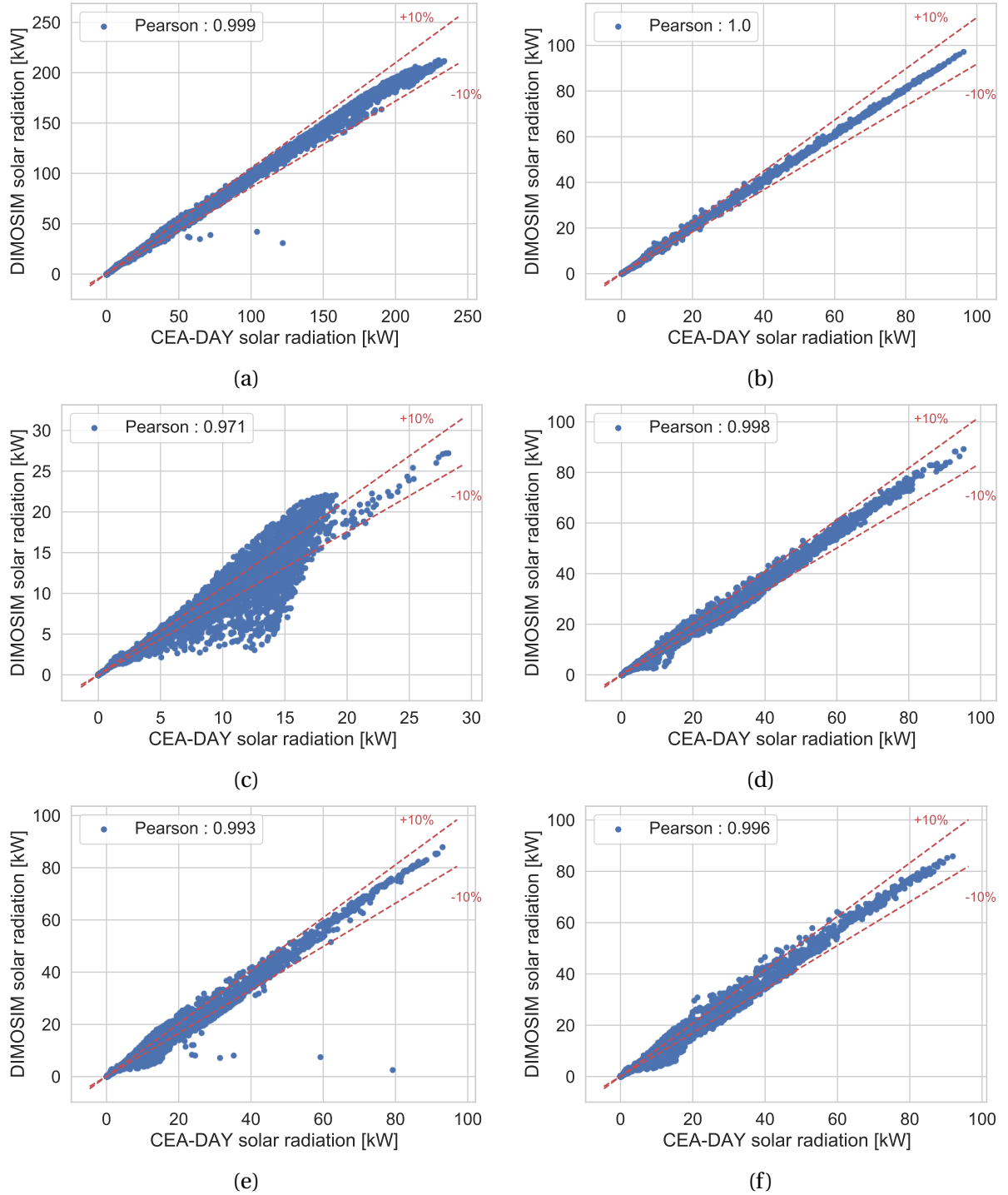


FIGURE 3.5 – Comparaison du rayonnement solaire (kW) entre DIMOSIM et CEA-DAY au pas de temps horaire ((a) : total, (b) : toiture, (c) : nord, (d) : sud, (e) : est, (f) : ouest

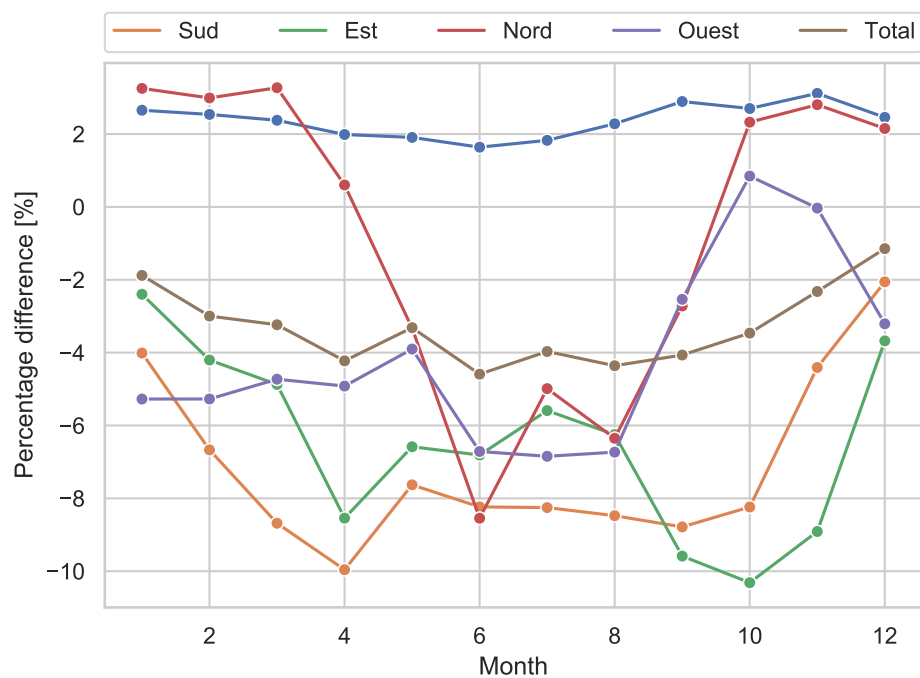


FIGURE 3.6 – Écarts relatifs de rayonnement mensuel par façade (PE [%]) entre DIMOSIM et CEA-DAY

3.3.1.2 Comparaison des masques solaires sur 2 formes de quartiers

Avec ces conclusions, il est choisi d'étudier les modèles de masques des deux outils (Mask-L 6.2 pour DIMOSIM) sur des quartiers de petite taille. Pour chaque quartier, 2 simulations sont réalisées avec CEA-DAY : avec (noté *R*) et sans les réflexions solaires (comprenant la réflexion au sol et les inter-réflexions entre bâtiments) car DIMOSIM ne simule pas les inter-réflexions mais prend en compte le rayonnement réfléchi par le sol.

Temps de simulation

Le temps de simulation des différentes variantes est indiqué Tableau 3.6. Ces simulations ont été réalisées sur un ordinateur i5-6200U avec 8G de RAM et un CPU de 2.3GHz. Si les temps pour CEA-DAY sont acceptables pour le quartier *GRID low*, ils deviennent très importants dès que les hauteurs des bâtiments (et donc le nombre de points de calcul) augmentent. Le modèle de DIMOSIM est 50 à plus de 600 fois plus rapide que CEA-DAY. De plus, lors de la simulation de vrais quartiers, il est fort probable que l'augmentation du nombre de façades augmente significativement le temps de calcul pour les deux outils.

District	GRID high	GRID low	Réflexions sol	Inter-réflexions bâtiment
CEA-DAY	2659 s	212 s	Non	Non
CEA-DAY - R	3116 s	232 s	Oui	Oui
DIMOSIM 6.2	4 s	< 1 s	Oui	Non

TABLEAU 3.6 – Temps de simulation de CEA-DAY et DIMOSIM sur 2 quartiers

Quartier GRID low

Ce quartier présente des hauteurs et une densité faible, devant être peu sensible à la réduction du rayonnement due aux masques. Les résultats par orientation sur les 25 jours sélectionnés sont présentés Tableau 3.7. On observe des différences par orientations inférieures à 4 % sur le rayonnement annuel sans inter-réflexions et 8 % avec inter-réflexions. De même sur la variation des séries temporelles, l'indicateur NRMSE est inférieur à 15 % quelle que soit la variante. L'orientation sud est finalement celle présentant le plus de différences.

Écart	Nord	Sud	Est	Ouest	Toit	Total
Sans inter-réflexions						
Pearson [-]	0.998	0.989	0.999	0.995	1.000	0.999
PE [%]	1.3	-3.1	-2.7	-3.4	1.7	-0.5
NRMSE [%]	5.0	14.5	4.9	9.9	2.3	3.1
Avec inter-réflexions						
Pearson [-]	0.999	0.993	0.999	0.997	1.000	1.000
PE [%]	-3.6	-7.0	-7.5	-7.1	1.5	-3.4
NRMSE [%]	5.5	14.3	10.1	12.0	2.1	5.2

TABLEAU 3.7 – Comparaison DIMOSIM / CEA-DAY pour chaque orientation du quartier *GRID low* sur 25 jours

Avec les inter-réflexions les écarts sont globalement plus importants mais présentent un meilleur coefficient de Pearson. Les variations temporelles sont donc plus en phase mais avec des écarts en valeur absolue plus forts.

Quartier GRID high

Afin de visualiser l'effet des masques de manière plus prononcée, le quartier *GRID high* est étudié. C'est un quartier extrême où les bâtiments sont très hauts et avec une très forte densité. Comparativement au quartier *GRID low*, les écarts (Tableau 3.8) sont plus importants, que l'on peut attribuer principalement aux modèles de masques solaires. Si les coefficients de Pearson restent très bons, les écarts augmentent pour arriver à près de 17 % pour le PE et 21 % pour l'indicateur NRMSE.

La simulation avec inter-réflexions présente de meilleurs résultats pour certaines orientations. Pour le quartier *GRID low*, les rayonnements issus de DIMOSIM sous-estiment les rayonnements de DAYSIM. Pour le quartier *GRID high*, les rayonnements sont surestimés par DIMOSIM. Les résultats sont alors meilleurs avec la prise en compte des inter-réflexions, qui augmente le rayonnement reçu par les façades.

Écart	Nord	Sud	Est	Ouest	Toit	Total
Sans inter-réflexions						
Pearson [-]	0.999	0.990	0.998	0.995	1.000	0.999
PE [%]	10.7	10.6	15.7	3.4	16.7	11.0
NRMSE [%]	14.5	17.3	20.4	9.2	21.2	14.2
Avec inter-réflexions						
Pearson [-]	0.999	0.992	0.999	0.996	1.000	0.999
PE [%]	12.1	9.5	12.7	7.5	14.0	10.9
NRMSE [%]	15.9	15.3	16.4	11.4	17.9	14.1

TABLEAU 3.8 – Comparaison DIMOSIM / CEA-DAY pour chaque orientation du quartier *GRID high* sur 25 jours

On peut alors supposer que des erreurs se compensent avec l'ajout du rayonnement solaire réfléchi. En regardant plus précisément la variante sans inter-réflexions entre bâtiments (Figure 3.7) on remarque tout de suite l'effet des ombrages avec des différences beaucoup plus marquées pour les bâtiments centraux qui subissent les ombrages de tous les bâtiments environnants. Les écarts relatifs sont donc importants mais pour des rayonnements assez faibles (inférieurs à 75 kW pour les bâtiments 5, 9 et 10).

Cependant, les bâtiments 13 et 14 situés au nord du quartier, avec de nombreux ombrages, ont des résultats corrects. Les bâtiments situés à l'est présentent des écarts légèrement plus importants (effet du lever du soleil).

Au vu des résultats précédents, la modélisation du rayonnement solaire dans DIMOSIM est jugée acceptable, avec quelques écarts lorsque les masques solaires sont très importants (bâtiments 5, 9 et 10 sur la Figure 3.7). La compensation des écarts entre DAYSIM et DIMOSIM amène à des difficultés d'interprétation des résultats, ne sachant pas de quel outil viennent les erreurs. Il faudra tenir compte du fait que DIMOSIM surestime le rayonnement lors de l'étude de quartiers de grande taille. De plus, le temps de calcul de DAYSIM pour simuler de des quartiers de grande taille est rédhibitoire.

Cette première étape valide l'utilisation de DIMOSIM comme référence pour comparer les raf-

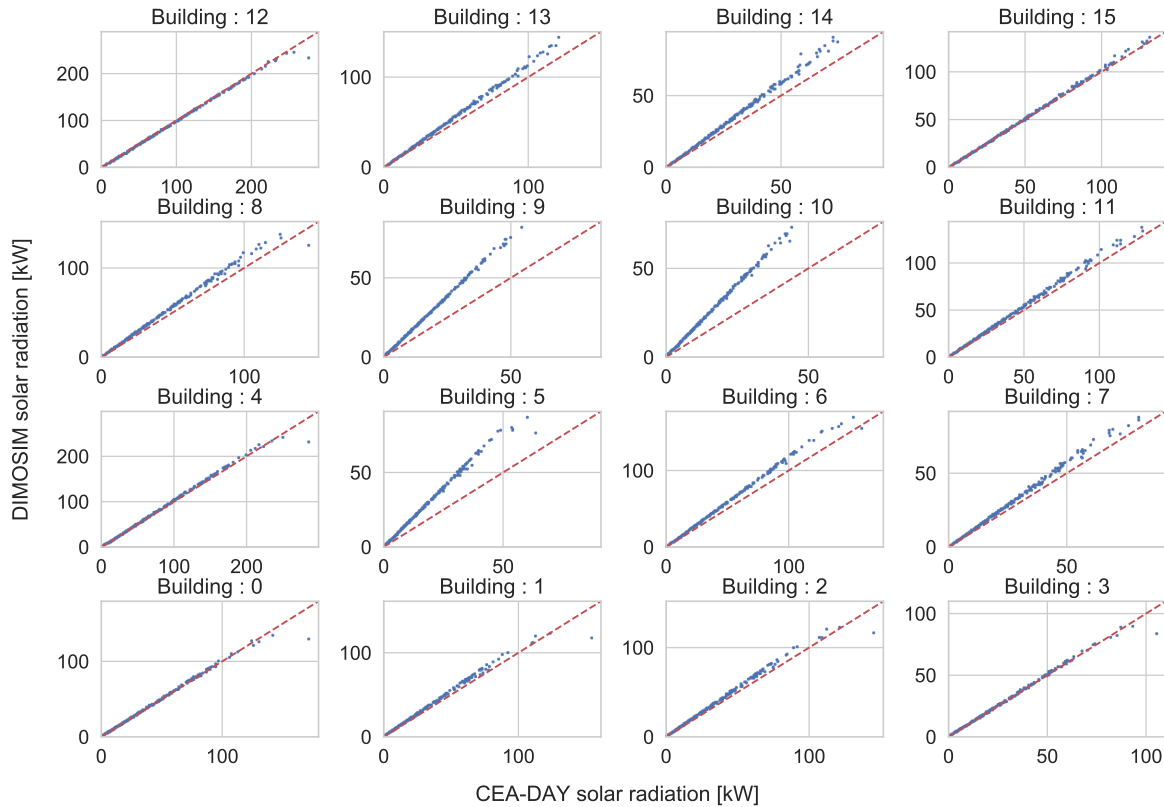
finements de maillage et les modèles statiques.

FIGURE 3.7 – Puissance des rayonnements solaires (kW) provenant de DIMOSIM en fonction de ceux de CEA-DAY sur chacun des bâtiments du quartier *GRID high* pour les 25 jours sélectionnés

3.3.2 Application sur les 5 types de quartier

Afin de visualiser les différences entre modèles suivant les types de quartiers, les 5 quartiers présentés au paragraphe 3.2.7 sont simulés avec DIMOSIM sur une année au pas de temps de 10 min (météo de Paris). Les KPI étudiés sont uniquement liés aux besoins de chauffage sur une année entière : PE pour l'écart à la référence des besoins annuels de chauffage et de l'indicateur NRMSE pour la puissance de chauffage.

Le Tableau 3.9 montre les écarts entre les besoins de chauffage des modèles par rapport au modèle de référence de DIMOSIM (Mask-L 6.2). Ils sont calculés sur une année entière. Suivant le type de quartier les modèles à utiliser ne sont pas les mêmes :

- Pour le quartier *GRID low*, tous les modèles présentent des résultats inférieurs à 5 % excepté le modèle de masque Mask-L 1.1 avec une différence sur les besoins annuels de 23 % et de 43 % pour l'indicateur NRMSE.
- Dans le quartier *GRID high* les masques solaires ont un impact plus fort que dans le quartier *GRID low*. Cela s'observe dans les écarts entre modèles, notamment pour l'indicateur NRMSE sur les modèles Mask-L 3.2, 2.1, 1.1 et 0.0. Au niveau des écarts annuels, seul le modèle Mask-L 0.0 dépasse 10 % d'écart.
- Au niveau des quartiers en forme de canyon, le modèle Mask-L 1.1 montre de forts écarts (jusqu'à 42.2 %), mais le modèle Mask-L 0.0 présente des résultats comparables aux quartiers en forme de grille. Le reste des modèles présente des écarts inférieurs à 10 %.
- Le quartier en forme de cercle mène à des résultats similaires aux quartiers en forme de canyon.

DISTRICT	GRID low		GRID high		CANYON sparse		CANYON dense		CIRCLE	
Modèles	PE [%]	NRMSE [%]	PE [%]	NRMSE [%]	PE [%]	NRMSE [%]	PE [%]	NRMSE [%]	PE [%]	NRMSE [%]
Mask-L 5.2	0.3	0.9	0.8	2.0	0.2	0.8	0.3	1.1	-0.1	0.7
Mask-L 4.2	0.6	1.3	4.7	8.7	0.6	1.9	0.7	2.9	2.2	4.5
Mask-L 3.2	0.0	3.4	-8.1	17.9	1.6	6.1	-0.4	5.7	1.4	9.9
Mask-L 2.1	-0.3	4.3	4.8	10.0	-0.5	5.3	0.1	7.0	0.8	4.1
Mask-L 1.1	22.7	43.4	2.3	11.7	21.5	42.2	17.6	34.8	16.0	31.3
Mask-L 0.0	-0.3	4.3	-20.8	42.6	-1.4	6.4	-4.6	12.9	-6.0	14.5

TABLEAU 3.9 – Résultats sur les besoins de chauffage sur 5 types de quartiers suivant les modèles de masques solaires

Les résultats pour les types de quartiers *CANYON* et *CIRCLE* sont presque tous en-dessous de 10 % d'écart (PE et NRMSE), excepté pour les modèles Mask-L 1.1 et Mask-L 0.0 pour l'indicateur NRMSE des quartiers *CANYON dense* et *CIRCLE*. On peut donc supposer des choix de modèles très simples pour ces deux types de quartiers. À l'inverse, les quartiers en forme de *GRID* montrent des résultats plus variables, notamment avec l'augmentation de la hauteur et de la densité. C'est donc ces types de quartiers qui seront étudiés de manière plus approfondie par la suite.

3.3.3 Application sur des quartiers de 16 bâtiments

Suite aux résultats précédents, 3 types de quartiers en forme de grille sont retenus parmi ceux du projet GENIUS [28, 29, 226] : pavillons discontinus (*low-rise*) de faible hauteur et de faible densité, immeubles discontinus (*mid-rise*) de moyenne hauteur et de densités allant de faibles à moyennes, et les immeubles de grande hauteur (*high-rise*) avec une densité allant de moyenne à élevée. Vingt quartiers sont créés pour chacun de ces types.

Au total 60 quartiers de 16 bâtiments sont simulés sous DIMOSIM (voir 3.2.3 et 3.2.7) avec la météo de Paris. Les ordres de grandeurs des besoins annuels et des pics de puissance de chauffage et de climatisation dans le quartier sont présentés dans le Tableau 3.10 pour le modèle de masques Mask-L 6.2. Les besoins de chauffage sont beaucoup plus importants que les besoins de climatisation, de même pour les puissances maximales.

Indicateur énergétique	Quartier low-rise	Quartier mid-rise	Quartier high-rise
Besoins annuels de chauffage [MWh]	334	674	1 951
Besoins annuels de climatisation [MWh]	67	134	321
Pic de puissance de chauffage [kW]	526	1 033	2 870
Pic de puissance de climatisation [kW]	237	485	1 226

TABLEAU 3.10 – Valeurs moyennes des besoins annuels et puissances maximales de chauffage et de climatisation en utilisant le modèle Mask-L 6.2 pour les quartiers de 16 bâtiments sous la météo de Paris

3.3.3.1 Temps de simulation

Les masques solaires étant découplés du modèle thermique, il est possible d'en mesurer le temps de calcul. En regardant les résultats Tableau 3.11, on remarque que les temps de calcul sont extrêmement faibles pour 16 bâtiments. Seules 3 simulations ont des temps de calcul supérieurs à la seconde : les modèles de masques Mask-L 6.2 et 5.2 pour des quartiers ayant des hauteurs plus importantes. Ces temps sont à mettre au regard des temps de simulation qui durent en moyenne 1 min (suivant la charge du moteur de calcul). Ils ne représentent ainsi qu'au maximum 5 % du temps de simulation.

Ce tableau montre que les temps de calcul augmentent avec la précision du maillage, mais il est difficile d'en tirer des conclusions pour des quartiers plus importants ou présentant plus de complexité dans la géométrie des bâtiments. En effet, les temps de calcul vont logiquement augmenter pour ces quartiers, les rapports de temps de calcul deviennent alors plus pertinents. Le facteur d'accélération du modèle Mask-L 1.1 est légèrement inférieur à celui des modèles Mask-L 2.1 et 3.2 à cause de la non optimisation de ce modèle particulier sous DIMOSIM. On peut cependant supposer des valeurs d'accélération identiques à celui du modèle Mask-L 0.0 pour un code plus optimisé.

Modèles	Quartier low-rise		Quartier mid-rise		Quartier high-rise	
	t [s]	Facteur d'accélération	t [s]	Facteur d'accélération	t [s]	Facteur d'accélération
Mask-L 6.2	< 1 s	1.0	1.2	1.0	3.0	1.0
Mask-L 5.2	< 1 s	1.9	< 1 s	1.9	1.5	2.0
Mask-L 4.2	< 1 s	2.7	< 1 s	4.8	< 1 s	11.7
Mask-L 3.2	< 1 s	5.5	< 1 s	8.9	< 1 s	24.2
Mask-L 2.1	< 1 s	5.3	< 1 s	8.7	< 1 s	24.1
Mask-L 1.1	< 1 s	3.3	< 1 s	5.5	< 1 s	13.1
Mask-L 0.0	< 1 s	206.6	< 1 s	347.9	< 1 s	731.4

TABLEAU 3.11 – Temps de calcul moyens des modèles de masques solaires pour des quartiers de 16 bâtiments

Cependant, pour cette famille de modèles c'est bien l'augmentation du temps de calcul lié à l'augmentation de la complexité et du maillage du modèle qui est rédhibitoire dans leur choix. Il n'y a que peu de différences liées aux paramètres entrant en jeu dans le calcul. Ainsi il est important de bien prendre en compte le temps de calcul mais à une taille de quartier donnée. Ici pour l'analyse des quartiers de 16 bâtiments, les écarts de temps de calcul ne sont pas assez importants pour engendrer une quelconque différenciation des modèles.

3.3.3.2 Écarts à la référence

La Figure 3.8 présente les résultats des besoins de chauffage pour chacun des modèles de masques. Quel que soit le type de quartier, l'ensemble des écarts des modèles Mask-L 4.2 et Mask-L 5.2 ne dépassent pas 5 %, pouvant ainsi être utilisés n'importe quand. Les modèles de masques Mask-L 2.1 et 3.2 présentent des résultats avec des écarts inférieurs à 10 %. Par contre, les modèles Mask-L 1.1 et 0.0 ont des résultats très variables, dans une plage de 0/22 % d'écart à la référence. Il apparaît donc utile de pouvoir tracer ces écarts en fonction d'un KGI afin de déterminer leur plage d'utilisation conseillée.

Les mêmes tendances existent pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage (Figure 3.9), avec les modèles Mask-L 4.2 et 5.2 présentant des résultats inférieurs à 5 % sur tous les quartiers et les modèles Mask-L 0.0 et 1.1 présentant les écarts les plus importants.

Afin de visualiser l'impact sur le potentiel solaire calculé à partir du rayonnement en toiture, la Figure 3.10 présente les écarts sur l'ensemble des toitures. Les modèles statiques (Mask-L 0.0, 1.1 et 2.1) n'appliquent aucun masque sur le rayonnement en toiture, surestimant donc le rayonnement incident. Le masque solaire Mask-L 3.2 calcule les masques au centre du bâtiment, bien plus bas que la hauteur de la toiture et sous-estime donc le rayonnement incident. Ces 4 modèles de masques présentent des écarts semblables, compris entre 0 et 20 %. Ils sont donc à proscrire pour certains types de quartier (à préciser par un KGI). Les modèles de masques Mask-L 4.2 et 5.2 calculent de la même manière le rayonnement incident en toiture que la référence, avec un unique point de calcul au centre de la toiture, et ne présentent ainsi aucun écart.

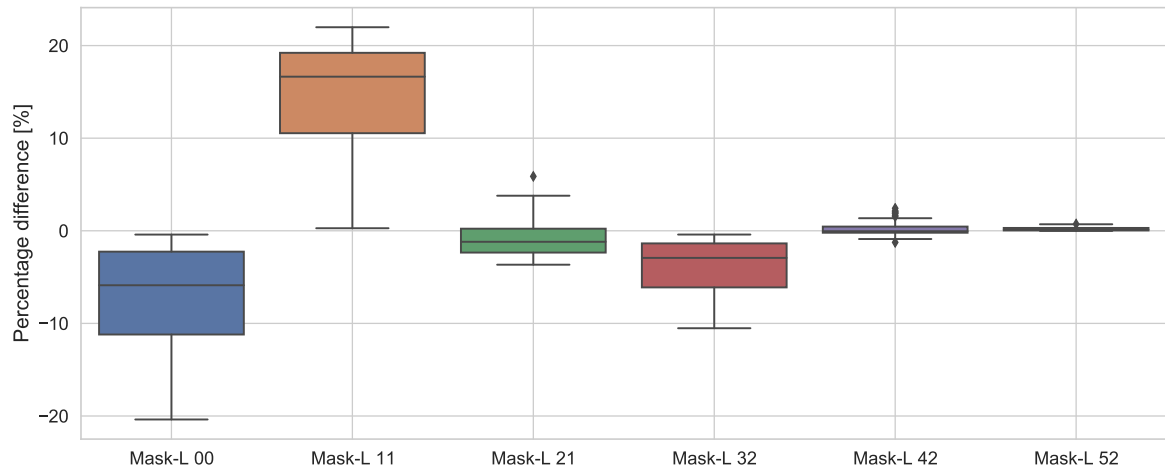


FIGURE 3.8 – Écarts des besoins de chauffage pour des quartiers de 16 bâtiments sous la météo de Paris suivant le modèle de masque solaire

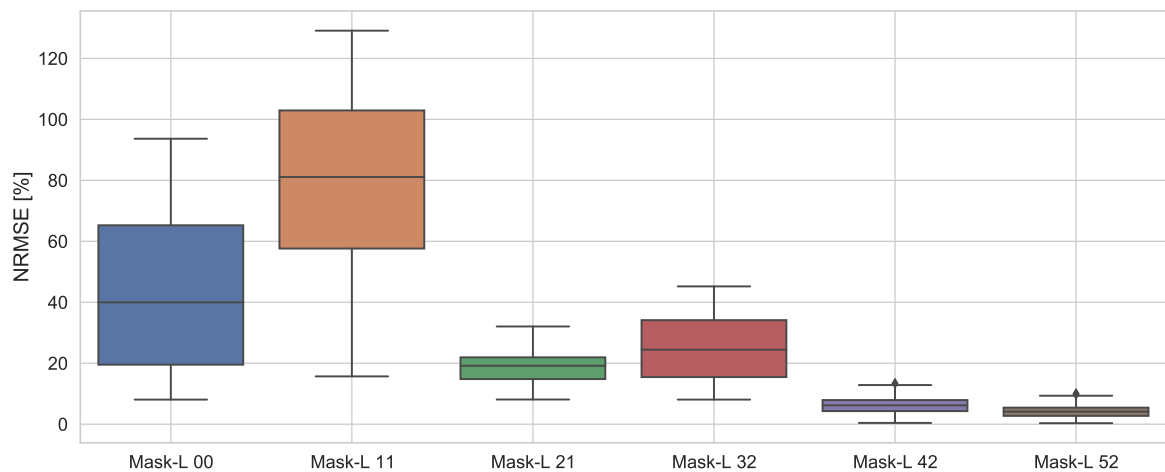


FIGURE 3.9 – NRMSE de la puissance de chauffage pour des quartiers de 16 bâtiments sous la météo de Paris suivant le modèle de masque solaire

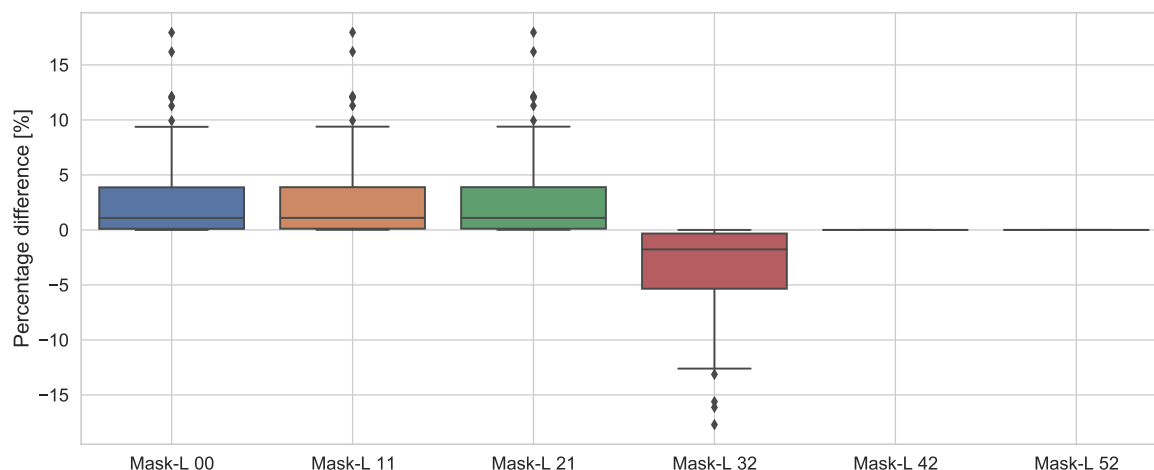


FIGURE 3.10 – Écarts des apports solaires en toiture pour des quartiers de 16 bâtiments sous la météo de Paris suivant le modèle de masque solaire

Avec l'augmentation des températures et l'utilisation toujours plus forte de la climatisation, il est intéressant de se pencher sur les besoins de climatisation. La Figure 3.11 montre les écarts entre les différents modèles pour ces besoins de climatisation. Comme pour les besoins de chauffage, les rapports de force entre modèles sont semblables, avec cependant le modèle Mask-L 1.1 présentant de écarts supérieurs à 25 % quel que soit le quartier simulé. Les besoins de climatisation à Paris étant faibles, les écarts relatifs sont importants, pouvant ainsi monter jusqu'à plus de 200 % de variation pour le Mask-L 0.0. Ces résultats en relatif sont donc à prendre avec précaution.

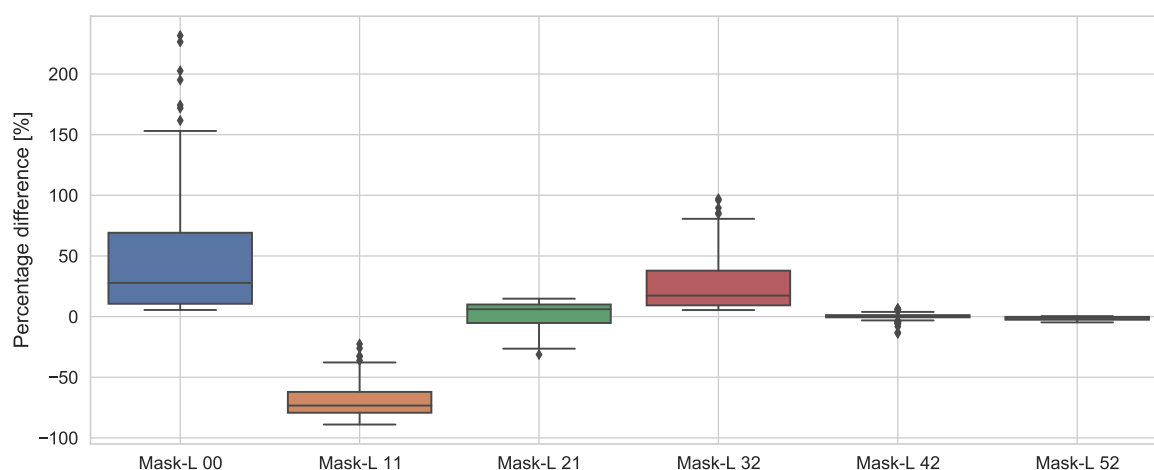


FIGURE 3.11 – Écarts des besoins de climatisation pour des quartiers de 16 bâtiments sous la météo de Paris suivant le modèle de masque solaire

Ces figures montrent toutes des indicateurs à l'échelle du quartier, sans s'intéresser spécifiquement aux indicateurs à l'échelle bâtiment. Le Tableau 3.12 montre les écarts minimum et maximum pour les besoins de chauffage sur ces deux échelles spatiales. Si pour les modèles dynamiques les résultats sont plus importants, ils restent tout de même dans une plage de valeurs d'au maximum de 16 % de différence. À l'inverse, pour les modèles statiques les résultats à l'échelle bâtiment deviennent bien plus éparés et augmentent fortement, notamment pour le modèle Mask-L 2.1. Ces modèles sont donc plus performants à l'échelle quartier où le foisonnement des bâtiments permet de réduire les écarts par compensation.

Échelle	Mask-L 0.0	Mask-L 1.1	Mask-L 2.1	Mask-L 3.2	Mask-L 4.2	Mask-L 5.2
Quartier [%]	-20.4 /-0.4	0.3 / 22	-3.7/5.9	-10.5/-0.4	-1.2/2.4	-0.01/0.7
Bâtiment [%]	-36.6 /-0.3	-18.7/28.5	-29/48	-15.7 /-0.3	-7.2/9.5	-0.2/2

TABLEAU 3.12 – Écarts minimum et maximum des besoins de chauffage annuels à l'échelle quartier et bâtiment pour les modèles de masques solaires

3.3.3.3 Sensibilité aux paramètres

En reprenant les paramètres de description du quartier (paragraphe 3.2.4), il est possible de calculer la matrice de corrélation et de choisir des paramètres indépendants, permettant d'orienter la création des KGI (Figure 3.12). Pour cela les 60 quartiers de 16 bâtiments sont analysés, uniquement sur leur morphologie (les performances thermiques sont sensiblement les mêmes lors de cette première analyse, avec uniquement de légères variations). Tous ayant la même surface au sol, celle-ci est mise de côté.

Ici, la largeur des routes étant calculée à partir de la densité du quartier, elle présente un facteur de corrélation important avec la densité. Elle est tout de même prise en compte pour la création des KGI afin de garder le lien avec des quartiers réels où les deux paramètres ne sont pas forcément liés. On met de côté la SHOB qui a de par son calcul une relation linéaire avec la hauteur.

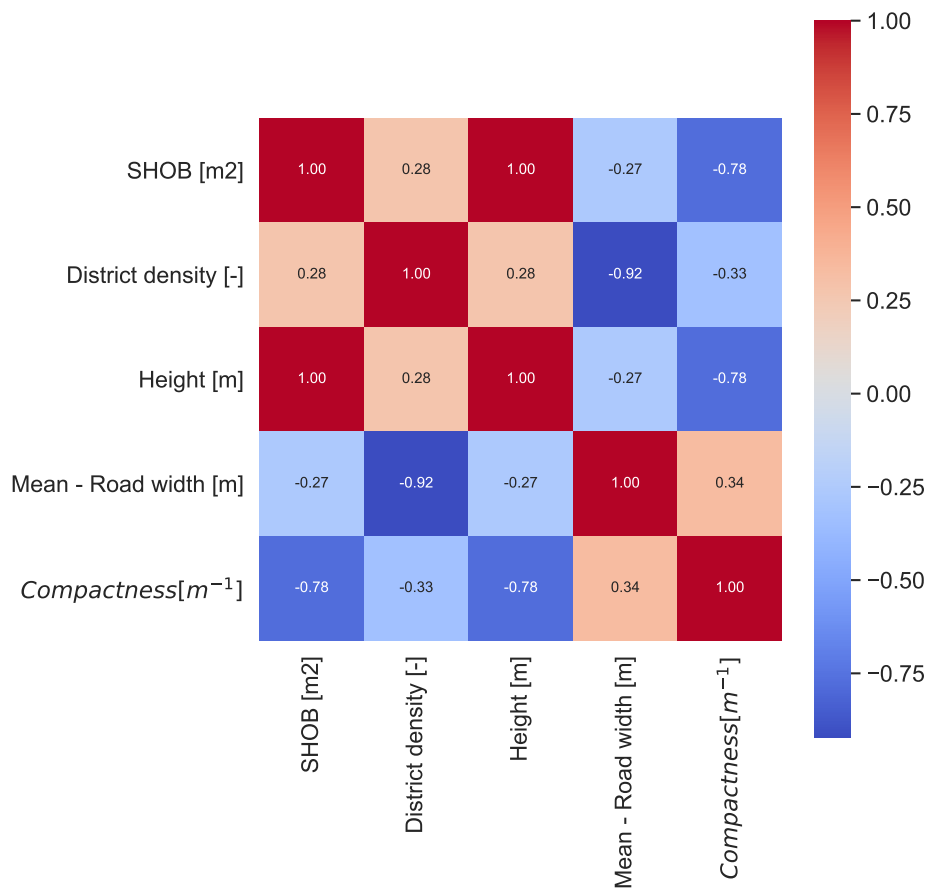


FIGURE 3.12 – Matrice de corrélation des paramètres liés aux simulations de masques solaires sur 16 bâtiments (années 1975)

Tous ces paramètres influencent les résultats des simulations et sont testées pour créer les KGI. Lors de l'étude de la morphologie de quartier, les deux caractéristiques les plus utilisées dans la littérature sont :

$$DH = \text{Densité du quartier} * \text{Hauteur du quartier} [m] \quad (3.1)$$

$$HR = \frac{\text{Hauteur du quartier}}{\text{Largeur de route}} [-] \quad (3.2)$$

Ici les quartiers étant essentiellement construits à partir de la densité, c'est la caractéristique DH qui est privilégiée.

3.3.4 Étude de la parcimonie des différents modèles

Le nombre de modèles étant réduit, tous sont comparés pour déterminer leur parcimonie. Les résultats sont uniquement présentés en besoins de chauffage (lié au PE) et en puissance de chauffage (lié à l'indicateur NRMSE). Les résultats en besoins de climatisation et en gains solaires sur la toiture sont en Annexe B.1. Pour plus d'explications sur la lecture des graphiques voir le paragraphe 2.1.7.1 au Chapitre 2.

Pour les besoins de chauffage (Figure 3.13), les différences varient suivant le type du quartier étudié. Les différences augmentent en effet de manière plus prononcée pour les quartiers *low-rise* et *mid-rise*. Quel que soit le modèle étudié, seuls les modèles Mask-L 4.2 et 5.2 présentent des indicateurs de parcimonie très proches de la limite de référence, sans être vraiment plus parcimonieux. Cela vient de la complexité des modèles, où la référence obtient un C(M) identique à ces derniers et inférieur aux autres modèles. Les temps de calcul étant globalement faibles, cela ne permet pas de privilégier ces modèles par rapport à la référence pour des quartiers de faible taille.

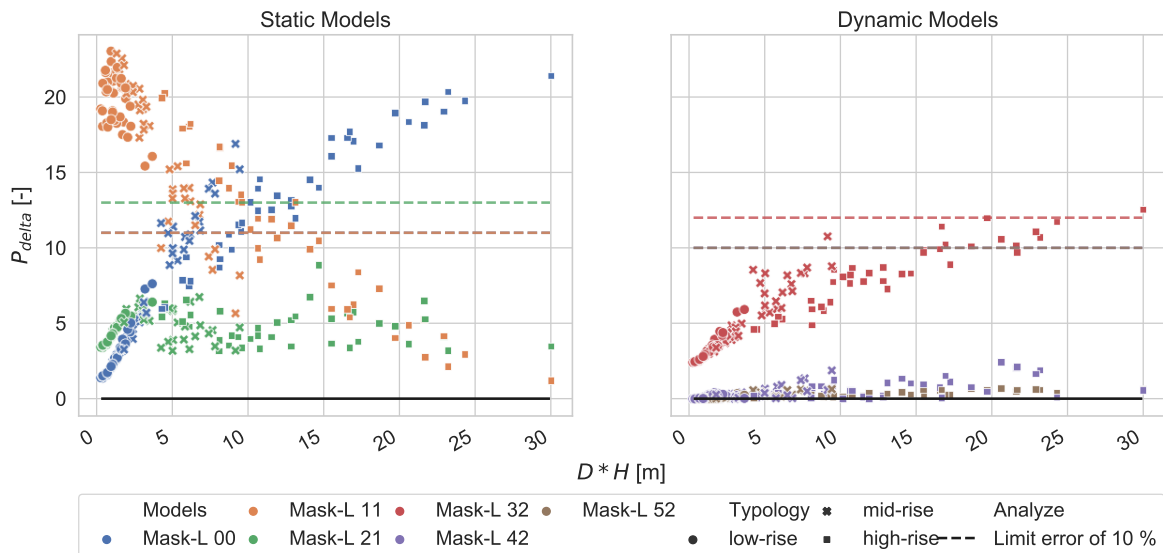


FIGURE 3.13 – Indicateur de parcimonie P_{δ} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de masques solaires

Si l'on s'intéresse à l'évolution de la parcimonie suivant le KGI DH, on remarque logiquement une augmentation de l'indicateur pour les quartiers *high-rise*. Seul le modèle Mask-L 1.1 a une réduction de P_{δ} , devenant plus proche en moyenne des facteurs de masques calculés pour des quartiers de grande hauteur.

Le modèle le plus simple, Mask-L 0.0, n'est pas plus parcimonieux que la référence mais reste en-dessous de la limite d'écart acceptable quel que soit le DH pour les quartier *low-rise*, jusqu'à

un DH de 6 m pour les quartiers *mid-rise* et jusqu'à 10 m pour les quartiers *high-rise*. Le modèle Mask-L 2.1 présente des résultats en-dessous de la limite acceptable mais plus éparés. La prise en compte de facteurs de masques fixes peut en effet être insuffisante pour certaines morphologies de quartiers, mais reste en moyenne un bon moyen de calculer les masques solaires. **Un modèle statique peut donc mieux prendre en compte les masques solaires qu'un modèle dynamique si celui-ci n'est pas assez précis.** En effet, le modèle Mask-L 3.2 a un indicateur plus élevé que le modèle Mask-L 2.1 dès un DH de 5 m. Aux écarts liés au calcul du rayonnement solaire sur les façades, s'ajoutent les écarts liés au calcul du rayonnement solaire en toiture qui est plus prononcé pour des quartiers de grande hauteur, augmentant plus fortement l'indicateur de parcimonie. Afin de remédier à une partie des écarts, le calcul du rayonnement sur la toiture devrait être pris en compte non pas au centre du bâtiment mais bien à la hauteur du toit.

La Figure 3.14 montre les résultats d'indicateur de parcimonie pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage. Comme pour les besoins de chauffage, aucun modèle ne présente une parcimonie inférieure à la référence. De plus, la majorité des modèles ont des indicateurs dépassant la limite d'écart acceptable de 15 %. Ainsi, contrairement à précédemment, le modèle Mask-L 1.1 ne peut jamais être choisi et les modèles Mask-L 0.0 et 3.2 ne peuvent être utilisés après un DH de 2 m. Le modèle Mask-L 2.1 dépasse aussi rapidement cette limite d'écart, mais montre des résultats meilleurs pour des quartiers de grande hauteur, avec un indicateur de parcimonie en-dessous de cette limite au-delà d'un DH de 20 m. Quant aux modèles Mask-L 4.2 et 5.2, ils présentent une augmentation puis une diminution de l'indicateur de performance, mais toujours en-dessous de la limite de 15 % d'écart. Il y a donc pour les quartiers avec DH aux alentours de 10 m une mauvaise prise en compte des masques solaires.

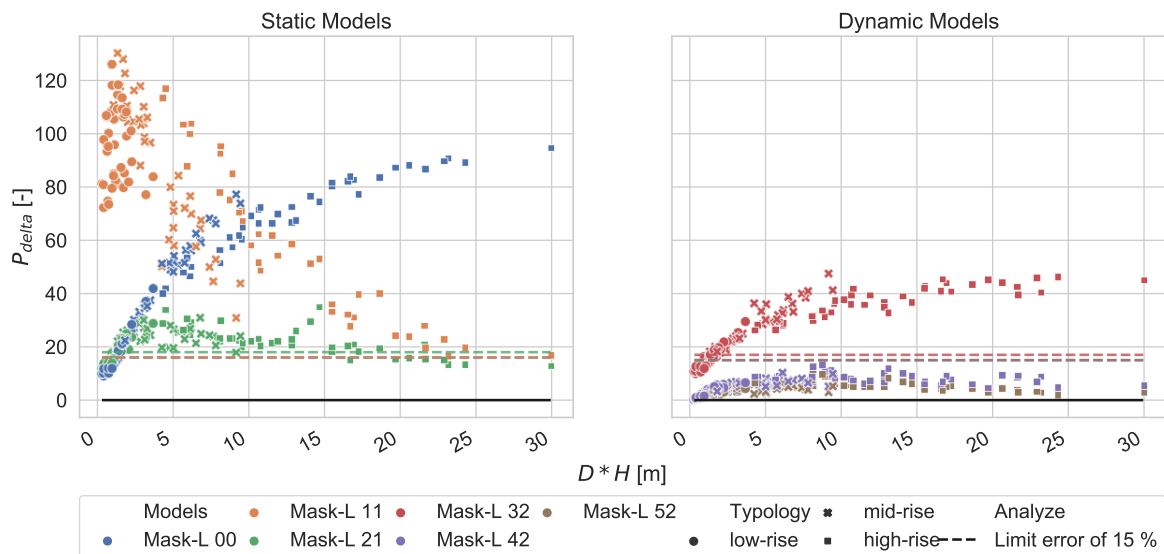


FIGURE 3.14 – Indicateur de parcimonie P_{Δ} pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage suivant les modèles de masques solaires

Il est ensuite possible de réaliser le tableau pour l'aide à la décision des utilisateurs d'UBEM présenté au paragraphe 2.1.7.1, sachant qu'aucun modèle n'est plus parcimonieux que le Mask-L 6.2 (Tableau 3.13). Dans ce tableau les cases hachurées sont représentatives des divergences entre types de quartiers : la couleur de fond est celle des quartiers *high-rise* et les hachures des quartiers *mid-rise*. Comme il n'y a pas de recouvrement donnant des résultats différents dans le tableau pour les quartiers *low-rise* et *mid-rise*, seul le recouvrement précédent est représenté.

À travers ce tableau, il est tout de suite visible que les différences de KGI limite sont très prononcées entre les besoins en chauffage et l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage. Si les modèles Mask-L 2.1 et 3.2 peuvent être largement utilisés (mais n'étant pas parcimonieux) pour

une grande partie des quartiers lors de la détermination des besoins de chauffage, ils ne peuvent être choisis que pour des DH inférieurs à 2 m dès lors qu'on s'intéresse à la dynamique des besoins de chauffage (Tableau 3.14). C'est justement cette dynamique qui impose plus fortement la mise de côté de certains modèles, notamment les modèles statiques.

Modèle	DH [m]				
	< 6	7	9	13	> 25
Mask-L 6.2					
Mask-L 5.2					
Mask-L 4.2					
Mask-L 3.2					
Mask-L 2.1					
Mask-L 1.1					
Mask-L 0.0					

TABLEAU 3.13 – Modèles de masques solaires à privilégier pour les besoins de chauffage

Modèle	DH [m]	
	< 2	> 20
Mask-L 6.2		
Mask-L 5.2		
Mask-L 4.2		
Mask-L 3.2		
Mask-L 2.1		
Mask-L 1.1		
Mask-L 0.0		

TABLEAU 3.14 – Modèles de masques solaires à privilégier pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage

3.3.5 Résultats complémentaires

Afin de compléter les analyses précédentes, plusieurs variantes de simulation ont été réalisées :

- Variation de taille de quartier : Suivant la taille du quartier les effets de bords n'ont pas la même importance et les masques des bâtiments situés au coeur du quartier croissent avec l'augmentation du nombre de bâtiments. Quatre tailles de quartiers sont prises en compte : 16, 36, 64 et 121 bâtiments répartis en grille.
- Variation de répartition des bâtiments : Afin de visualiser l'influence géométrique d'un quartier en forme de grille, les bâtiments sont répartis aléatoirement en gardant la même densité dans le quartier (forme aléatoire présentée au paragraphe 2.2.1) et les mêmes hauteurs (le DH reste ainsi identique). Les quartiers sont constitués de 36 bâtiments et sont simulés avec la météo de Paris. L'objectif est uniquement de visualiser l'impact d'une géométrie stricte par rapport à une géométrie plus aléatoire.
- Variation des paramètres thermiques : Les performances thermiques des bâtiments influent sur les besoins énergétiques. Ici, en fonction de ces paramètres thermiques, le rayonnement solaire peut être absorbé et transmis de manière différente, donnant des gains solaires variables. Plusieurs quartiers sont étudiés avec des paramètres thermiques variables, allant de bâtiments construits après 2010 à des mélanges de bâtiments anciens et neufs.

- Variation de météo : Le rayonnement solaire étant très différent selon la localisation géographique du quartier, des quartiers de 36 bâtiments sont simulés sous 3 météo : Paris, Nice (IWE, 076900) et Strasbourg (IWE, 071900). Les météo que nous retenons se distinguent bien de Paris par les températures et rayonnement solaire (Figure 3.15). Nice présente un rayonnement solaire et des températures plus importants, tandis que Strasbourg présente un rayonnement similaire à Paris mais avec des températures minimales plus basses.

Seules les variations de météo et de taille de quartier sont présentées ici. Les variations de répartition des bâtiments et des paramètres thermiques sont données en Annexe B.2. Une concaténation de toutes les variations est proposée en complément (paragraphe B.2.3). De même, seuls certains KPI sont présentés, ayant un lien fort avec la variante de simulation (ex : le rayonnement solaire en toiture n'est pas affecté par la variation des paramètres thermiques).

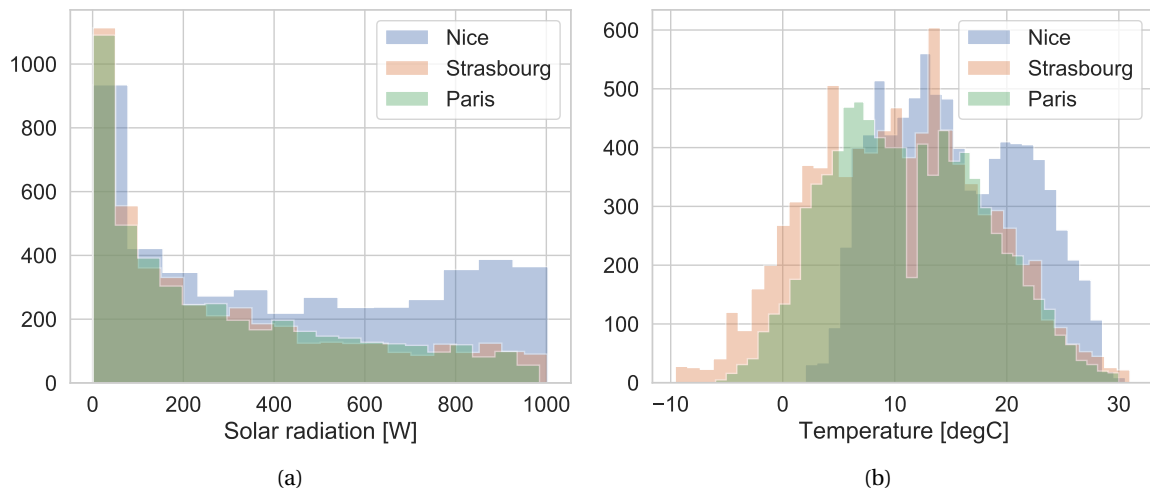


FIGURE 3.15 – Températures (a) et rayonnement solaire (b) de Paris, Nice et Strasbourg

3.3.5.1 Variation de taille de quartier

Afin de comparer différentes tailles de quartiers, la morphologie en grille est conservée et le nombre de bâtiments varie : 16, 36, 64 et 128 bâtiments.

En fonction de la taille du quartier, le temps de calcul des masques solaires varie (Tableau 3.15). Le facteur d'accélération est intéressant (> 2) dès lors qu'on utilise des modèles de masques « inférieurs ou égaux » au modèle Mask-L 4.2. Ces temps sont cependant à mettre en relation avec le temps global de simulation, qui est d'environ 4 s par bâtiment, soit allant d'environ 1 min pour 16 bâtiments à 8 min pour 128 bâtiments. Les temps de calcul pour la référence représentent donc environ 5 % du temps de calcul, quelle que soit la taille du quartier.

Suivant la taille du quartier, les écarts à la référence pour les besoins de chauffage des modèles de masques Mask-L 0.0 et Mask-L 3.2 vont augmenter avec le nombre de bâtiments (Figure 3.16). À l'inverse les écarts du modèle Mask-L 1.1 vont baisser, jusqu'à même atteindre des écarts centrés en 0 pour les quartiers de 121 bâtiments *high-rise*. Le nombre de bâtiments étant plus important, les ombrages sont plus importants avec des effets sur les frontières du quartier (où les bâtiments sont moins masqués). Pour le modèle Mask-L 2.1 les écarts ne varient que très peu pour les quartiers *low-rise*, augmentent pour les quartiers *mid-rise* avec des quartiles plus larges, et augmentent pour redescendre pour les quartiers *high-rise*. Enfin, pour les modèles Mask-L 4.2 et 5.2, peu de variations sont à noter, dont presque aucunes pour le Mask-L 5.2.

Modèles	16 bâtiments		36 bâtiments		64 bâtiments		128 bâtiments	
	t [s]	Facteur d'accélération	t [s]	Facteur d'accélération	t [s]	Facteur d'accélération	t [s]	Facteur d'accélération
Mask-L 6.2	1.2	1.0	5.6	1.0	10.8	1.0	28.1	1.0
Mask-L 5.2	< 1 s	1.9	3.1	1.8	6.4	1.7	18.1	1.5
Mask-L 4.2	< 1 s	4.8	1.0	5.6	2.9	3.8	9.6	2.9
Mask-L 3.2	< 1 s	8.9	< 1 s	8.4	2.0	5.3	7.2	3.9
Mask-L 2.1	< 1 s	8.7	< 1 s	9.3	2.0	5.2	8.0	3.5
Mask-L 1.1	< 1 s	5.5	< 1 s	6.9	2.3	4.7	8.4	3.3
Mask-L 0.0	< 1 s	347.9	< 1 s	629.5	< 1 s	729.8	< 1 s	487.9

TABLEAU 3.15 – Temps de calcul des masques solaires suivant le modèle de masque solaire – Variante : Taille de quartier

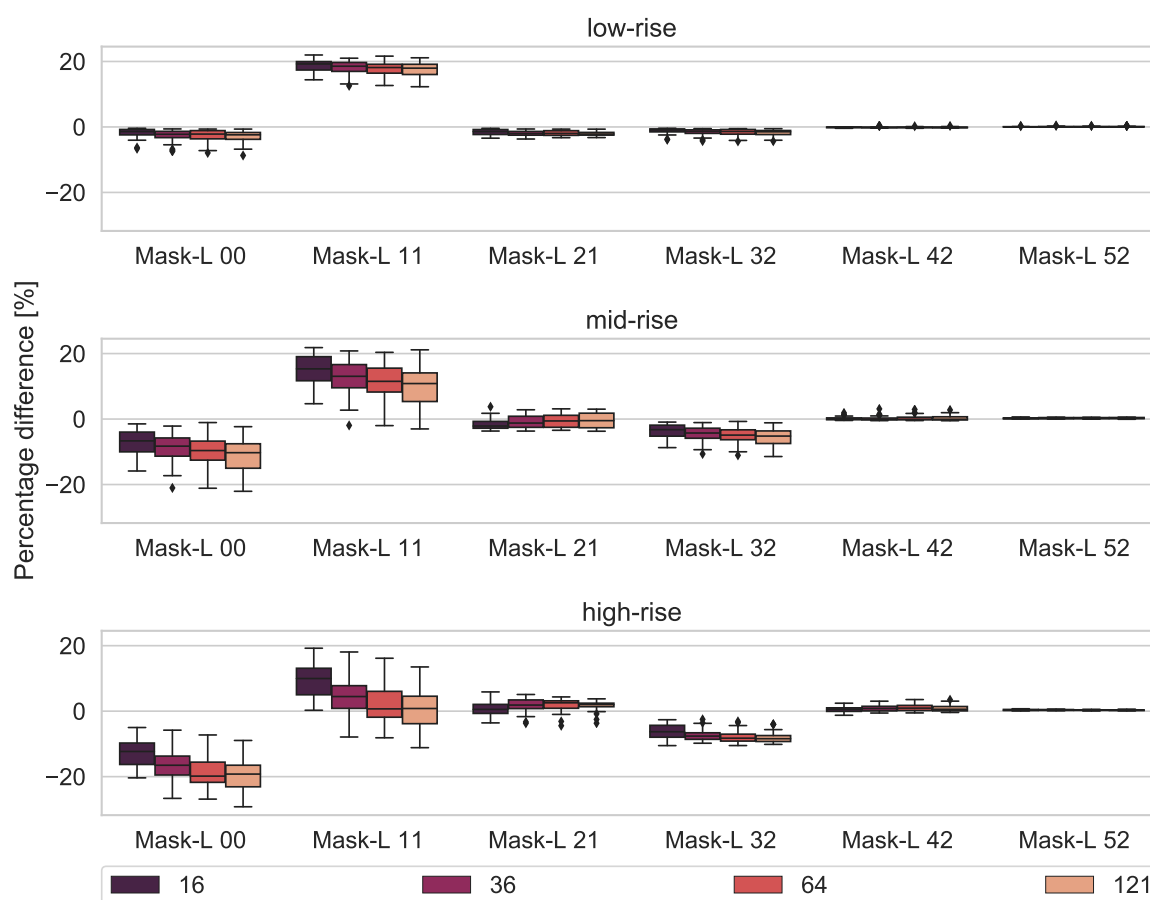


FIGURE 3.16 – Écarts des besoins de chauffage sous la météo de Paris suivant le modèle de masque solaire – Variante : Taille de quartier

Afin de prendre en compte cette variation de bâtiments, un nouveau KGI est défini en prenant aussi en compte le nombre de bâtiments N :

$$KGI_{size} = D * H * \log(N) [m] \quad (3.3)$$

Les Figures 3.17 et 3.18 présentent la variation des indicateurs de parcimonie suivant le KGI $DH * \log(N)$ pour les besoins de chauffage et l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage. Le nouveau KGI permet de regrouper les indicateurs liés aux différentes tailles de quartier par type.

Au niveau des besoins de chauffage, le modèle Mask-L 0.0 ne présente que peu de variation suivant le nombre de bâtiments. Le modèle Mask-L 1.1 a quant à lui des variations suivant la taille du quartier : si pour les quartiers de 16 bâtiments les écarts ne font que diminuer, pour les quartiers de plus de 36 bâtiments un minimum apparaît, à partir duquel les écarts des quartiers *high-rise* augmentent. On retrouve cette même variation pour le modèle Mask-L 3.2 mais de manière inversée. Pour les modèles Mask-L 2.1, 4.2 et 5.2 les évaluations de la parcimonie ne sont pas influencées par le nombre de bâtiments.

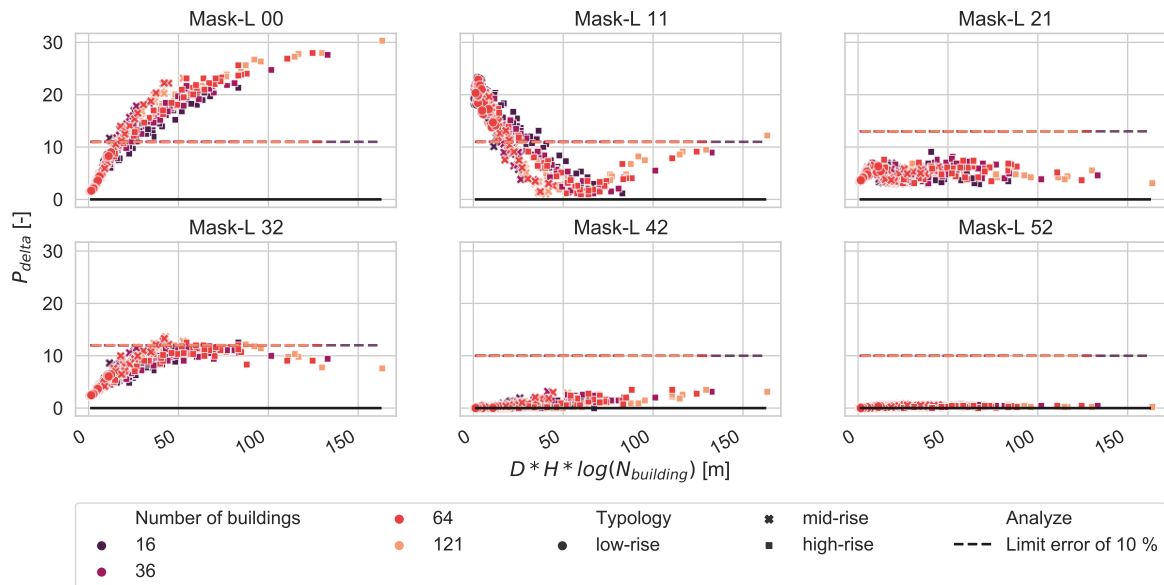


FIGURE 3.17 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de masques solaires – Variante : Taille de quartier

Pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage, les résultats présentent les mêmes variations de tendance que précédemment. Les modèles Mask-L 3.2 et 1.1 ont des maxima et minima locaux, mais toujours au-dessus des limites acceptables, le modèle Mask-L 0.0 ne peut être utilisé que pour des KGI faibles, et les modèles Mask-L 4.2 et 5.2 n'ont que peu de variations. Le modèle Mask-L 2.1 poursuit les tendances vues sur la Figure 3.14 où l'indicateur a des valeurs plus faibles pour des hauts KGI. Ainsi le modèle peut être utilisé à partir d'une certaine valeur de KGI_{size} .

À partir de ces figures, les tableaux de décision peuvent être créés pour les besoins de chauffage et l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage (Tableaux 3.16 et 3.17). Le KGI n'est pas assez précis pour pouvoir distinguer plus précisément le basculement. Les deux tableaux sont relativement proches de ceux concernant les quartiers de 16 bâtiments, avec des choix de modèles variant uniquement par les valeurs seuils mais gardant les mêmes tendances.

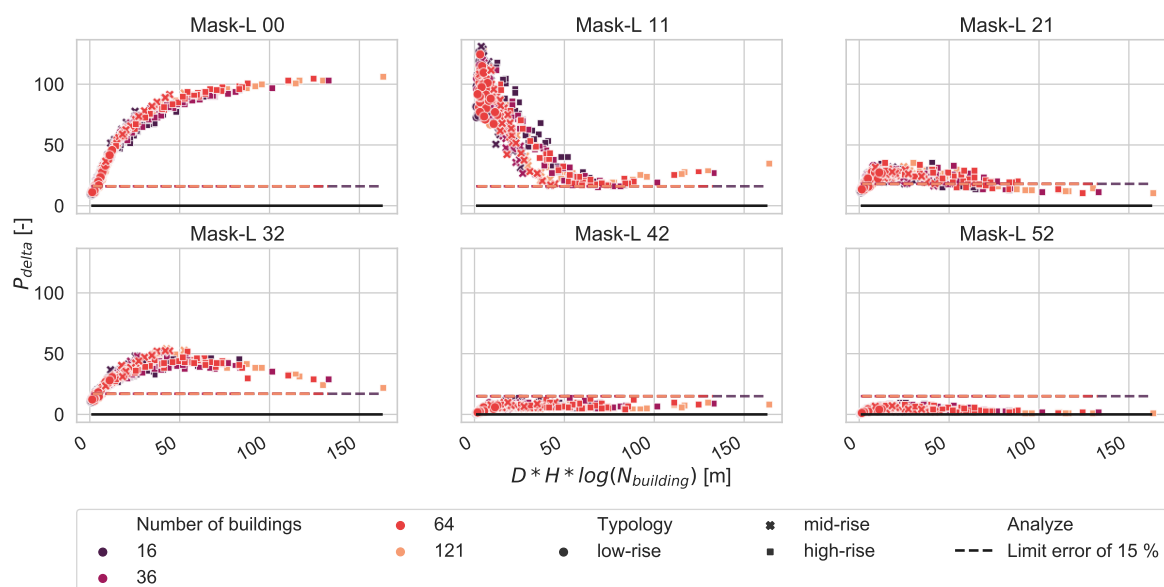


FIGURE 3.18 – Indicateur de parcimonie P_{Δ} pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage suivant les modèles de masques solaires – Variante : Taille de quartier

Modèle	DH * log(N) [m]			
	< 18	20	24	> 30
Mask-L 6.2				
Mask-L 5.2				
Mask-L 4.2				
Mask-L 3.2				
Mask-L 2.1				
Mask-L 1.1				
Mask-L 0.0				

TABEAU 3.16 – Modèles de masques solaires à privilégier pour les besoins de chauffage – Variante : Taille de quartier

Modèle	DH * log(N) [m]			
	< 4	5	65	> 85
Mask-L 6.2				
Mask-L 5.2				
Mask-L 4.2				
Mask-L 3.2				
Mask-L 2.1				
Mask-L 1.1				
Mask-L 0.0				

TABEAU 3.17 – Modèles de masques solaires à privilégier pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage – Variante : Taille de quartier

3.3.5.2 Variation de climat

Afin de mettre en évidence l'impact du climat sur les résultats précédents, 2 autres fichiers météo sont utilisés (Strasbourg et Nice) ayant des rayonnements solaires et des températures variables.

La Figure 3.19 montre l'ensemble des écarts relatifs suivant les types de quartiers, les modèles de masques et la météo utilisée pour les besoins de chauffage. Plus le climat est ensoleillé et chaud (Nice), plus les écarts sont importants. Les besoins étant moindres, les écarts relatifs sont tout de suite plus importants. De plus, les apports solaires étant plus forts, la mauvaise modélisation des masques solaires impacte rapidement les besoins énergétiques des bâtiments. De même que pour les analyses précédentes, les écarts augmentent avec la densité et la hauteur des bâtiments, sauf pour le modèle Mask-L 1.1 où les facteurs de réduction de rayonnement solaire se rapprochent en moyenne de 0.5.

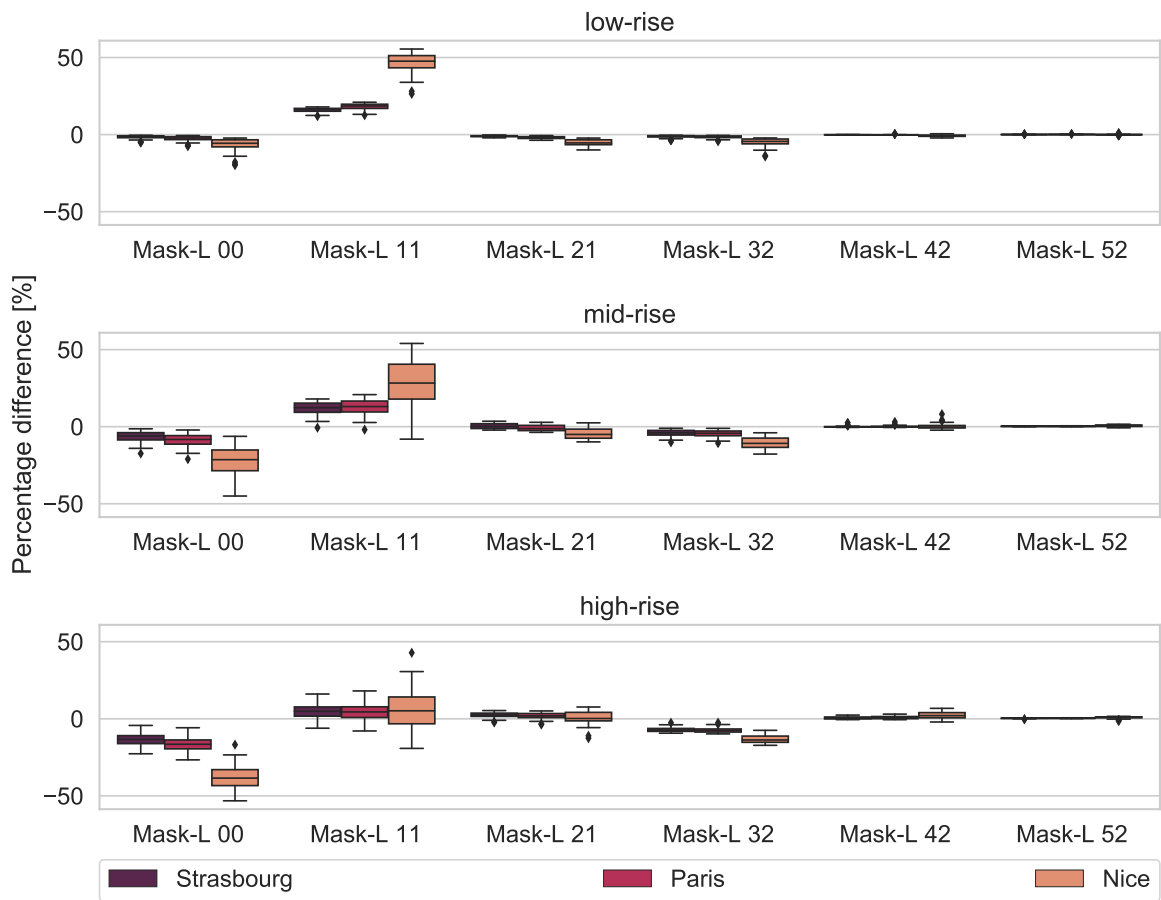


FIGURE 3.19 – Écarts des besoins de chauffage suivant le modèle de masque solaire – Variante : Variation de climat

Afin de prendre en compte cette différence de rayonnement solaire, un nouveau paramètre est pris en compte : l'irradiation globale horizontale (IGH) journalière moyenne à une localisation donnée, R_{day} [kWh/m²]. Celle-ci est adimensionnée par l'IGH journalière moyenne en France (R_{France}) de 3.4 kWh/m² [117]. Elle est utilisée pour créer un KGI :

$$KGI_{weather,heat} = DH * \left(\frac{R_{day}}{R_{France}} \right)^4 [m] \quad (3.4)$$

Afin d'augmenter la sensibilité du KGI aux apports solaires moyen, le R_{day} est soumis à un exposant 4, permettant ainsi de mieux superposer les résultats de parcimonie. Plusieurs tests ont été réalisés afin de déterminer le bon exposant à utiliser dans le $KGI_{weather,heat}$.

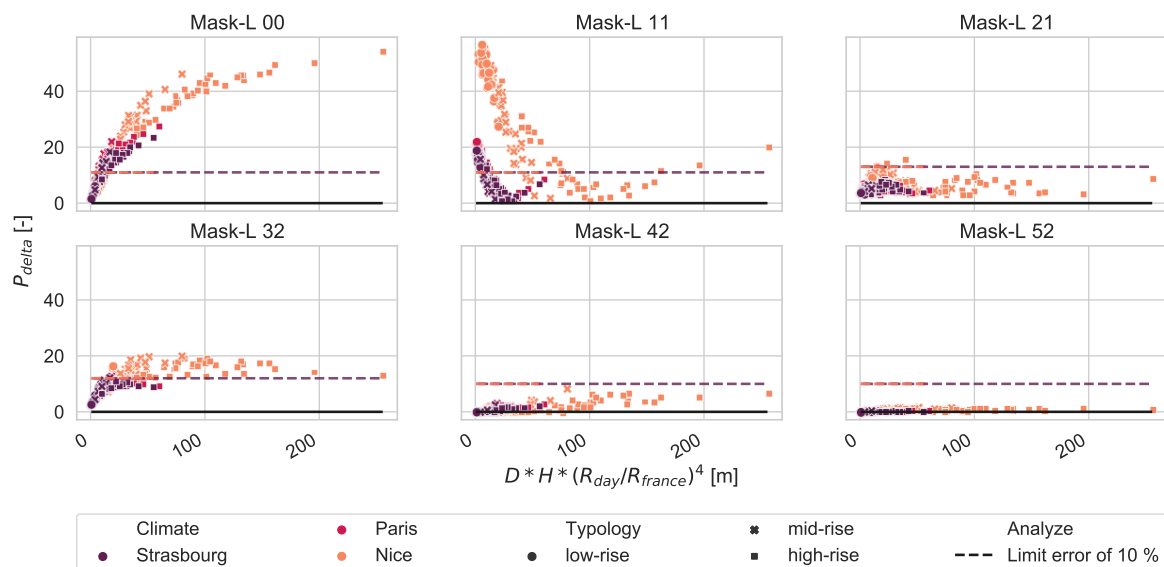


FIGURE 3.20 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de masques solaires – Variante : Variation de climat

Modèle	$DH * \left(\frac{R_{day}}{R_{france}}\right)^4 [m]$					
	< 8	14	22	42	76	> 160
Mask-L 6.2						
Mask-L 5.2						
Mask-L 4.2						
Mask-L 3.2						
Mask-L 2.1						
Mask-L 1.1						
Mask-L 0.0						

TABEAU 3.18 – Modèles de masques solaires à privilégier pour les besoins de chauffage – Variante : Variation de climat

Le tableau de décision (Tableau 3.18) est créé à partir de la Figure 3.20, en prenant soin d'utiliser des hachures pour représenter la valeur de la simulation sous la météo de Nice. En effet, celle de Nice étant très ensoleillée, elle provoque de grandes différences avec les autres climats non représentées par le KGI initial développé. Le quadrillage représente des valeurs éparées autour de la limite (soit de précision soit de parcimonie suivant la couleur utilisée), et les hachures représentent donc surtout la météo de Nice.

Ce $KGI_{weather,heat}$ n'est pas adapté à l'étude des besoins de climatisation. Il ne permet pas de déterminer des valeurs seuils, il est donc nécessaire de développer un KGI spécifique, $KGI_{weather,cool}$:

$$KGI_{weather,cool} = \frac{DH}{\frac{R_{day}}{R_{france}}} [m] \quad (3.5)$$

La parcimonie liée aux besoins de climatisation est non pas corrélée au R_{day} mais à son inverse. Plus le rayonnement moyen est important, plus l'écart diminue. Plusieurs tests ont comme précédemment été réalisés afin de déterminer si l'augmentation en puissance de l'IGH pouvait améliorer les résultats de parcimonie, sans succès.

Si ce KGI ne permet pas d'avoir des tendances nettes pour les modèles Mask-L 2.1 et 4.2, il per-

met cependant d’avoir globalement des valeurs seuils. Ces résultats éparés pour ces deux modèles sont représentés par les hachures sur le Tableau 3.19, traduction de la Figure 3.21. Par rapport aux besoins de chauffage, peu de modèles sont utilisables. Finalement, seul le modèle Mask-L 5.2 présente quel que soit le KGI des résultats suffisamment précis. Le modèle Mask-L 4.2 qui était en dessous de la limite des 10 % d’écart pour les besoins en chauffage a des résultats éparés pour des quartiers plutôt à grand DH. De même le modèle Mask-L 2.1 est rapidement inutilisable.

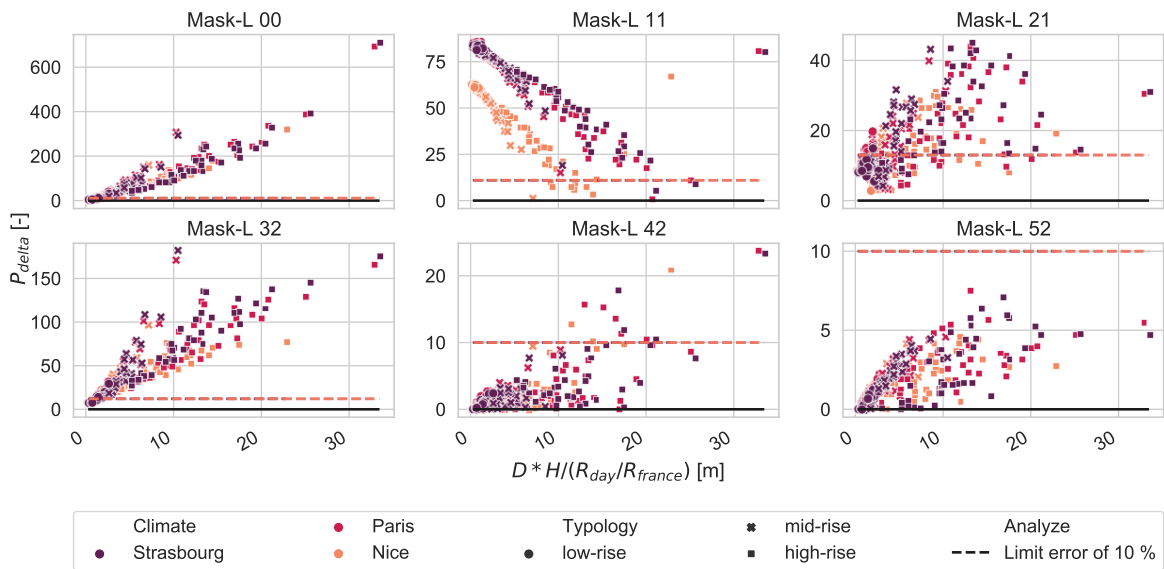


FIGURE 3.21 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de climatisation suivant les modèles de masques solaires – Variante : Variation de climat

Modèle	$\frac{DH}{R_{day}/R_{france}}$ [m]				
	< 1.2	12	15	22	> 27
Mask-L 6.2					
Mask-L 5.2					
Mask-L 4.2					
Mask-L 3.2					
Mask-L 2.1					
Mask-L 1.1					
Mask-L 0.0					

TABEAU 3.19 – Modèles de masques solaires à privilégier pour les besoins de climatisation – Variante : Variation de climat

3.4 Conclusion

Une première application de la méthodologie d'analyse de la parcimonie a été réalisée sur les modèles de masques solaires. Il a été choisi de se pencher plus précisément sur des modèles de calcul statiques et dynamiques basés sur des lancers de rayons. Les modèles de rayonnement et de masques solaires DIMOSIM ont été validés sur un bâtiment puis sur 2 quartiers en formes de grille par rapport au logiciel DAYSIM [181], version simplifiée de la référence en la matière, RADIANCE [43].

Une comparaison des modèles sur 5 types de quartiers a montré des différences notables entre modèles. Les quartiers en formes de canyon et de cercle présentent globalement les mêmes tendances, avec uniquement de forts écarts pour les modèles appliquant un facteur constant unique pour le quartier (Mask-L 0.0 et 1.1). Les quartiers en forme de grille, surtout avec une densité forte, ont plus de disparités avec des écarts importants touchant les modèles calculant un unique coefficient statique (Mask-L 2.1) ou dynamique (Mask-L 3.2) par bâtiment. Ce sont donc ces modèles en forme de grille avec des densités et des hauteurs variables qui ont été étudiés plus précisément. Ainsi les 3 types de quartiers du projet GENIUS [28, 29, 226] composés de bâtiments discontinus à hauteurs et densités variables (pavillons discontinus, immeubles discontinus et immeubles de grande hauteur) ont été sélectionnés.

En premier lieu des quartiers de 16 bâtiments montrent peu de différences en temps de calcul, mais des résultats variables selon le KGI DH (densité du quartier multipliée par la hauteur moyenne) apparaissent. Pour les quartiers *low-rise*, l'utilisation de tous les modèles excepté le modèle imposant un facteur constant unique pour le quartier (Mask-L 1.1) est possible, mais ils ne sont tout de même pas plus parcimonieux que la référence. Avec l'augmentation de la taille des bâtiments et de la densité, ce choix devient de plus en plus restreint, et seuls les modèles dynamiques avec un maillage fin (Mask-L 4.2 et 5.2) sont satisfaisants quel que soit le KGI, aussi bien pour les besoins de chauffage, de climatisation ou de rayonnement solaire sur la toiture.

En fonction du climat étudié, le nombre de modèles acceptables avec des indices de parcimonie proches de la référence varie. Plus le climat est ensoleillé, plus il est nécessaire d'avoir des modèles détaillés. De même, avec l'augmentation du nombre de bâtiments, le choix des modèles pour les besoins de climatisation devient plus restreint.

Ainsi, à partir de ces différentes simulations, il a été détecté que suivant le KPI étudié, le KGI utilisé et les choix de modèles ne sont pas les mêmes. L'analyse de la parcimonie requiert alors des KGI adaptés, suffisamment sensibles à la variabilité des sorties de simulation : par exemple, avec les variations de climat, il est pertinent d'utiliser un KGI dépendant de l'inverse du R_{day} pour l'analyse de parcimonie des besoins de climatisation, tandis que pour les besoins de chauffage, le KGI dépend de R_{day}^4 . Cependant, **aucun modèle n'est finalement plus parcimonieux que la référence**. Les modèles **dynamiques à maillage fin (Mask-L 4.2 et 5.2) présentent néanmoins de très bons résultats** pour les besoins de chauffage, de climatisation et des gains solaires en toiture. Ces différents modèles se **distinguent en effet surtout par la précision du maillage de calcul, et donc les différences de temps de calcul sont déterminantes pour le choix des modèles, surtout pour de grands quartiers**.

Chapitre 4

Parcimonie et division en zones thermiques

Sommaire

4.1	Modèle de bâtiment de DIMOSIM	115
4.1.1	Modèle RC	115
4.1.2	Ventilation	118
4.2	Modèles de zonage thermique	119
4.2.1	Zonage thermique à l'échelle du bâtiment	119
4.2.2	Zonage thermique à l'échelle du quartier	120
4.2.3	Choix des modèles	121
4.2.4	Scenarii d'occupation spatiale des bâtiments	125
4.3	Mise en place et application de la méthodologie d'analyse de la parcimonie	126
4.3.1	Modèles analysés	126
4.3.2	Indicateurs de performance	127
4.3.3	Bâtiments et quartiers	128
4.3.4	Paramètres composants les KGI	130
4.3.5	Choix effectués pour les simulations	130
4.3.6	Hypothèses de calcul des indicateurs de parcimonie	130
4.3.7	Méthodologie d'analyse	133
4.4	Résultats	133
4.4.1	Unique bâtiment résidentiel	133
4.4.2	Parcimonie de modèles à l'échelle bâtiment	143
4.4.3	Étude de la parcimonie à l'échelle du quartier	147
4.4.4	Résultats complémentaires : sensibilité aux conditions météorologiques et aux formes de bâti	151
4.5	Chaînage avec les modèles de masques solaires	158
4.5.1	Modèles	158
4.5.2	Quartiers	160
4.5.3	Résultats des simulations	161
4.5.4	Écarts à la référence et temps de calcul	162
4.5.5	Parcimonie	168
4.5.6	Conclusion sur la combinatoire des modèles de zonage et de masques solaires	172
4.6	Conclusion	174

Introduction

Une des briques fondamentales de la simulation à l'échelle quartier est le modèle thermique de bâtiment. Il est en effet le composant central du calcul des besoins de chauffage, de climatisation, de ventilation et voire même d'usages spécifiques de l'électricité. Ainsi, une attention particulière doit être portée au modèle thermique de bâtiment et à son intégration dans l'environnement du quartier, en lien notamment avec les simplifications majeures des phénomènes physiques en jeu afin de modéliser plusieurs dizaines de bâtiments simultanément en un temps raisonnable.

Des bases de données sont régulièrement publiées et des outils existent pour paramétrer les modèles d'occupation et d'équipements et compléter les paramètres thermiques des bâtiments selon les périodes de construction et les régions. Cependant, la thématique reste complexe et les données d'entrée sources de nombreuses incertitudes. Le modèle thermique de bâtiment « idéal » devrait s'appliquer à n'importe quel type de bâtiment, être assez simple pour éviter des temps de simulation trop longs et être suffisamment détaillé pour représenter les phénomènes s'y déroulant avec une marge d'incertitude raisonnable.

Parmi les données de paramétrage nécessaires pour ce modèle, les informations sur le zonage thermique intérieur du bâtiment ne sont pas présentes, et il est compliqué de les déterminer à partir de sa géométrie et de son usage (le zonage étant le résultat d'une expertise spécifique à la simulation). Un bâtiment peut en effet être divisé en plusieurs zones thermiques permettant de prendre en compte des orientations, des profils (gains internes et températures) et des usages différents. Ce zonage est important notamment pour la prise en compte des gains solaires : pour un bâtiment monozone, les forts gains solaires d'une façade sud sont compensés par les faibles gains solaires d'une façade nord, sous-estimant les besoins d'énergie simulés par rapport aux conditions réelles. Le découpage en plusieurs zones apporte ainsi a priori une meilleure précision. Cependant, les modèles de zonage thermique restent difficiles à paramétrer et les simulations deviennent rapidement coûteuses en temps de calcul avec l'augmentation du nombre de bâtiments et de zones. Comme ce temps de paramétrage et de calcul peut être rédhibitoire à l'échelle quartier, le gain en précision doit pouvoir justifier cette augmentation.

Si à l'échelle du bâtiment de nombreuses études ont été réalisées sur l'influence de la division en zones thermiques sur différentes sorties de simulation, celles-ci ne sont pas toutes transposables au cas du quartier. Il n'existe actuellement que peu de lignes directrices à suivre, et celles-ci ne sont pas généralisables. Or, la question du découpage thermique est dépendante du bâtiment et donc du quartier considéré : y-a-t-il des modèles à privilégier suivant le type de bâtiment ? Et suivant les informations disponibles ? De plus, cette division en zones implique des problématiques de transferts thermiques entre zones, que cela soit conductif entre deux zones adjacentes ou par ventilation naturelle ou mécanique, amenant à de nouveaux questionnements : quelle famille de modèles influe le plus sur les sorties étudiées ? Et donc sur quelle famille accentuer les efforts de modélisation ?

Ainsi, dans cette partie une comparaison de modèles de zonage couplés à des modèles d'échanges thermiques par conduction entre zones et de ventilation inter-zones est réalisée afin d'identifier les associations de modèles permettant une simulation rapide mais précise. Si les modèles de masques sont mis de côté pour les premières études, un couplage est réalisé à l'échelle quartier dans un deuxième temps. On applique une analyse progressive de la parcimonie en suivant les étapes suivantes :

1. Application des modèles sur des bâtiments uniques à caractéristiques variables (taille, hauteur, paramètres thermiques) pour deux usages (résidentiel et bureaux) et différentes compositions.
2. Création de quartiers de différentes tailles à partir des bâtiments simulés précédemment
3. Couplage du zonage avec le rayonnement solaire

4.1 Modèle de bâtiment de DIMOSIM

À l'échelle quartier le nombre de bâtiments à simuler et les données disponibles limitent le choix des modèles de bâtiment à utiliser. Les logiciels TRNSYS [222] ou Pléiades Comfie [168] sont ainsi peu adaptés à la simulation urbaine lorsque le nombre de bâtiments devient trop important. Des modèles simplifiés permettent alors un compromis entre précision et temps de calcul. Dans DIMOSIM un modèle physique simplifié a été choisi, de type réseau RC, permettant de représenter les transferts de chaleur dans le bâtiment par analogie électrique. De nombreuses configurations sont possibles, avec un nombre variable de résistances et de capacités pour représenter les différentes façades et composants de l'enveloppe.

On définit par la suite une zone thermique comme étant un volume d'air aux propriétés homogènes entouré de parois. Ainsi, chaque paroi de la zone thermique est en contact avec un volume d'air intérieur homogène. Il est alors possible de faire un bilan thermique pour chacune de ces parois en tenant compte des échanges convectifs, radiatifs et conductifs et en supposant ces surfaces planes et avec une surface aux propriétés homogènes. Dans DIMOSIM on suppose quelques simplifications, notamment des transferts thermiques unidimensionnels et une température de l'air uniforme dans chacune des zones.

Une présentation du modèle de bâtiment dans DIMOSIM a été réalisée en Annexe A.2.2. Seules les précisions nécessaires à la mise en place de nouveaux modèles sont présentées ici.

4.1.1 Modèle RC

Dans l'outil DIMOSIM un modèle $R_i C_j$ est implémenté, ne prenant initialement pas en compte les échanges thermiques entre zones. Ce modèle s'adapte aux données d'entrée et peut être simplifié en regroupant en une unique façade les murs extérieurs afin de réduire le temps de calcul (Annexe A.2.2).

La modélisation du bâtiment en plusieurs zones permet de prendre en compte les échanges thermiques ou de masse entre zones. Ces échanges sont notamment importants dès lors que des usages différents existent dans le bâtiment avec des profils et températures de consignes différents, ou bien lorsque les occupations sont variables selon les zones thermiques. Afin de prendre en compte ces phénomènes, deux modèles d'échange thermique ont été implémentés dans DIMOSIM (Figure 4.1) :

- Ex0 : les échanges sont négligés entre zones (murs adiabatiques) et seule l'inertie thermique est considérée (planchers, plafonds et murs mitoyens). Ainsi, les parois internes sont prises en compte dans la masse thermique.
- Ex1 : les échanges thermiques entre zones adjacentes (horizontales et verticales) sont modélisés par un modèle $R_6 C_3$ pour chacune des parois internes. On suppose que ces parois sont symétriques et on prend la même composition pour la masse interne et celles-ci. Les parois sont alors connectées aux températures d'air et radiante moyenne des zones adjacentes.

Les résistances et capacités supplémentaires de la Figure 4.1 sont décrites Tableau 4.1.

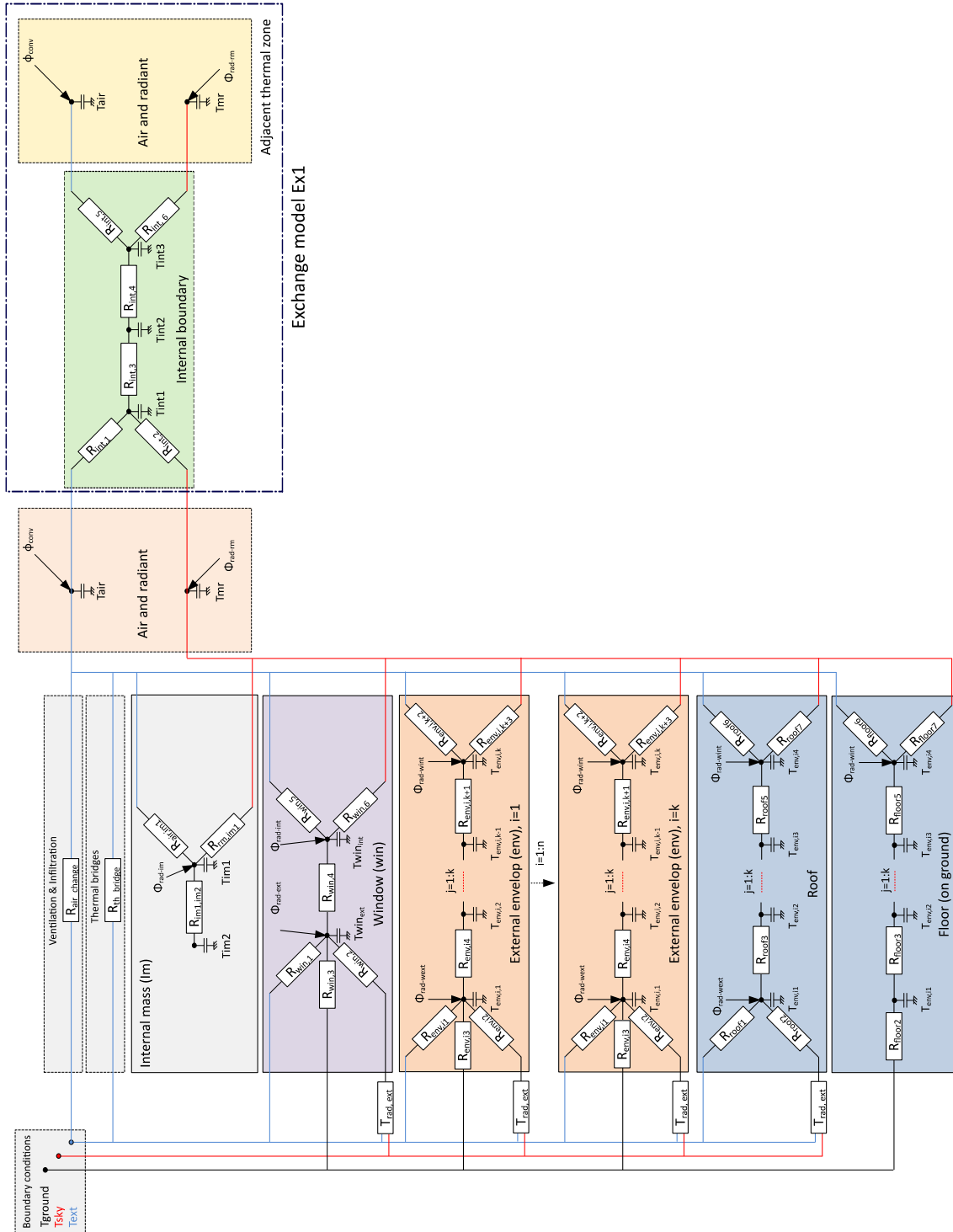


FIGURE 4.1 – Modèle R_iC_j modifié de DIMOSIM

Résistance [W/K] ou capacité [J/K]	Équation	Phénomène
$R_{int,1}$ et $R_{int,5}$	$\frac{1}{h_{conv,int} \cdot S_{int}}$	Convection intérieure entre les nœuds de la température de l'air et de la température de surface de la paroi.
$R_{int,2}$ et $R_{int,6}$	$\frac{1}{h_{rad,int} \cdot S_{int}}$	Échanges radiatifs intérieurs entre les nœuds de la température moyenne radiante et de la température de surface de la paroi
$R_{int,3}$	$\frac{e_1}{\lambda} \cdot \frac{1}{S_{int}}$	Conduction entre le nœud de surface $T_{int,1}$ et $T_{int,2}$. Un unique matériau est utilisé afin de rendre la paroi symétrique pour les échanges thermiques.
$R_{int,4}$	$\frac{e_2}{\lambda} \cdot \frac{1}{S_{int}}$	Conduction entre le nœud $T_{int,2}$ et le nœud de surface $T_{int,3}$. Un unique matériau est utilisé afin de rendre la paroi symétrique pour les échanges thermiques.
$C_{paroi,i}$	$e_i \cdot \rho_i \cdot c_{p,i} \cdot S_{paroi}$	Capacité thermique pour chacun des matériaux composant les parois.

TABEAU 4.1 – Résistances et capacités additionnelles du modèle R_iC_j

4.1.2 Ventilation

Plusieurs échanges d'air sont à prendre en compte dans un bâtiment :

- Les infiltrations
- La ventilation mécanique
- Les échanges entre zones par les portes et interstices

À l'échelle d'un bâtiment il est possible de modéliser les flux d'air entre les zones, grâce notamment au calcul de la pression ou de l'équilibre des flux. TRNSYS [222] et EnergyPlus [229] donnent par exemple plusieurs possibilités de calcul de la ventilation inter-zones, avec des modélisations à différents niveaux de détail, notamment la modélisation inter-zones simple (zone par zone) ou détaillée avec calcul de pression. On peut citer :

- Le « mélange » où l'air est envoyé de la zone source vers la zone d'arrivée sans impact sur la zone source .
- Le « mélange croisé » où un échange de masse d'air entre 2 zones est réalisé.

Ces logiciels se basent sur des modèles nodaux permettant de coupler les modélisations aérodynamiques et thermiques. Ces modèles présentent cependant des limites dans la prise en compte des effets extérieurs du vent sur la ventilation et notamment sur les débits injectés dans le bâtiment, la ventilation naturelle et les infiltrations. D'autres logiciels utilisent des calculs CFD pour mieux prendre en compte ces effets ainsi que l'impact des morphologies de bâtiments et de quartier, comme par exemple Design Builder [135] à l'échelle du bâtiment ou Envi-MET [83] à l'échelle urbaine. D'autres logiciels CFD tel que le Code Saturne [55] peuvent être couplés à des logiciels de calcul thermique et aérodynamique. Sans passer par des calculs CFD ni les modèles nodaux, il existe des modèles zonaux pour calculer l'équilibre des débits dans un bâtiment. Le logiciel Pléiades [168] modélise l'enveloppe aérodynamique du bâtiment avec les entrées d'air, en tenant compte des différents débits de ventilation entre les zones et les échanges à travers les interstices pour calculer les débits réels circulant dans le bâtiment. Ces différents modèles permettent de calculer la ventilation dans des cas de bâtiments multi-zones.

Ce modèle de ventilation multi-zones peut être résolu en parallèle du calcul thermique notamment par un calcul de pression qui implique la connaissance de la position et du type de fenêtres, de leur jointure, du positionnement des portes entre zones, de la taille des interstices, etc. Dans le cas d'un modèle de quartier on considère que ces paramètres sont inconnus (leur récupération étant trop compliquée) et qu'une telle modélisation serait intrinsèquement non parcimonieuse au regard du nombre de paramètres et de leur complexité de récupération.

Ainsi, on propose de modéliser la ventilation de manière simplifiée. On choisit d'avoir un modèle adapté aux bâtiments de bureaux et un second adapté aux bâtiments résidentiels, dans lesquels les mouvements d'air se limitent à l'étage : aucune connexion verticale n'est prévue (Figure 4.2). Au modèle de ventilation **V0** présenté en Annexe A.2.2, se rajoutent :

1. **Les bureaux V1b** : Dans les bâtiments de bureaux, les zones centrales sont souvent des salles de réunions où les surchauffes sont courantes ; la ventilation y est alors indispensable. L'air circule ainsi des zones périphériques jusqu'à la zone centrale au sein d'un étage : une masse d'air rentre de l'extérieur dans la zone périphérique, et la même masse d'air ira de la zone périphérique à la zone centrale. La ventilation mécanique est la principale source de ces débits.
2. **Le résidentiel V1r** : Les zones centrales sont souvent les espaces communs de circulation. La ventilation est gérée uniquement logement par logement. On peut cependant modéliser des échanges d'air des zones périphériques avec les parties communes par voie naturelle suivant les températures des deux zones et la taille des interstices sous les portes. Aucune ventilation n'est réalisée entre deux logements.

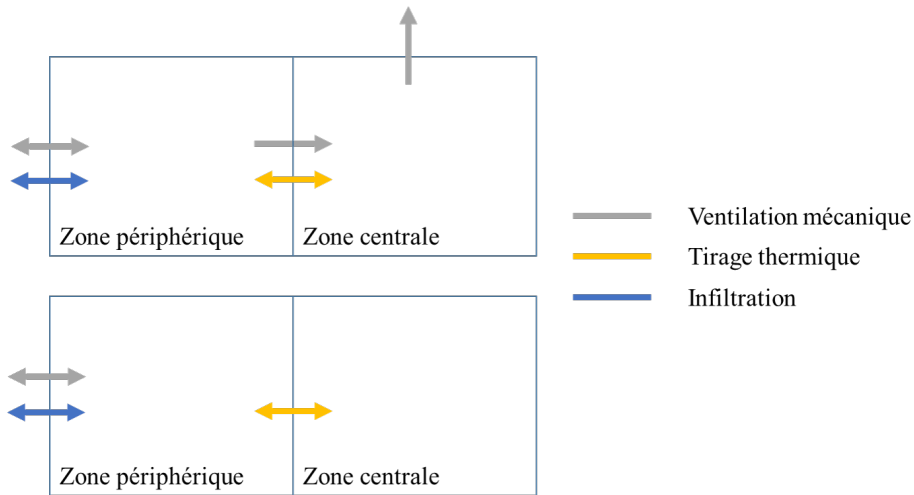


FIGURE 4.2 – Modèles de ventilation V1b (haut) et V1r (bas)

La ventilation par tirage thermique peut être modélisée comme une ventilation naturelle où les portes sont ouvertes. Dans la thèse de Marcello Caciolo [32] une corrélation de type orifice HB (haut/bas) est proposée (à partir de la formule de Warren et Parkins [238]) et est utilisée pour déterminer le débit :

$$\dot{m} = \frac{1}{2} C_d A_{ouv,tot} \left(\frac{g \Delta T_{in-ext} \Delta T^* H_{tth}}{\bar{T}} \right)^2 \quad (4.1)$$

On prend $\Delta T^* = 1.57$ (pas d'entraînement forcé d'air), $C_d = 0.7$. $A_{ouv,tot}$ est la somme des surfaces des ouvertures hautes et basses et H_{tth} la hauteur de tirage thermique (distance entre le milieu des deux ouvertures). Les portes ayant des tailles standards de 2.03 m de hauteur et 0.83 m de large, on prend un H_{tth} de 1 m, et des ouvertures hautes et basses de 0.83 m de large et 5 mm de haut. On suppose une seule porte donnant accès au palier pour le résidentiel par appartement lorsque les données sont disponibles, sinon il est considéré 1 porte palière tous les 10 m. Pour les bureaux on admet 1 porte tous les 3 m.

Ces modèles **V1** de calcul d'échange de flux d'air entre zones sont réalisés sans calcul de pression mais uniquement en prenant les températures du pas de temps précédent. Cette méthode est jugée acceptable lorsque les pas de temps sont assez faibles.

4.2 Modèles de zonage thermique

4.2.1 Zonage thermique à l'échelle du bâtiment

L'approche multi-zones permet de prendre en compte les disparités dans un bâtiment. En effet, l'utilisation d'un bâtiment monozone lisse l'impact des apports internes et solaires en supposant des volumes d'air parfaitement mélangés. Ainsi, les apports solaires importants des zones orientées sud sont complètement absorbés par les besoins de la zone nord qui n'en reçoit que peu. Les effets d'orientation sont compensés et le calcul des besoins thermiques est alors sous-estimé [162, 210]. Afin de pallier ce manque d'information, quelques logiciels permettent de diviser les bâtiments étudiés en zones périphériques et centrales, notamment Autodesk [11] à partir des recommandations de l'ASHRAE. Cependant les méthodes utilisées ne sont ni libres de droit ni précisément explicitées.

Shin et al. [207] proposent une revue de littérature sur le zonage thermique à l'échelle du bâtiment, listant ainsi plusieurs méthodes de zonage thermique. Ils indiquent qu'à ce jour aucun article ne

propose de règles précises pour la division de bâtiments en zones, mais plutôt uniquement des simples lignes directrices et paramètres à prendre en compte. Pour les bâtiments de type commerciaux, plusieurs études ont testé les propositions des standards de modélisation type ASHRAE, proposant de diviser le bâtiment en zones centrales et périphériques et en fusionnant les zones lorsque les gains internes et occupations sont similaires. Smith [210] a notamment appliqué les recommandations de l'ASHRAE 90.1 Appendix G [9] à différentes formes de bâtiments non usuelles, écartant ainsi 3 modèles de zonage de bâtiments sur les 7 testés au vu de leur trop grande imprécision. Ces recommandations ne sont donc pas forcément adaptées à toutes les formes de bâtiment et ne peuvent donc être généralisées. Shin et al. [207] précisent en effet qu'aucune méthode détaillée exhaustive n'est proposée pour compléter ce zonage thermique pour son utilisation dans la modélisation énergétique. De plus, peu d'études ont validé le zonage détaillé comme étant le zonage ayant les résultats les plus probants.

En effet, à cette échelle du bâtiment plusieurs études comparatives sur différents zonages thermiques existent. Martin et al. [139] par exemple, simulent un bâtiment de bureaux avec différents découpages de zones thermiques (zone unique, une zone par étage, découpage en plusieurs zones thermiques par étage) et visualisent les effets sur la consommation en chauffage, en climatisation et en temps de calcul, suivant le nombre d'étages simulés. Avec l'augmentation du nombre de zones, les temps de calcul deviennent plus importants (25 à 200 % d'augmentation de temps de calcul) mais une meilleure précision pour la consommation en climatisation (de 1 à 13 % de différence suivant le modèle étudié) est atteinte. Perez et al. [162] ont testé différents modèles thermiques RC sous différentes météo sur deux types de bâtiments : une maison individuelle et un bâtiment de bureaux à fort taux de vitrage. En comparant les résultats avec TRNSYS et des modèles multi-zones dynamiques, ils conseillent de réaliser des modèles de zones modulaires suivant les caractéristiques du bâtiment. Les auteurs précisent en effet qu'aucun modèle n'est systématiquement plus précis. En testant plusieurs pas de temps, ils montrent que le pas de temps de simulation de 30 min permet une précision inférieure à 1 % tout en ayant une réduction du temps de calcul pertinente. Rivalin et al. [188] ont de même testé différentes divisions en zones (de 49 à 1 zone dans le bâtiment) avec la prise en compte ou non de la ventilation et des transferts thermiques entre zones. L'écart des besoins pour un bâtiment monozone n'était alors que 6 % pour le chauffage et 11 % pour la climatisation. Un bon compromis entre écart et temps de calcul a été trouvé pour une division en 11 zones, permettant de garder des informations sur les types d'usage de chacune. Heo et al. [99] ont obtenu des différences supérieures (-24 % en besoins de chauffage et 21 % en besoins de climatisation) en simulant un bâtiment résidentiel avec une division détaillée en zones thermiques et en monozone.

Ainsi, il n'est pas évident de choisir un zonage thermique pour un unique ou un ensemble de bâtiments : il n'existe pas de méthode générique permettant d'assurer un zonage thermique adéquat suivant le type de bâtiment.

4.2.2 Zonage thermique à l'échelle du quartier

Si à l'échelle du bâtiment il est déjà difficile de proposer des lignes directrices généralisables, il est encore plus compliqué d'en proposer à l'échelle du quartier. Quelques études ont cependant été réalisées sur les découpages thermiques à cette échelle. Chen et Hong [37] comparent différentes divisions en zones thermiques sous trois climats pour plusieurs centaines de bâtiments. Ils obtiennent des différences en termes de consommations de chauffage importantes pouvant monter à près de 80 % (pour une médiane du quartier à environ 20 %) entre la division détaillée par étage et une division simple par étage. Ils proposent une méthode permettant d'équilibrer le temps de calcul et la précision, par la simulation d'un étage au milieu d'un bâtiment qui est ensuite multiplié pour simuler le bâtiment complet. Ils conseillent ainsi pour les bâtiments de grande hauteur d'utiliser un zonage par étage plutôt que par zone centrale et périphériques (tant que la zone cen-

trale est dotée de systèmes identiques et occupe de manière similaire aux zones périphériques), afin de réduire les temps de calcul. Dogan et al. [52, 53] développent un algorithme permettant de diviser un bâtiment en plusieurs zones thermiques de manière automatique afin d'améliorer le modèle thermique. Le rayonnement solaire est calculé grâce au logiciel RADIANCE [43] par façade d'étage. Grâce à un partitionnement en k-moyennes sur les façades (suivant le rayonnement solaire reçu et l'orientation), l'algorithme permet de simuler de manière rapide des grands quartiers, en simulant uniquement certaines zones thermiques caractéristiques, multipliées ensuite pour avoir les consommations des bâtiments entiers.

En s'intéressant aux différents logiciels à l'échelle quartier, la modélisation interne des bâtiments varie suivant l'outil utilisé (Tableau 4.2). Si la majorité des UBEM ont pour unique vocation de simuler des quartiers, certains (notamment les librairies ou les outils basés sur EnergyPlus) sont initialement prévus pour simuler un unique bâtiment. Or le passage à l'échelle quartier implique un coût de calcul plus important, limitant l'utilisation de bâtiments multi-zones. Ainsi, si ces outils peuvent simuler des bâtiments composés de plusieurs zones, à l'échelle quartier des simplifications sont mises en place afin d'accélérer les simulations. Dans le Tableau 4.2 seuls les modèles **adaptés à l'échelle quartier** sont indiqués. Si un modèle multi-zones existe, on suppose que le modèle monozone est aussi utilisable. Sans indication claire dans la littérature des modèles utilisés, la notation « Possible » est proposée sur la base des connaissances sur le cœur de calcul.

Si la ventilation inter-zones est globalement mise de côté, la prise en compte des échanges thermiques conductifs est plus variable : un modèle multi-zones ne les prend pas systématiquement en compte. Sur les 20 UBEM considérés, traiter des bâtiments multi-zones à l'échelle quartier n'est possible que dans 11 d'entre eux. Cela montre la difficulté d'implémentation et de choix de modèles, et surtout met en évidence la contrainte forte de temps de calcul qui pèse sur ces outils.

4.2.3 Choix des modèles

À partir des différents modèles rencontrés dans la littérature, plusieurs modèles sont implémentés dans DIMOSIM. Ce choix a été réalisé en prenant en compte la difficulté d'avoir au niveau quartier des informations sur la composition intérieure d'un bâtiment, et donc en limitant le nombre de divisions thermiques intérieures possibles.

4.2.3.1 Modèles dits « horizontaux »

Trois différentes géométries de modèles de zonage avec des divisions horizontales (modèles dits « horizontaux ») sont proposées (Figure 4.3).

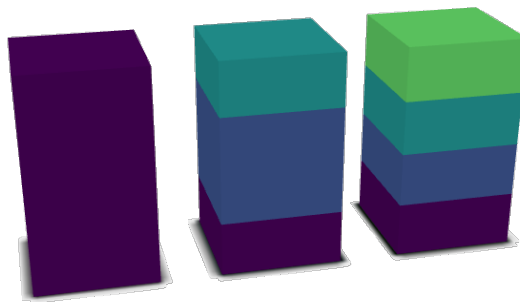


FIGURE 4.3 – Représentation des zonages thermiques *unique*, *3 floors* et *multiple floors* (de gauche à droite)

UBEM	Zonage le(s) plus détaillé(s)	Échanges thermiques	Ventilation inter-zones
Outils complets			
CESAR	Multi-zones par étage	Possible (EnergyPlus)	Possible (EnergyPlus)
CityBES	Multi-zones	Possible (EnergyPlus)	Possible (EnergyPlus)
City Energy Analyst	Monozone	-	-
CitySIM	Multi-zones	x	-
DIMOSIM	Monozone (multi-zones par étage possible)	-	-
HUES	Monozone	-	-
IDA ICE	Multi-zones par usage (maximum 3)	-	-
MoDEM	Multi-zones	Possible	-
SimStadt	Monozone	-	-
SMART-E	Monozone/Bi-zone	Possible	-
SUNTool	Multi-zones	Possible	Possible
URBANopt	Multi-zones par étage	x	Possible (EnergyPlus)
Librairies			
AixLib	Multi-zones	-	-
Buildings Lib	Multi-zones	Possible	Possible
BuildingSystem lib	Monozone	-	-
BuildSysPro	Monozone	-	-
Couplage			
BEM-TEB	Monozone	-	-
EnviBatE	Monozone (mais discrétisation des façades)	-	-
OpenIDEAS	Multi-zones par étage et par ratio de surface (non géométrique)	x / -	-
UMI	Multi-zones	En partie	-

TABLEAU 4.2 – Modèles de masques solaires suivant les UBEM

Unique / Monozone

Le modèle *unique* est le modèle de zonage thermique le plus simple avec une unique zone thermique par bâtiment. Il est souvent utilisé dans la modélisation urbaine car rapide et nécessitant moins d'informations sur la composition du bâtiment. Ce modèle repose sur des hypothèses de température intérieure uniforme et unique. Si différents gains internes provenant de plusieurs profils existent, ils sont sommés et injectés sur les nœuds du modèle RC.

3 floors

Le bâtiment est découpé uniquement en trois zones :

- La zone du rez-de-chaussée
- La zone du dernier étage
- Une zone intermédiaire regroupant le reste des étages

Ce découpage est réalisé avec la hauteur moyenne d'étage si l'information est disponible, sinon avec une hauteur d'étage par défaut de 3 m. Il permet notamment d'être plus précis que le modèle monozone : par la différenciation d'usage possible pour le rez-de-chaussée et par la prise en compte plus précise des pertes thermiques pour le dernier étage et le rez-de-chaussée qui sont connectés en plus soit à la température extérieure par le toit soit à la température de sol par le plancher extérieur.

Les planchers et plafonds intérieurs sont détectés lors du module de détection d'adjacence de DIMOSIM, permettant de les prendre en compte lors des échanges thermiques.

Multiple floors

Le bâtiment est divisé avec une zone thermique par étage (la hauteur est prise comme précédemment). Ce modèle permet d'avoir des étages avec des profils différents, et surtout d'avoir des apports solaires variables si les masques solaires sont pris en compte. Comme pour le modèle *3 floors* les planchers et plafonds intermédiaires sont détectés lors du module d'adjacence.

4.2.3.2 Les modèles dits « verticaux »

En plus des trois modèles de zonage précédents, deux modèles avec des divisions en zones verticales (modèles dits « verticaux ») sont utilisés (Figure 4.4). La complexité de ces modèles réside dans le fait que la forme des bâtiments est une donnée d'entrée fixe : à partir de celle-ci, il faut déterminer comment générer automatiquement les zones internes en prenant en compte l'ensemble de la diversité de formes d'empreinte au sol.

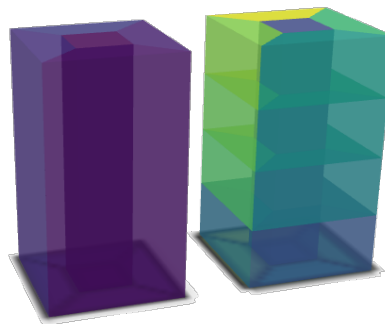


FIGURE 4.4 – Représentation des zonages thermiques *detailed* et *detailed floor* (de gauche à droite)

Detailed

La division en zones thermiques pour le modèle *detailed* est réalisée dans l'objectif d'avoir une zone thermique par orientation du bâtiment (ou par façade si le bâtiment est concave) et une zone intérieure.

À partir du polygone de l'empreinte de la zone thermique, la zone centrale est réalisée en créant une zone interne à partir d'une distance aux bords souhaitée. Chacun des sommets de la zone centrale est relié au sommet le plus proche du polygone initial, permettant de créer les zones thermiques du périmètre, chacune orientée par façade. Si le bâtiment contient des patios intérieurs ceux-ci sont pris en compte dans la création des polygones intérieurs et la liaison entre les différents sommets. Si le bâtiment est trop petit, soit il n'y a pas de zone centrale et le centre de l'empreinte est utilisé pour le diviser en zone, soit il n'y a pas de division (Figure 4.5). Les zones périphériques font 5 m de profondeur pour les zones suffisamment grandes. Un intermédiaire entre ces zones et la division sans zone centrale est créé avec 3 m de profondeur. La division sans zone centrale est mise en place lorsque la zone centrale fait moins de 6 m² ou si sa longueur/largeur minimale fait moins de 1 m.

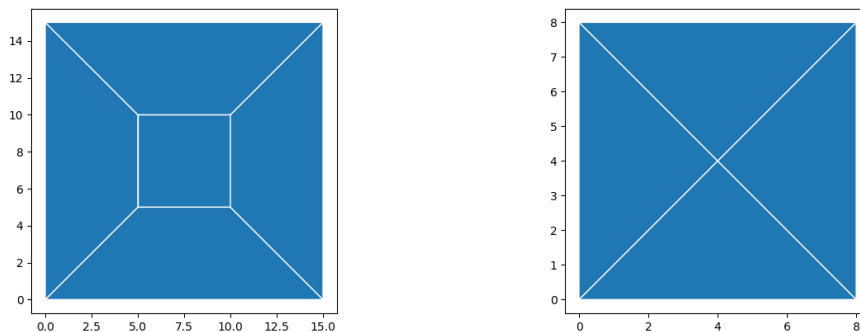


FIGURE 4.5 – Division en zonage *detailed* pour un bâtiment convexe avec et sans zone centrale

Pour les bâtiments dont l'empreinte au sol est concave, cette division à partir d'une zone centrale peut poser des problèmes de zones étroites ou à géométrie complexe, comme présenté par Dogan et al. [53]. Dans la méthode de l'AutoZoner l'utilisation d'un squelette de polygone a été utilisé afin de préserver la cohérence géométrique des bâtiments. Cette implémentation d'une ligne centrale est complexe à mettre en place pour des polygones aléatoires. Ici la majorité des polygones étant créés virtuellement, leur squelette le sera aussi (Figure 4.6). Pour les polygones provenant de bases de données extérieures (ex : BD TOPO®) ce squelette virtuel ne peut être mis en place. Pour ceux-ci d'autres règles sont utilisées, notamment la fusion de zones considérées comme trop petites.

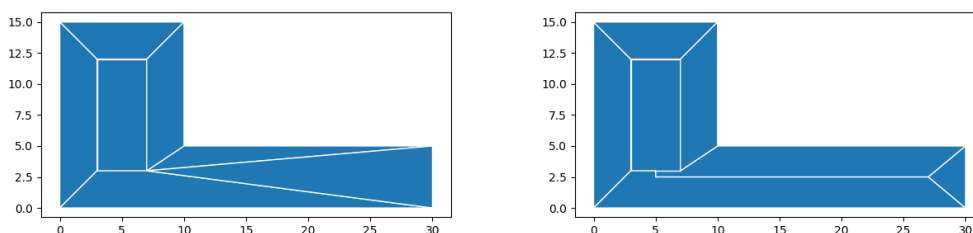


FIGURE 4.6 – Division en zonage *detailed* pour un bâtiment en forme de L

Les murs intérieurs sont détectés lors du module d'adjacence et sont pris en compte pour la masse interne du bâtiment. Si des bâtiments sont adjacents plusieurs possibilités existent :

- Soit les bâtiments sont conservés uniques et la division avec la méthode présentée au-dessus s'applique. Il y a donc des pièces sans accès sur l'extérieur et avec comme adjacence un autre bâtiment. On considère alors que les échanges thermiques entre bâtiments n'existent pas.
- Soit les bâtiments sont fusionnés avant même toute division en zone grâce au module d'adjacence. La division en zones ne s'applique que sur le bâtiment fusionné en supposant les zones thermiques avec les mêmes caractéristiques.

Detailed floor

Ce modèle de zonage est une combinaison de deux modèles précédents : le modèle *multiple floors* et le *detailed*. Ainsi pour chaque étage il y a une division en zones thermiques périphériques et une zone centrale. Cette zone centrale prend toute la hauteur du bâtiment. En effet, on suppose que les zones centrales comprennent les ascenseurs et escaliers et peuvent donc être considérées comme connectées entre elles. Cela permet de limiter le nombre de zones thermiques à modéliser tout en gardant une cohérence de découpage des bâtiments.

Les murs intérieurs, plafonds et planchers intermédiaires sont détectés lors du module d'adjacence et sont pris en compte dans la masse interne du bâtiment lorsqu'aucun échange thermique n'est calculé.

Pour tous les zonages, les bâtiments sont à « iso-capacité » basés sur les informations données par le modèle *detailed floor* sur le nombre de murs.

4.2.4 Scenarii d'occupation spatiale des bâtiments

La division en zones thermiques permet de considérer différents usages et profils d'occupation :

- **Same** : Dans ce scénario, toutes les zones thermiques ont les mêmes apports internes, températures de consigne et usages.
- **Center** : Ce scénario prend en compte les différences d'utilisation des pièces centrales par rapport aux zones périphériques. Ainsi, seuls les modèles *detailed* et *detailed floor* sont concernés par ce cas. On considère pour les autres modèles que cette différence n'est jamais prise en compte et que les paramètres d'occupation sont pris tels quels. Pour prendre en compte ces différents usages, les températures de consigne et les gains internes sont modifiés :
 - Résidentiel : On considère les zones centrales comme les zones de circulation, il n'y a donc **pas de chauffage ni de climatisation dans la zone centrale** et les gains internes sont réduits à 10 % de leur valeur initiale dans cette zone.
 - Bureaux : On considère qu'il y a des **salles de réunion et d'informatique au centre**, et donc que les gains internes ne sont réduits qu'à 80 % de leur valeur initiale. Afin de garder une cohérence avec précédemment, il n'y a **pas de chauffage ni de climatisation dans la zone centrale**.

Cette composition permet de prendre en compte de manière plus fine le type d'usage et la différence d'utilisation des locaux.

- **Vacancy** : D'après les données nationales ([67]), 8 % en moyenne de la surface d'un bâtiment est inoccupé. Afin de prendre en compte ces logements vacants, on simule des bâtiments avec des zones thermiques sans gains internes, ni chauffage et climatisation. Les zones non occupées sont prises aléatoirement dans le bâtiment jusqu'à obtenir au moins 8 % de la surface totale inoccupée. Afin de prendre en compte ces zones vacantes pour les modèles

unique, *3 floors* et *multiple floors*, les paramètres d'occupation sont moyennés par pondération avec la surface au sol occupée. Cette composition est couplée avec le *center*, qui n'est pas pris en compte dans l'agrégation de l'occupation.

- **Temperature variation** : Avec les variantes précédentes, toutes les zones thermiques ont les mêmes scénarii d'occupation et de gains internes. Pour produire de la diversité, dans chacune des zones du modèle *detailed floor*, une loi de distribution triangulaire est appliquée. On prend une **variation pour tout le bâtiment de $\pm 20\%$ pour les gains internes, de $\pm 2\text{ °C}$ pour les températures de consigne et de 3 h pour les heures de changement de consigne**. L'agrégation pour les modèles horizontaux est réalisée comme pour *vacancy*. De même, cette composition est couplée avec le *center*, qui n'est pas pris en compte dans l'agrégation de l'occupation.

Afin de prendre en compte les bâtiments ayant deux usages, un autre scénario est proposé :

- **Usage variation** : Ce scénario permet de prendre en compte une différence de profils de température et de gains internes entre différentes zones thermiques. On peut supposer que le modèle d'échange aura alors un impact plus important. Pour chaque bâtiment on suppose un usage primaire résidentiel. **Pour les bâtiments de plus de 1 étage, un usage secondaire est prévu. Si le bâtiment a entre 2 et 6 étages, 1 étage est dévolu aux zones de bureaux. Si le bâtiment a plus de 6 étages, l'usage secondaire est appliqué à 2 étages.** Pour les modèles moins détaillés, les gains internes des deux profils résidentiels et de bureaux sont additionnés (pondérés par la surface liée à l'usage). Cette composition est couplée avec les scénarii *temperature variation* et *center*. Comme précédemment le *center* n'est pas pris en compte dans l'agrégation des paramètres d'occupation.

4.3 Mise en place et application de la méthodologie d'analyse de la parcimonie

4.3.1 Modèles analysés

Trois familles de modèles sont à considérer :

- Les modèles de zonage
- Les modèles d'échanges thermiques par conduction (Ex0 : *without*, Ex1 : *with*)
- Les modèles d'échanges d'air inter-zones (V0 : *without*, V1r/V1b : *with*)

La combinatoire amène à 13 combinaisons (Figure 4.7). On prend comme **modèle de référence le *detailed floor* avec échanges thermiques (Ex1) et ventilation (V1r ou V1b)**. Les modèles d'échanges d'air ne s'appliquant pas sur tous les modèles de zonage, il n'est pas possible d'appliquer la méthode des plans factoriels pour analyser les effets des modèles et de leurs combinaisons. Le nombre de combinaisons étant raisonnable, il n'y a pas besoin de le réduire.

Afin d'avoir la même masse interne pour chacune des combinaisons, une répartition équivalente de cette masse est réalisée pour chacune des zones. Pour les modèles avec échanges thermiques, les parois prises en compte dans les échanges ne sont pas ajoutées à la masse interne. Ainsi pour chaque combinaison, la masse interne est adaptée aux modèles utilisés. Par exemple le modèle *multiple floors* n'a aucun mur interne, il faut donc ajouter à l'objet masse interne de DIMOSIM ces derniers utilisés dans le modèle *detailed floor*. Cependant, la dynamique est légèrement différente au vu de la différence de modèle RC pour la masse interne et les murs internes.

5 % de la surface de plancher est généralement occupée par des murs. Les divisions en zones thermiques proposées par la suite ne divisent pas le bâtiment en autant de zones thermiques pour avoir la masse totale des murs dans la masse interne. On rajoute à la masse interne uniquement l'équivalent de 1 % de la surface de plancher pour compléter les murs internes légers manquants.

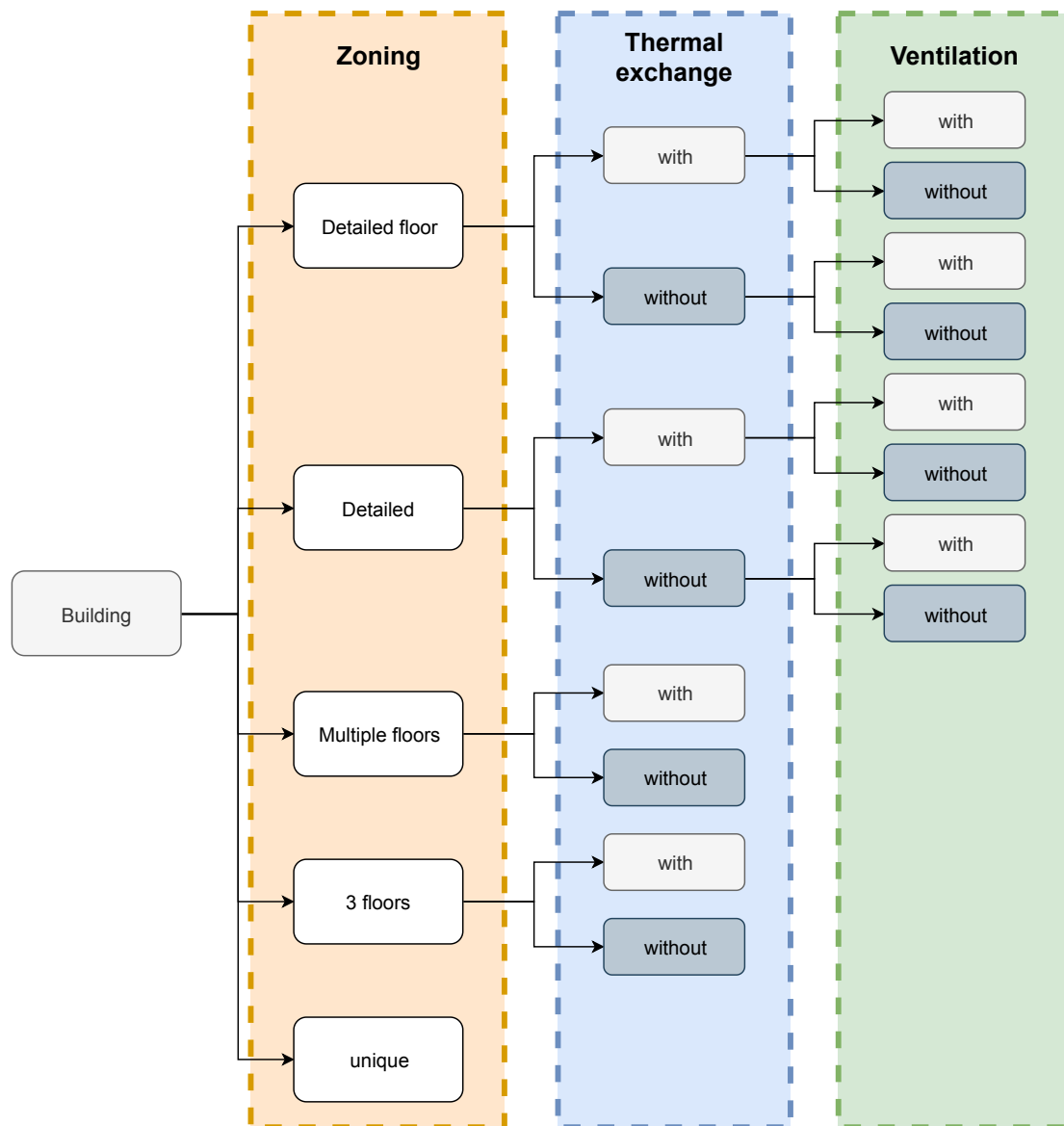


FIGURE 4.7 – Combinaisons de modèles liés au zonage implémentés dans DIMOSIM

4.3.2 Indicateurs de performance

Le zonage thermique et les différents modèles d'échanges influencent la dynamique thermique des bâtiments et notamment les besoins énergétiques. Les KPI choisis peuvent alors être :

- Les besoins de chauffage et de climatisation des bâtiments
- Les puissances de chauffage et de climatisation des bâtiments
- L'inconfort intérieur en étudiant les surchauffes

Comme pour le rayonnement solaire, on met de côté le confort intérieur pour se focaliser sur les besoins énergétiques. Tous les KPI ne sont pas présentés dans ce document mais peuvent être étudiés. Pour une étude plus fine d'évolution temporelle des résultats on prend l'indicateur NRMSE des puissances instantanées de chauffage et climatisation.

4.3.3 Bâtiments et quartiers

4.3.3.1 Paramètres des bâtiments

Une centaine de bâtiments est créée à partir d'un tirage aléatoire LHS sur différents paramètres (Tableau 4.3). Afin de prendre en compte tous les types de bâtiment de TABULA/EPISCOPE (état initial) sans avoir de biais sur la hauteur ou la volumétrie du bâtiment, il est tiré des combinaisons de paramètres suivant leur répartition dans le parc existant français (noté **TABULA** dans le tableau avec les valeurs minimales et maximales existantes pour chacun des paramètres).

Classe de paramètres	Paramètres	Distributions
Géométrie	Hauteur [m]	Uniforme (6 ; 60)
	Taille de l'empreinte au sol (largeur et longueur) [m]	Uniforme (7 ; 30)
	Orientation [°]	Uniforme (0 ; 90)
Thermique de l'enveloppe	U des murs [W/m ² .K]	TABULA (0.18 - 3)
	U du sol [W/m ² .K]	TABULA (0.18 - 3)
	U du toit [W/m ² .K]	TABULA (0.14 - 3.2)
	U de la fenêtre [W/m ² .K]	TABULA (1.4 - 5.6)
	Transmission des fenêtres [-]	TABULA (0.7 - 0.79)
	Ratio de vitrage [-]	TABULA (0.18 - 0.43)
	Taux d'infiltration [h ⁻¹]	TABULA (0.1 - 0.4)
Occupation	Facteur de dimensionnement de gains internes [-]	Uniforme (0.5 ; 1.5)

TABLEAU 4.3 – Paramètres des bâtiments pour la comparaison des modèles de zonage, d'échanges thermiques et de ventilation inter-zones

4.3.3.2 Usages

Des profils d'occupation pour le résidentiel et les bâtiments de bureaux sont utilisés pour solliciter les bâtiments (Figure 4.8), ceux-ci prennent en compte les jours de week-end et fériés. Les profils de gains internes et de consommation d'électricité sont fixes et proportionnels à l'occupation, mais un facteur de dimensionnement peut leur être appliqué pour adapter les ordres de grandeur.

Suivant les profils, différentes saisons de chauffage et climatisation sont retenues (Tableau 4.4), ainsi que différentes températures de consigne (Figure 4.9), identiques à celles utilisées pour les modèles de rayonnement solaire pour le résidentiel (paragraphe 3.2.3). Dans le cas où aucune saison de chauffage et climatisation n'est spécifiée, les besoins de chauffage sont prioritaires sur les besoins de climatisation.

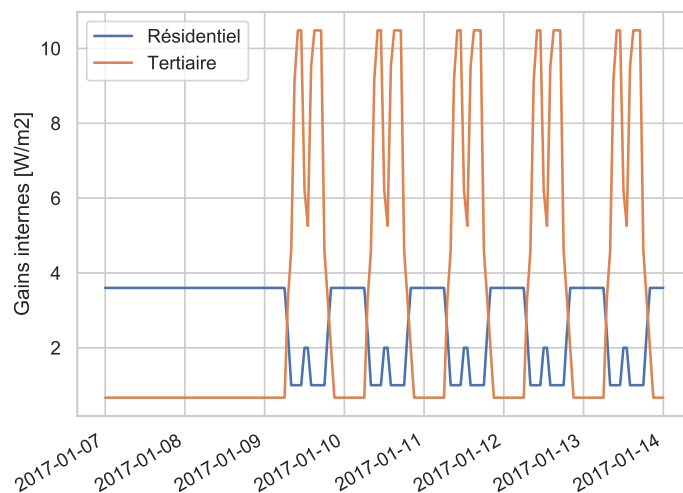


FIGURE 4.8 – Gains internes sur une semaine pour les usages résidentiels et de bureaux

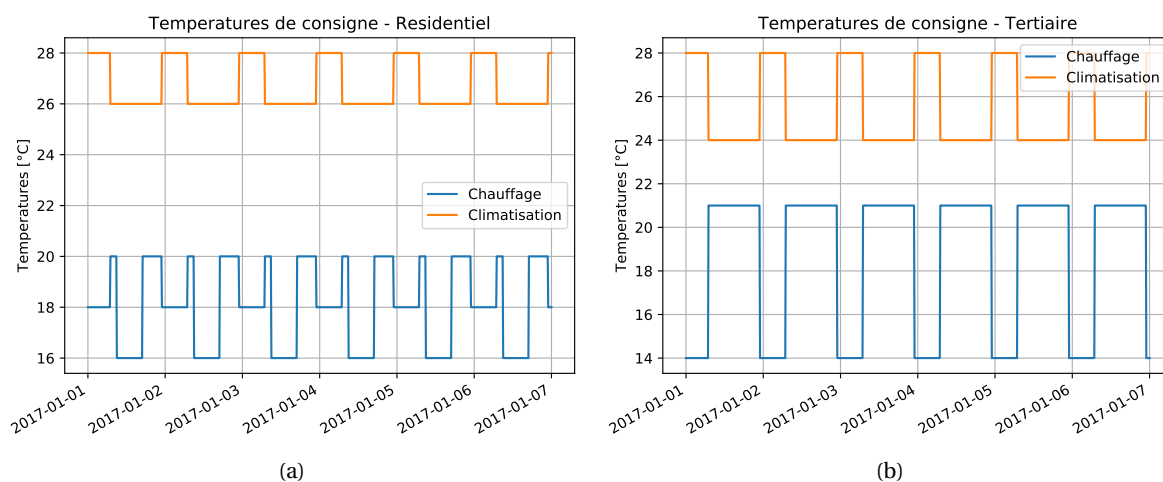


FIGURE 4.9 – Profils de températures de consigne pour le résidentiel (a) et les bureaux (b)

Paramètres	Résidentiel [jour]	Tertiaire [jour]
Début de saison de chauffage	258 (mi-septembre)	Aucune
Fin de saison de chauffage	135 (mi-mai)	Aucune
Début de saison de climatisation	152 (début juin)	Aucune
Fin de saison de climatisation	244 (fin août)	Aucune

TABEAU 4.4 – Saisons de chauffage et de climatisation

4.3.3.3 Composition des quartiers

Une fois tous les bâtiments simulés avec les 13 combinaisons de modèles, des quartiers artificiels sont créés par tirage aléatoire des bâtiments. Ainsi, aucun inter-effet entre bâtiments n'est pris en compte. Le quartier est uniquement l'addition indépendante de plusieurs bâtiments.

Plusieurs tailles de quartiers sont testées afin de voir si le foisonnement des bâtiments peut permettre un lissage des différences. L'indicateur de diversité (Équation 2.18) quantifie ce foisonnement. On calcule ainsi des KGI à l'échelle quartier à partir des paramètres de chacun des bâtiments composant le quartier.

4.3.4 Paramètres composants les KGI

Afin de prendre en compte les différentes caractéristiques énoncées précédemment, un ensemble de paramètres liés aux bâtiments et au quartier est sélectionné pour être pris en compte dans le calcul des KGI (voir paragraphe 2.1.7.2) :

- À l'échelle du bâtiment : la hauteur (H), la surface au sol ($A_{groundfloor}$), la $SHOB$, la compacité ($Compactness$), les gains internes moyens, les paramètres thermiques des parois (U_{wall} , U_{win} , U_{roof} , U_{floor} , U_{opaque} , U_{bat}), les paramètres thermiques des vitrages (ratio de vitrage (WWR), facteurs de transmission (f_{transm}) et d'absorption (f_{abs}), le taux d'infiltration et l'orientation du bâtiment
- À l'échelle du quartier : Les équivalents des paramètres précédents sont choisis, ainsi que le taux de bâtiments résidentiels.

4.3.5 Choix effectués pour les simulations

Afin de s'affranchir de la limite des systèmes et d'éviter un mélange des effets on prend dans les simulations des émetteurs et générateurs idéaux.

De plus pour **les premières études du modèle de zonage, les modèles de masques solaires sont désactivés (Mask-L 0.0)**. Ce n'est que lors du couplage zonage - masques solaires que les autres modèles sont testés (paragraphe 4.5).

Les simulations sont réalisées avec un pas de temps de 10 min, gardant la cohérence avec les comparaisons précédentes avec la météo de Paris (Montsouris TMY2-71560).

4.3.6 Hypothèses de calcul des indicateurs de parcimonie

Pour tous les modèles disponibles, on détermine le nombre de paramètres utilisés par le modèle, la complexité de chacun d'eux (Tableau 4.5) et le nombre d'hypothèses simplificatrices des modèles face à la référence (Tableau 4.6). La liste des paramètres déterminés n'est pas exhaustive mais représente des informations nécessaires pour exécuter les modèles à l'aide de DIMOSIM. Ainsi le profil d'usage n'est pas indiqué comme information car il est le même pour l'ensemble des modèles. Les modèles *detailed floor*, Ex1 et V1x n'ont aucune hypothèse simplificatrice car ils sont pris comme modèles de référence.

Paramètre	Complexité	Justification
Géométrie du bâtiment	1	Géométrie fiable et récupérable sur des bases de données open-source
Usage primaire	1	Usage récupérable dans la BD TOPO [®] par croisement précédent de bases de données du CEREMA, données considérées comme fiables par ce dernier.
Usage secondaire	1	Usage récupérable dans la BD TOPO [®] par croisement précédent de bases de données du CEREMA, données considérées comme fiables par ce dernier.
Répartition des zones d'usage dans le bâtiment	5	Si les données du CEREMA sont considérées comme fiables, il n'existe cependant aucune notion de prévalence entre les usages et aucun ratio de répartition entre eux. Si une différenciation plus fine doit être mise en place quant à l'occupation des locaux (notamment la zone centrale composée de circulations), les données sont presque impossibles à récupérer.
Hauteur d'étage	2	Donnée provenant du CEREMA pour la BD TOPO [®] , considérée comme étant moyenne à bonne, que l'on prend comme étant plutôt fiable mais avec des difficultés d'accès ou de vérification.
Composition parois intérieures	5	Données presque impossibles à récupérer, hypothèses par défaut de Placoplatre ou de béton.
Taux d'infiltration	5	Données souvent peu fiables car couvrant un type de bâtiment avec des hypothèses de rénovation.
Taux de VMC avec l'extérieur	5	Données souvent peu fiables car couvrant un type de bâtiment avec des hypothèses de rénovation.
Type de VMC	3	Données souvent peu fiables car couvrant un type de bâtiment avec des hypothèses de rénovation.
Nombre de portes	5	Données uniquement prises par défaut suivant l'utilisation du bâtiment.
Surface d'ouverture	5	Données uniquement prises par défaut en prenant des portes standards.

TABLEAU 4.5 – Complexité des paramètres de parcimonie liés aux modèles de zonage, d'échange et de ventilation

Modèle	Paramètres	W(M)	H(M)	C(M)
Zonage				
<i>Detailed floor</i>	Géométrie du bâtiment			
	Usage primaire			
	Usage secondaire	5	-	5
	Découpage intérieur du bâtiment			
	Hauteur d'étage			
<i>Detailed</i>	Géométrie du bâtiment			
	Usage primaire			
	Usage secondaire	8	1. Pas de découpage par étage : chaque zone est identique, seuls les apports solaires diffèrent selon l'orientation	9
	Découpage intérieur du bâtiment			
<i>Multiple floors</i>	Géométrie du bâtiment			
	Usage primaire			
	Usage secondaire	5	1. Pas de découpage intérieur : toute la surface est chauffée	6
	Hauteur d'étage			
<i>3 floors</i>	Géométrie du bâtiment			
	Usage primaire			
	Usage secondaire	5	1. Pas de découpage intérieur : toute la surface est chauffée 2. Tous les étages centraux sont identiques	7
	Hauteur d'étage			
<i>Unique</i>	Géométrie du bâtiment			
	Usage primaire	2	1. Pas de découpage intérieur : toute la surface est chauffée 2. Pas de découpage par étage : tous les étages sont identiques 3. Pas d'échanges thermiques entre zones	5
Échanges thermiques				
Ex1	Composition parois intérieures	5	-	5
Ex0	-	0	1. Pas d'échanges conductifs entre zones, flux de chaleur imposé à 0.	1
Ventilation				
<i>V1x</i>	Taux d'infiltration			
	Taux de VMC avec l'extérieur			
	Type de VMC	23	-	23
	Nombre de portes			
	Surface d'ouverture			
<i>V0</i>	Taux d'infiltration			
	Taux de VMC avec l'extérieur	13	1. Échanges uniquement conductifs par les murs - pas de tirage thermique 2. Pas de circulation d'air forcé dans le bâtiment	15
	Type de VMC			

TABLEAU 4.6 – Paramètres de parcimonie liés aux modèles de zonage, d'échange et de ventilation

4.3.7 Méthodologie d'analyse

Les types de modèles étudiés étant focalisés sur le bâtiment en lui-même et non intrinsèquement sur le quartier, plusieurs questions peuvent se poser. Ici, l'analyse est réalisée d'abord sur les résultats au niveau des bâtiments : sur les plus généraux (par famille), puis sur les résultats intermédiaires (par modèle) et enfin sur les résultats détaillés (par modèle et paramètre). Puis, à partir des conclusions précédentes les résultats à l'échelle du quartier sont analysés. Cette augmentation d'échelle permet-elle de réduire les écarts? Les combinaisons de modèles parcimonieuses sont-elles les mêmes que pour un unique bâtiment?

Simulations bâtiments

Tout d'abord il est nécessaire de se pencher sur les résultats de **chacun des bâtiments afin de voir à cette échelle quelles sont les familles de modèles les plus influentes** (impact sur les sorties et temps de calcul). Ainsi, il est possible de déterminer les efforts à réaliser dans la modélisation :

- Est-ce sur les modèles d'échanges conductifs?
- Les mouvements d'air entre zones?
- Le zonage thermique?

Pour cela des analyses ANOVA sont utilisées. En regardant de manière détaillée, il est possible de déterminer **quelles combinaisons de modèles sont les plus adaptées** aux simulations suivant les informations du quartier. Des combinaisons sont alors mises rapidement mises de côté de par leur écart trop important à la référence. Avec les modèles restants, une analyse plus fine est réalisée afin de déterminer suivant les caractéristiques des bâtiments **quelle combinaison de modèles est la plus parcimonieuse** grâce à l'indicateur de parcimonie. En identifiant les paramètres les plus influents, des KGI utiles aux modélisateurs sont proposés.

Simulations quartiers

À partir des résultats précédents, des quartiers entiers sont simulés, sans prise en compte des masques, grâce à l'agrégation des résultats de chacun des bâtiments. L'analyse porte sur les modèles à utiliser suivant les caractéristiques du quartier (paramètres thermiques, usages...), de sa taille (îlot, quartier) et la parcimonie. L'indicateur de diversité est utilisé afin de visualiser la différence entre les écarts à l'échelle quartier comparé à l'échelle de chacun des bâtiments.

4.4 Résultats

Les résultats à l'échelle d'un unique bâtiment de bureaux sont présentés en Annexe C.3. Ces bâtiments sont pris en compte pour les créations de quartiers (paragraphe 4.4.3).

4.4.1 Unique bâtiment résidentiel

La répartition des besoins de chauffage de la variante *same* et le modèle *unique* sont proposés en Annexe C.1, afin de comparer aux données de TABULA/EPISCOPE (sur les bâtiments exemples) et du rapport PACTE.

4.4.1.1 Sensibilité des familles de modèles

Afin de voir l'influence générale des 3 familles de modèles, la méthode ANOVA (*Analysis Of Variance*) est appliquée. Cette méthode permet de comparer les moyennes de plusieurs groupes. Elle indique si les différences entre moyennes sont significatives ou non, mais n'indique pas où se trouve la différence au sein des groupes. D'autres tests post-hoc doivent être appliqués pour obtenir ces informations.

Avec cette méthode on suppose que le modèle général s'écrit :

$$Y_i = b_0 + b_1 * Models(zoning) + b_2 * Models(exchange) + b_3 * Models(ventilation) + error_i \quad (4.2)$$

Avec b_0 le terme constant, b_m le coefficient des valeurs du groupe $Models(M)$ et $error_i$ l'erreur présente dans le modèle.

On prend comme références *detailed floor* pour le zonage, Ex1 pour les échanges conductifs et V1r/b pour les modèles de ventilation inter-zones. Cette analyse est réalisée sur le pourcentage de différence à la référence afin de gommer les différences de besoin de chacun des bâtiments, qui sont sensibles aux paramètres thermiques de l'enveloppe.

On obtient les résultats ANOVA pour le scénario *same* dans le Tableau 4.7. Le SS_M est la somme des moindres carrés, MSS_M la moyenne de SS_M en la divisant par le nombre de degrés de liberté, F la mesure statistique (indiquant si la variable est statistiquement significative), $PR(>F)$ la valeur p (si <0.05 la variable est significative) et R^2 indique la part de variance totale expliquée par la variable.

Modèles	SS_M	MSS_M	F	$PR(>F)$	R^2
Zonage	1500	375	19	< 0.05	0.03
Echanges conductifs	23055	23057	1190	< 0.05	0.48
Ventilation inter-zones	1017	1017	52	< 0.05	0.02
Résidu	22192	19	-	-	0.46

TABLEAU 4.7 – Résultats de l'analyse ANOVA des modèles pour le besoin de chauffage - Scénario : *same* - Usage : Résidentiel

Ainsi, les valeurs de R^2 sont calculées pour les différentes familles de modèles sur tous les scénarii pour le besoin de chauffage et la puissance de chauffage (Figure 4.10). **Le modèle de ventilation inter-zones ne présente que peu d'influence sur les résultats, que cela soit à l'échelle annuelle (gauche) ou par pas de temps de 10 min (droite). Pour la majorité des cas, le modèle d'échanges thermiques conductifs influe davantage sur les variances par rapport au modèle de zonage, excepté pour le scénario *temperature variation* pour l'indicateur NRMSE.** Cela est sûrement dû à la plus grande variation de profils dans le bâtiment : le foisonnement des profils a un fort impact.

La forte part du résidu dans les R^2 est due d'un côté aux différences entre les bâtiments (Figure 4.11), qui sont ici gommées par l'analyse sur l'ensemble du jeu de données, et d'un autre côté par la variance qui ne s'explique pas uniquement par ces 3 modèles mais aussi par exemple par les paramètres.

Ainsi, une première conclusion serait de mettre de côté le modèle de ventilation inter-zones au vu de son faible impact sur la variance des résultats. Cependant, on ne peut pas exclure que les résultats varient pour d'autres scénarii d'occupation spatiale. Une étude plus fine s'impose.

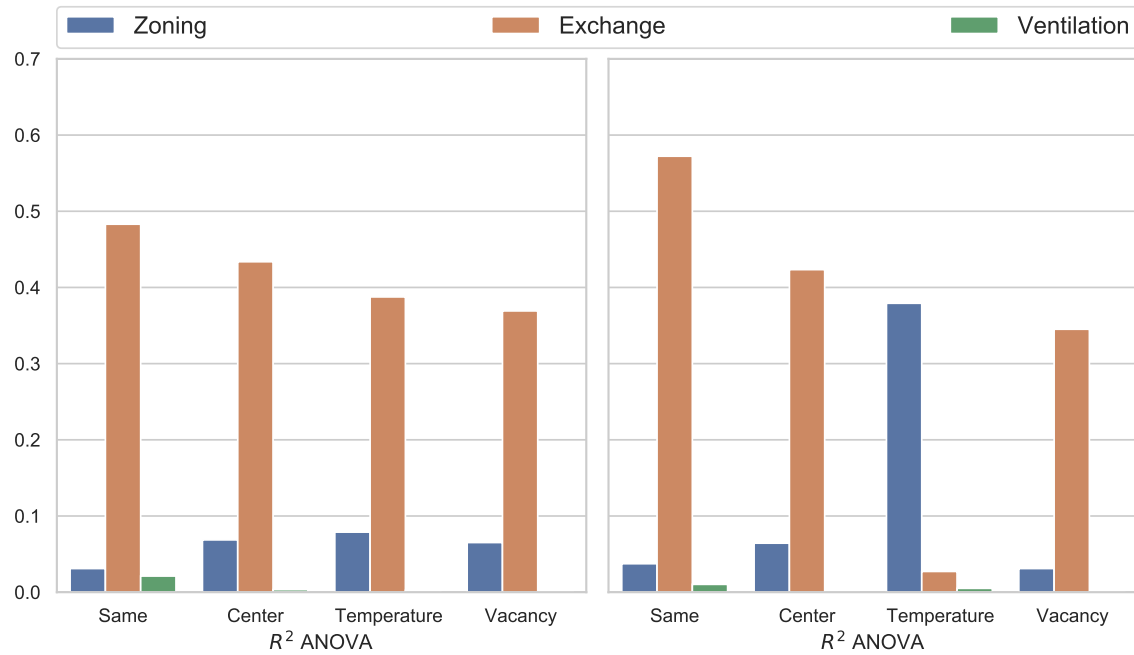


FIGURE 4.10 – Coefficients ANOVA pour les différentes familles de modèles sur la différence en besoin de chauffage (gauche) et sur l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage (droite) - Tout scénarii d'occupation - Usage : Résidentiel

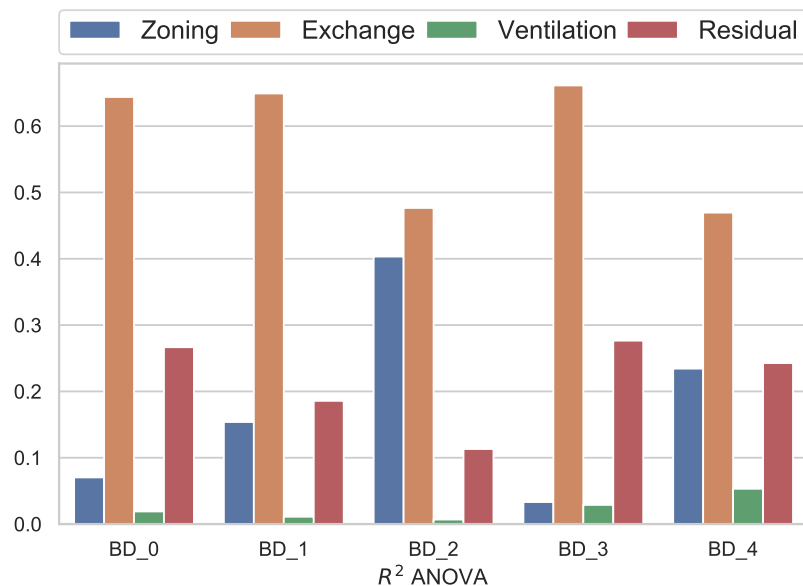


FIGURE 4.11 – Coefficients ANOVA pour les différentes familles de modèles sur la différence en besoin de chauffage pour 5 bâtiments - Scénario : *same* - Usage : Résidentiel

4.4.1.2 Scénarii d'occupation spatiale et différences

Les écarts à la référence peuvent être visualisés sous forme de boîtes à moustaches ou d'histogrammes permettant d'écarter rapidement les modèles non adaptés et de comprendre les écarts sans passer immédiatement par l'indicateur de parcimonie. On s'intéresse ici au besoin de chauffage et à la puissance de chauffage.

Temps de simulation

Le Tableau 4.8 présente des temps de calcul pour 3 hauteurs de bâtiments. Il est très dépendant du nombre de zones thermiques simulées, et donc de la hauteur. Le temps de calcul par zone thermique est d'environ 3-4 s en moyenne, avec des temps un peu plus longs pour des bâtiments de très grande hauteur où les modèles d'échange et de ventilation alourdissent le calcul. **L'allongement du temps de simulation est particulièrement élevé entre les modèles *detailed floor* avec et sans échanges thermiques, puis entre ces derniers et le reste des modèles.** Ainsi le choix de l'utilisation des modèles *detailed floor* doit bien prendre en compte ce temps de calcul. De plus, le temps de simulation des modèles *multiple floors* augmente avec le nombre d'étages pour être finalement plus long que les modèles *detailed*.

Ce temps de calcul est similaire pour tous les scénarii d'occupation spatiale, et est pris en compte dans la détermination de la parcimonie des modèles restants.

Zonage	Ventilation	H = 6 m		H = 21 m		H = 45 m	
		t[s]	Facteur d'accélération	t[s]	Facteur d'accélération	t[s]	Facteur d'accélération
Avec échanges							
Detailed floor	Avec	29	1	123	1	391	1
	Sans	28	1	116	1.1	341	1.1
Detailed	Avec	17	1.7	18	6.9	17	22.4
	Sans	16	1.7	17	7.4	17	23.2
Multiple floors		8	3.7	24	5.1	52	7.5
3 floors		8	3.5	11	11.5	10	40.7
Sans échanges							
Detailed floor	Avec	26	1.1	81	1.5	168	2.3
	Sans	26	1.1	69	1.8	126	3.1
Detailed	Avec	16	1.8	15	8.4	12	32.4
	Sans	15	1.9	14	9	11	35
Multiple floors		7	4	18	6.7	33	11.9
3 floors		7	4	9	14.1	8	51.4
Unique		4	6.5	4	29.3	4	104.9

TABLEAU 4.8 – Temps de simulation suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

Same

Pour le modèle *detailed floor*, la non prise en compte de la ventilation lorsque les échanges thermiques sont modélisés, implique une très légère surestimation des besoins de chauffage (Figure 4.12). Ce modèle pourrait donc être pris comme référence. À l'inverse, lorsque les murs sont adiabatiques, la mise en place de la ventilation accroît les écarts. En effet, le modèle sans échanges thermiques conductifs sous-estimant la référence, l'ajout de la ventilation fait encore baisser les

besoins. Ceci est dû à la température de la zone centrale qui tempère les températures des zones adjacentes. L'augmentation de température permet de limiter les besoins mais la baisse de température n'est pas suffisamment importante pour activer le chauffage. À l'inverse, pour les besoins de climatisation, la ventilation permet de réduire les écarts en réduisant les températures maximales et donc les besoins. La zone centrale ayant moins de surface donnant vers l'extérieur, elle garde une température tempérée tout au long de l'année : les déperditions importantes l'hiver sont réduites, et les apports solaires forts en été sont atténués. Pour les modèles *detailed* on retrouve les mêmes observations au niveau de la ventilation et du modèle d'échanges thermiques. **Le modèle de ventilation a un impact plus élevé lorsque les murs sont adiabatiques.**

Entre les modèles avec et sans échanges thermiques, la médiane des écarts peut varier jusqu'à 10 %. Cet impact est moindre pour le modèle *3 floors* au vu du nombre réduit de zones thermiques. Le modèle *unique* présente des différences équivalentes à celles des modèles *multiple floor* et *3 floors* sans échanges thermiques. Seul le modèle *multiple floors* présente quelques surestimations des besoins. En effet, en fonction de la taille du bâtiment, l'influence des zones périphériques par rapport à la zone centrale change. À partir d'une certaine taille d'empreinte au sol, le besoin d'un étage découpé suivant le modèle *detailed* est équivalent à un étage simple.

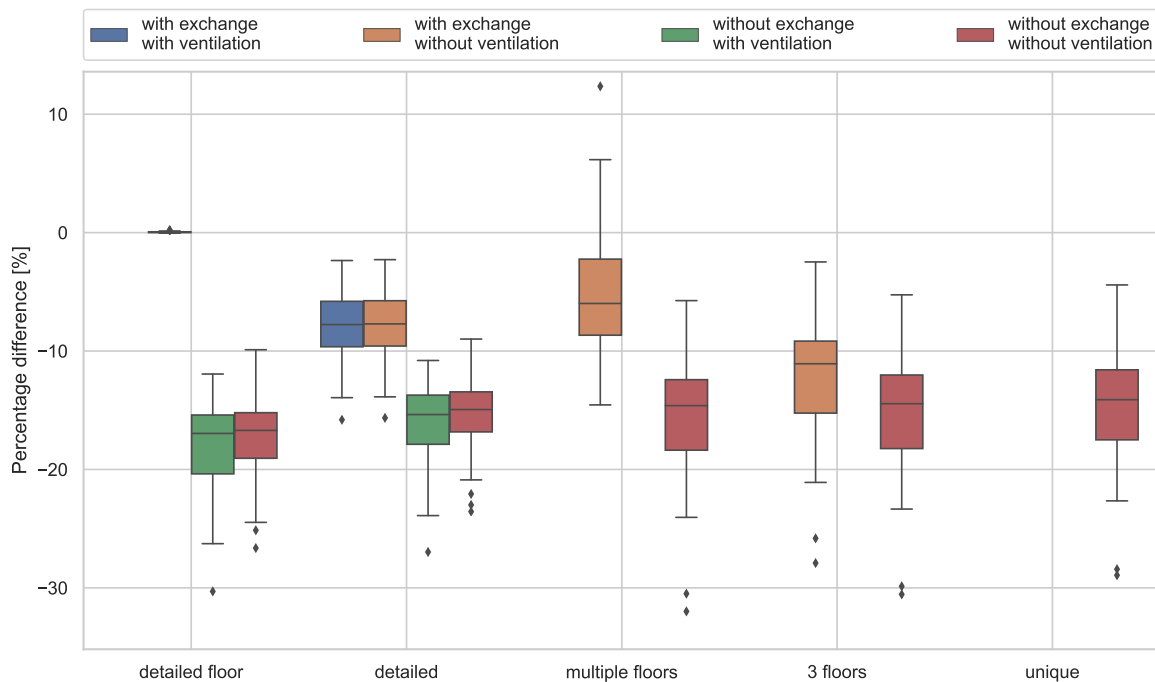


FIGURE 4.12 – Écarts des besoins de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *same* - Usage : Résidentiel

En donnant comme objectif une différence maximale de 10 % sur le besoin de chauffage et en considérant les différences analysées précédemment, Les modèles avec échanges thermiques sont privilégiés : *detailed*, *multiple floors* et *3 floors*. Les modèles verticaux sans échanges sont mis automatiquement de côté, aucune valeur n'est comprise dans la plage ± 10 %. Les modèles horizontaux sans échanges thermiques ont des plages de valeurs étendues recouvrant une partie de celles des modèles avec échanges thermiques, mais présentent des médianes et quartiles du même ordre de grandeur que les modèles détaillés. Cependant, au vu du gain en temps de calcul (Tableau 4.8) par rapport aux modèles sélectionnés pour l'instant et d'une partie des écarts acceptables (moins de 10 %), les modèles sans échanges thermiques sont gardés pour l'analyse de la parcimonie.

L'indicateur NRMSE (Figure 4.13) présente des valeurs similaires avec cependant une légère amé-

lioration si on rajoute les modèles de ventilation. Ici ces écarts sont légers mais plus marqués entre modèles. Les conclusions restent cependant les mêmes que précédemment, avec la mise de côté des modèles verticaux sans échanges thermiques. Cependant au vu des bien meilleurs résultats des modèles horizontaux sans échanges thermiques et du gain en temps de calcul (Tableau 4.8), ceux-ci sont gardés pour l'analyse de la parcimonie.

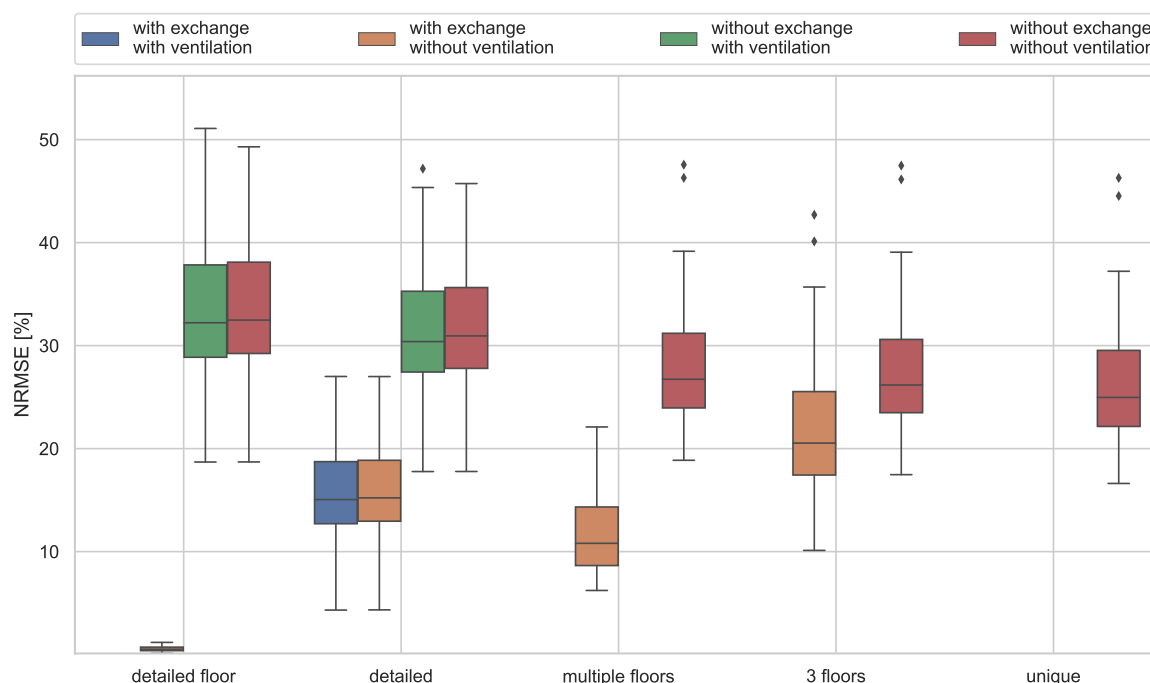


FIGURE 4.13 – NRMSE de la puissance de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *same* - Usage : Résidentiel

Center

Dans ce scénario d'occupation spatiale, la zone centrale n'est plus chauffée ni climatisée et n'a plus de gains internes. Ces changements impliquent une température dans cette zone beaucoup plus faible que pour le scénario *same*. Si l'impact du modèle d'échange reste important et garde les mêmes tendances (gains jusqu'à 10 % d'écart sur la médiane), l'impact du modèle de ventilation diffère (Figure 4.14). Sans ventilation, les modèles sous-estiment plus fortement les besoins. **Pour les modèles verticaux, il est donc préférable d'avoir un modèle de ventilation si aucun modèle d'échanges thermiques n'est retenu.** La température de la zone centrale étant plus faible, cela diminue plus fortement les températures des zones adjacentes et implique donc des besoins plus élevés. Cependant, comparativement aux autres modèles, les modèles verticaux sans échanges thermiques présentent comme précédemment des écarts bien plus importants. Ils sont donc mis de côté.

Pour les modèles horizontaux, le scénario n'influe pas. Vu que ce scénario ne les impacte pas dans la simulation, les écarts ne sont dus qu'à la différence de chauffage de la zone centrale et son impact sur les zones environnantes pour la référence. Les écarts ne sont que légèrement réduits par rapport au scénario *same*. Pour les mêmes raisons que précédemment on garde les modèles horizontaux.

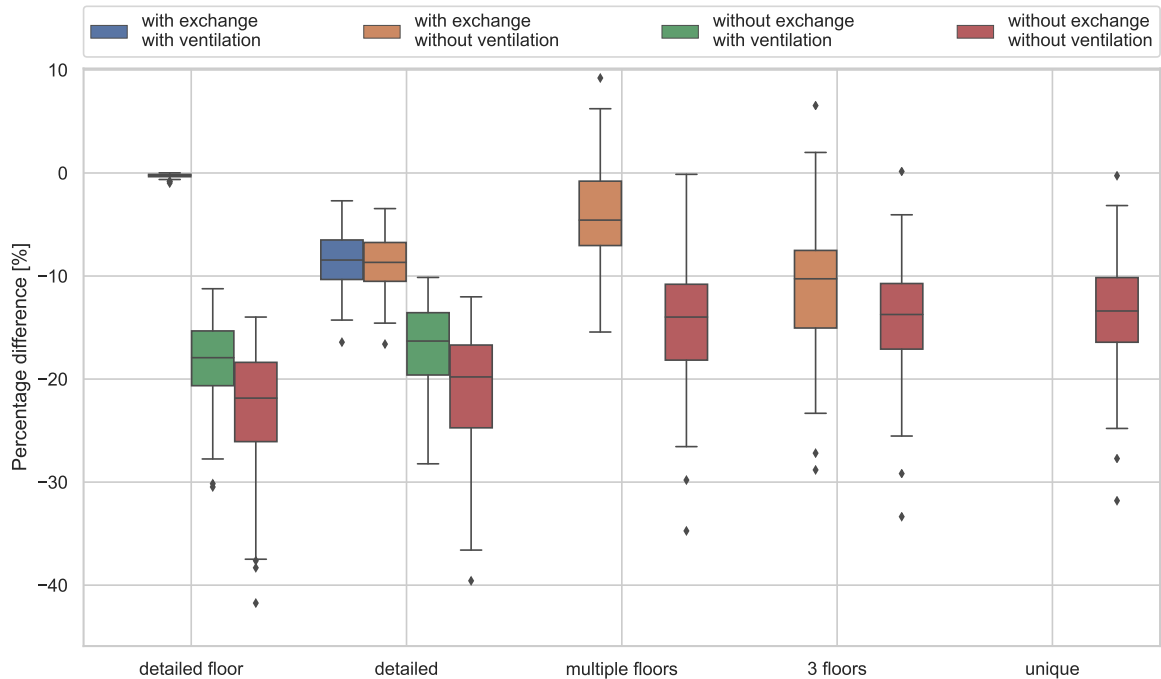


FIGURE 4.14 – Écarts des besoins de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

Conclusion

Les scénarii *vacancy*, *temperature variation* et *usage variation* ainsi que leurs analyses sont présentés en Annexe C.2. Les principales tendances observées par les résultats précédents ne sont pas remises en cause par ces scénarii d'occupation.

Sur toutes les compositions, quel que soit le degré d'information à l'échelle du bâtiment, il est possible de mettre certains modèles de côté suivant les sorties étudiées. Cependant **on remarque qu'un modèle très détaillé au niveau du zonage thermique ne donne pas forcément de meilleurs résultats qu'un modèle simplifié**. Sur les Tableaux 4.9 et 4.10 sont présentées en couleur l'adaptabilité de chacun des modèles suivant les sorties étudiées (respectivement la demande de chauffage et l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage). Les modèles « en vert » sont le ou le(s) plus adaptés et ceux « en rouge » les moins adaptés. Les modèles « en jaune » sont moins pertinents mais sont pris en compte pour la parcimonie.

Ainsi, pour le besoin de chauffage, on met de côté les modèles verticaux sans échanges thermiques (Tableau 4.9) quel que soit le scénario. Les modèles horizontaux sans échanges thermiques sont gardés au vu de leur grande plage de valeurs et de leur gain en temps de calcul. L'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage s'améliore quand les échanges thermiques sont modélisés (Tableau 4.10). On obtient pour une partie des scénarii les mêmes conclusions que pour le besoin de chauffage. Cependant, pour le scénario *temperature variation* les modèles *detailed floor* sans échanges thermiques ont de bons résultats. Pour ce scénario, seuls les modèles *detailed* sans échanges thermiques peuvent être mis de côté.

Les distributions d'écarts entre modèles se recouvrant, il est intéressant de se pencher sur ces variations suivant les caractéristiques thermiques ou d'usages de chacun des bâtiments.

Par la suite on note M - EX les modèles M avec échanges thermiques, et M - V ceux avec ventilation.

Modèles	Ventilation	Same	Center	Vacancy	Temperature variation
Avec échanges					
Detailed floor	Avec				
	Sans				
Detailed	Avec				
	Sans				
Multiple floors					
3 floors					
Sans échanges					
Detailed floor	Avec				
	Sans				
Detailed	Avec				
	Sans				
Multiple floors					
3 floors					
Unique					

TABLEAU 4.9 – Modèles à privilégier suivant le type de scénario pour le besoin de chauffage - Usage : Résidentiel

Modèles	Ventilation	Same	Center	Vacancy	Temperature variation
Avec échanges					
Detailed floor	Avec				
	Sans				
Detailed	Avec				
	Sans				
Multiple floors					
3 floors					
Sans échanges					
Detailed floor	Avec				
	Sans				
Detailed	Avec				
	Sans				
Multiple floors					
3 floors					
Unique					

TABLEAU 4.10 – Modèles à privilégier suivant le type de scénario pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage - Usage : Résidentiel

4.4.1.3 Sensibilité aux paramètres

Une analyse de sensibilité est réalisée afin de visualiser les paramètres les plus influents et les groupes de modèles impactant le plus les sorties de simulation. L'objectif est de déterminer une ou des valeurs seuils de ces paramètres pour décider du modèle à utiliser.

On analyse la **corrélation entre les paramètres et l'écart relatif à la référence** pour le besoin de chauffage et non pas le besoin de chauffage lui-même. Il est plus intéressant de repérer les paramètres influents sur l'écart à la référence afin de pouvoir dégager des tendances sur le type de zonage à utiliser. Pour chaque scénario sont récupérés les paramètres ayant un coefficient de Spearman supérieur à 0.5 en valeur absolue (pour plus de lisibilité on ne propose qu'un exemple avec le modèle *multiple floors* Figure 4.15).

Suivant les scénarii, les paramètres n'ont pas les mêmes coefficients de Spearman. Les paramètres de gains internes, d'orientation de taux de vitrage et de hauteur ne présentent aucune valeur supérieure à 0.5. En analysant les autres modèles, ces paramètres n'ont finalement que très rarement des valeurs au-dessus de 0.5 et sont donc peu intéressants à garder. On en déduit que ces paramètres influent de la même manière quel que soit le modèle ou le scénario utilisé. Par exemple, l'augmentation des gains internes va abaisser les besoins, mais cela dans toutes les combinaisons de modèles. Les écarts entre modèles ne sont alors que faiblement impactés. Les 10 paramètres restants sont sélectionnés pour la suite.

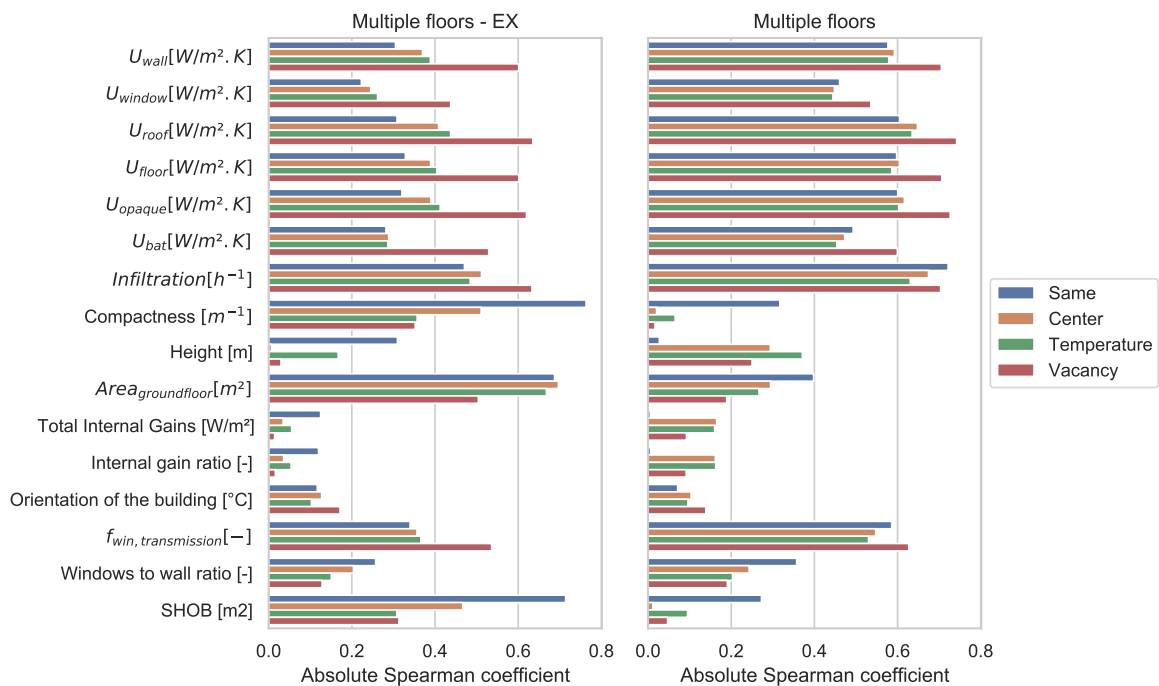


FIGURE 4.15 – Coefficients de Spearman en valeur absolue pour le modèle *multiple floors* (avec échanges : gauche, sans échanges : droite) sur le besoin de chauffage - Tout scenarii d'occupation - Usage : Résidentiel

Les écarts entre les modèles (et donc la parcimonie) sont dépendants notamment de l'empreinte au sol des bâtiments. En effet, la profondeur des zones périphériques étant fixe (avec 3 niveaux de valeur uniquement) l'empreinte au sol détermine le ratio entre les zones périphériques et zone centrale et donc leur importance dans le calcul des besoins énergétiques. La valeur des paramètres thermiques du bâtiment joue aussi une part importante dans la variabilité des écarts entre modèles. Ces paramètres ainsi que la perméabilité du bâtiment permettent une décharge de la chaleur plus ou moins importante et donc de réduire les écarts entre les zones soumises à forts apports solaires et celles moins exposées. Ainsi, pour certains bâtiments les résultats des modèles

horizontaux se rapprochent de ceux verticaux par orientation. De même, la compacité étant pour un bâtiment la somme des surfaces déperditives divisée par le volume, elle influe de la même manière sur les écarts entre modèles.

Afin d'aider au choix des paramètres on calcule la matrice de Pearson pour identifier et retenir les paramètres les plus indépendants (Figure 4.16). Les valeurs de U des différentes façades sont bien évidemment corrélées puisqu'elles proviennent de TABULA/EPISCOPE et PACTE. Les paramètres suivants sont sélectionnés :

- U_{bat} qui est fortement corrélé avec le U des autres parois mais présente l'avantage de prendre en considération l'ensemble des U .
- **La compacité** (*Compactness*), uniquement corrélée avec la *SHOB* totale.
- **Les infiltrations**, avec cependant une légère corrélation avec les paramètres thermiques.
- **La surface au sol** ($Area_{groundfloor}$)

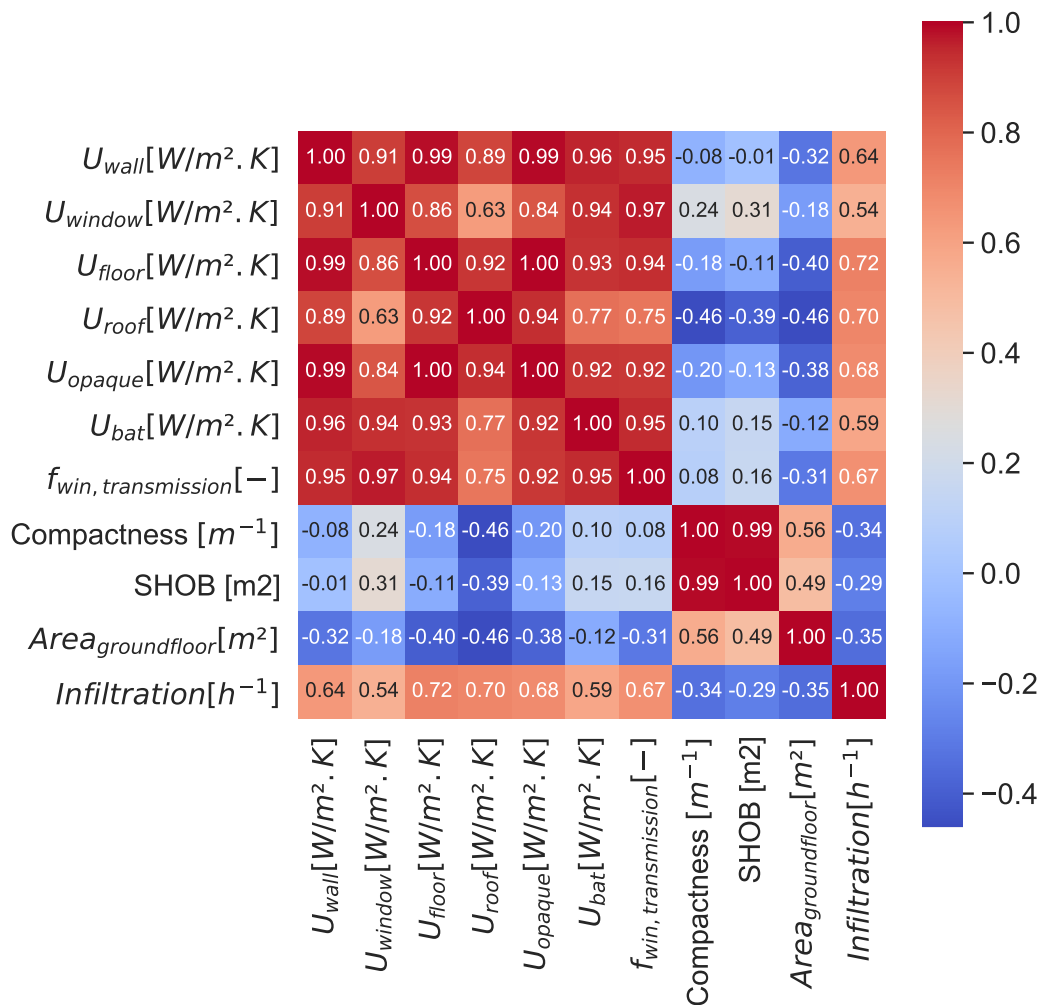


FIGURE 4.16 – Matrice de corrélation de Pearson sur les valeurs absolues de Spearman des paramètres - Usage : Résidentiel

4.4.2 Parcimonie de modèles à l'échelle bâtiment

Afin de choisir quel modèle utiliser en fonction des caractéristiques des bâtiments, l'indicateur de parcimonie est appliqué sur les résultats précédents pour **les besoins de chauffage et l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage (scénario *center*, bâtiments résidentiels)** à partir du Tableau 4.6. On prend comme limites acceptables **10 % d'écart sur les besoins de chauffage annuels et 15 % pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage**, avec des poids a, b, c égaux à 1. Les variations de la parcimonie suivant les KGI suivent donc les mêmes tendances que les écarts à la référence. Néanmoins la prise en compte de la complexité modifie les rapports de force entre modèles. Pour plus d'explications sur la lecture des graphiques voir paragraphe 2.1.7.1.

Plusieurs KGI sont utilisables pour l'analyse de la parcimonie. La Figure 4.17 présente l'indicateur de parcimonie P_{delta} pour chacun des modèles en fonction de l'empreinte au sol. Plusieurs tendances sont visibles notamment pour les modèles *detailed* où plus cette surface augmente, moins ceux-ci sont parcimonieux. À l'inverse les modèles horizontaux sont moins parcimonieux lorsque cette surface diminue. Seul le modèle *multiple floors* - EX présente une diminution de P_{delta} avant d'augmenter à partir de 650 m².

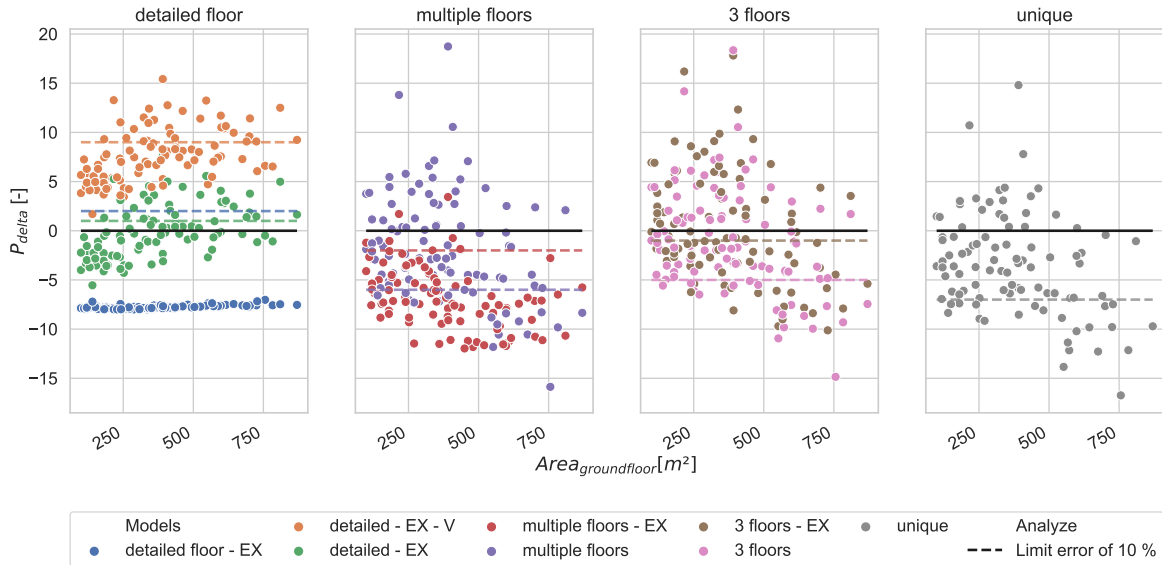


FIGURE 4.17 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques en fonction de la surface au sol des bâtiments - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

Un KGI est construit à partir de cette surface d'empreinte au sol, du U_{bat} et de la compacité du bâtiment (Figure 4.18), noté UAC :

$$UAC = U_{bat} * A_{groundfloor} * Compactness \quad (4.3)$$

Ce KGI permet d'affiner les courbes de points et de visualiser des tendances plus nettes pour les modèles horizontaux. Grâce à cet indicateur et ce graphique il est possible de voir que :

- Le modèle *detailed floor* - EX reste pertinent quel que soit le type de bâtiment. L'indicateur de parcimonie n'augmente que très légèrement avec l'empreinte au sol du bâtiment ou du UAC.
- Les modèles *detailed* présentent des résultats différents suivant le modèle de ventilation. Le modèle *detailed* - EX - V est un des modèles le moins parcimonieux, dû notamment au grand nombre de paramètres liés au modèle de ventilation. Aucun bâtiment ne présente

d'indicateur de parcimonie inférieur à celui de la référence, et les résultats restent très diffus autour de la limite acceptable d'écart pour des faibles UAC. Le modèle *detailed* - EX présente des indicateurs inférieurs à celui de la référence et inférieurs à la limite acceptable : il peut donc être utilisé dans certains cas, notamment lorsque la surface au sol est inférieure à 150/200 m², ou que le UAC est supérieur à 400 W/m.K. Il reste cependant moins parcimonieux que certains modèles horizontaux.

- Les modèles *multiple floors* ont un indicateur décroissant avec les deux KGI. Le modèle sans échanges thermiques devient rapidement plus parcimonieux que la référence mais avec des écarts trop importants. Il faut attendre un UAC de 500 W/m.K pour obtenir des valeurs inférieures à la référence et à la limite acceptable d'écart. Son équivalent avec échanges thermiques peut être utilisé dès un UAC de 200 W/m.K et est alors le modèle le plus parcimonieux. Cependant au-delà de 500 W/m.K le modèle sans échanges thermiques commence à devenir aussi parcimonieux que lui.
- Pour les modèles *3 floors* et *unique* les valeurs de l'indicateur P_{delta} est décroissant avec UAC. Le modèle *unique* devient le modèle le plus parcimonieux à partir de 500 W/m.K.

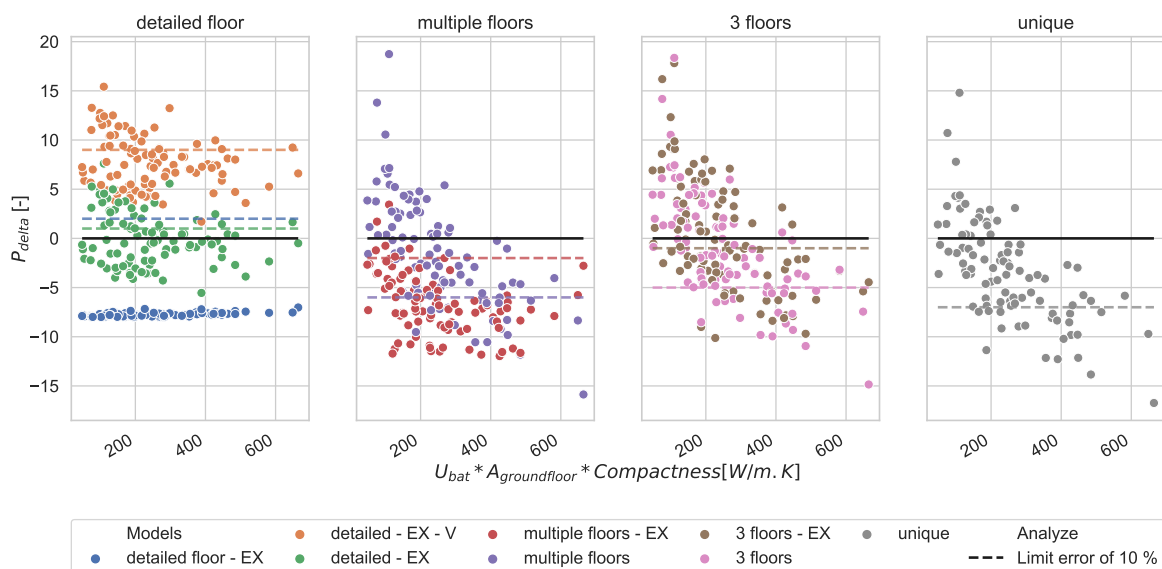


FIGURE 4.18 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques en fonction du UAC des bâtiments - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

Pour l'indicateur NRMSE sur l'appel de puissance de chauffage, le KGI utilisé n'est pas le même. En effet un KGI basé uniquement sur le U_{bat} et la compacité, noté UC, est plus adapté pour quantifier la parcimonie (Figure 4.19) : la sensibilité des modèles n'est plus fortement liée à la surface au sol, mais plus majoritairement à la compacité et aux performances thermiques du bâtiment.

Comme montré dans le paragraphe 4.4.1.2, les modèles sélectionnés d'après le Tableau 4.10 ne sont pas exactement les mêmes que pour les besoins de chauffage. Sur la Figure 4.19 sont donc rajoutés les modèles supplémentaires à étudier par rapport à ceux des besoins de chauffage. **Cependant, la prise en compte de la parcimonie implique de fortes valeurs n'atteignant pas la limite de parcimonie pour les modèles *detailed floor* - V et *detailed floor*. Ces modèles peuvent donc être mis de côté, et les modèles utilisés pour les besoins de chauffage conservés pour la suite de l'analyse. Les modèles utilisés pour le tableau de décision sont donc uniquement ceux utilisés pour les besoins de chauffage.** Le modèle *detailed floor* - EX et ventilation reste le modèle le plus parcimonieux et n'est approché qu'à partir d'un UC de 1 W/m³.K par les modèles horizontaux.

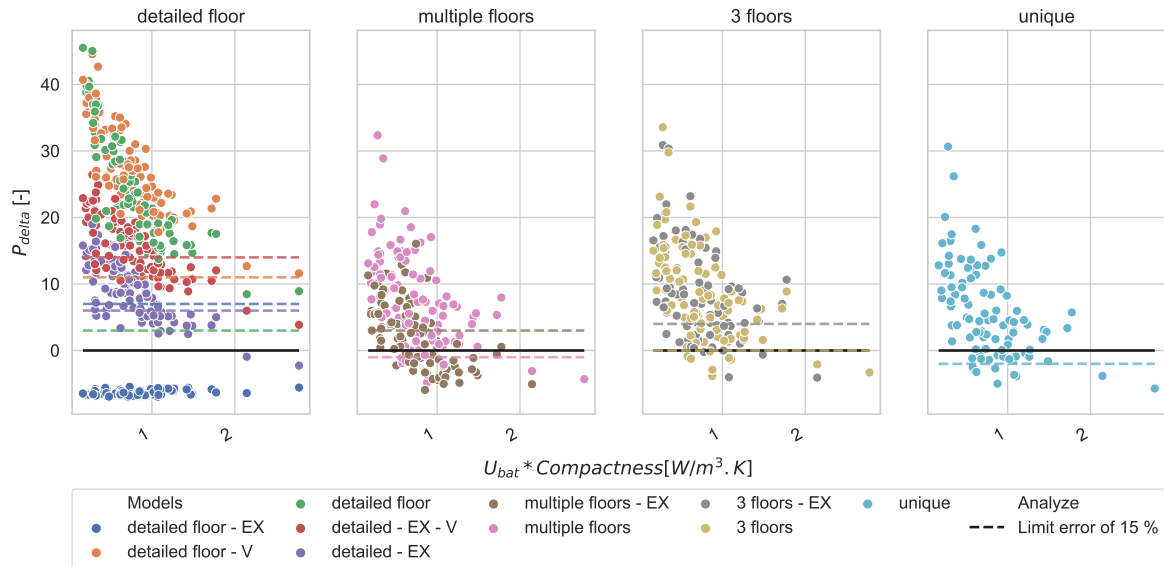


FIGURE 4.19 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

Afin de pouvoir appliquer ces résultats à un ensemble important de bâtiments, des lignes de conduite simples peuvent être mises en place. Les tableaux d'aide à la décision présentés au paragraphe 2.1.7.1 sont créés (Tableaux 4.11 et 4.12).

Modèle	UAC [W/mK]				
	< 100	200	400	> 500	
Référence					
Detailed floor - EX					
Detailed - EX - V					
Detailed - EX					
Multiple floors - EX					
3 floors - EX					
Multiple floors					
3 floors					
Unique					

TABLEAU 4.11 – Modèles de zonage, d'échanges conductifs et de ventilation inter-zones à privilégier pour les besoins de chauffage à l'échelle bâtiment - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

Ces analyses peuvent être complétées par le temps de calcul de chacun des modèles. En effet si le temps est pris en compte dans l'indicateur de parcimonie le classement des modèles est modifié. Par exemple la Figure 4.20 présente les valeurs de l'indicateur $P_{t,delta}$ (paragraphe 2.1.3.2) qui prend en compte le gain de temps (avec une valeur de t_{seuil} de 10 s, représentant environ 3 fois le temps de calcul pour une zone thermique) pour les différents modèles de zonage.

Avec cet indicateur le modèle *detailed floor* avec échanges thermiques devient le modèle le moins parcimonieux de par son temps de calcul. Cette prise en compte du temps renverse les tendances, avec des modèles *unique* et *3 floors* qui sont alors à privilégier.

Pour la suite, seul l'indicateur P_{delta} est utilisé. Les résultats de choix de modèles parcimonieux ne sont valables que pour les bâtiments seuls. **L'agrégation de ces bâtiments en un quartier peut-elle influencer les résultats de parcimonie obtenus?**

Modèle	UC [W/m^3K]		
	< 0.5	1	> 2
Référence			
Detailed floor - EX			
Detailed - EX - V			
Detailed - EX			
Multiple floors - EX			
3 floors - EX			
Multiple floors			
3 floors			
Unique			

TABLEAU 4.12 – Modèles de zonage, d'échanges conductifs et de ventilation inter-zones à privilégier pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage à l'échelle bâtiment - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

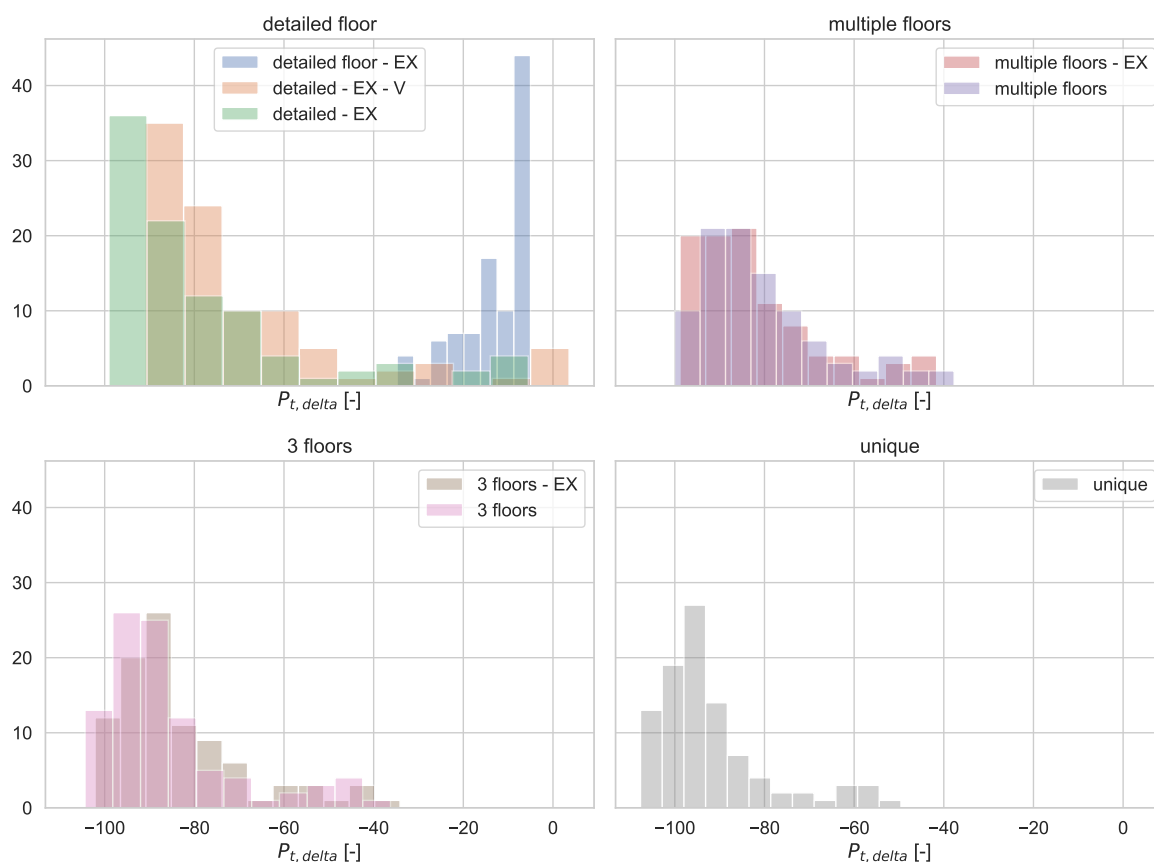


FIGURE 4.20 – Histogramme de $P_{t,delta}$ des besoins de chauffage pour les différents modèles de zonage, d'échanges conductifs et de ventilation inter-zones - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

4.4.3 Étude de la parcimonie à l'échelle du quartier

Il s'agit ici de retenir les mêmes modèles pour tous les bâtiments du quartier quelle que soit leur originalité, et d'en analyser la parcimonie. Au vu des résultats précédents, certains modèles auront un impact similaire quelle que soit l'échelle au vu de leur écart à la référence toujours négative ou toujours positive. À l'inverse, d'autres modèles ont des écarts à la référence tantôt négatifs et tantôt positifs, permettant d'améliorer au global le résultat à l'échelle quartier. Cette diversité du quartier peut être calculée à partir de l'indice de diversité (Équation 2.18). Si l'indice est proche de 0 alors il y a addition des erreurs, à l'inverse si l'indice est proche de 1 le foisonnement des bâtiments permet de réduire les erreurs par compensation.

2 000 quartiers aléatoires sont générés à partir des **bâtiments résidentiels et de bureaux du scénario center**. Afin de voir l'influence de la taille du quartier sur les écarts à la référence plusieurs tailles de quartier sont testées. Bien évidemment plus les quartiers sont de taille importante, plus les écarts à l'échelle quartier convergent vers la moyenne des erreurs de tous les bâtiments (Figure 4.21). On ne retient que 2 tailles de quartier :

- Un premier quartier de 10 bâtiments où les variations entre quartiers et P10/90 (10^e/90^e percentiles) sont importants. Plus ce dernier l'est, plus les écarts de besoins énergétiques le sont aussi.
- Un second quartier de 50 bâtiments où il n'y a plus de réduction d'écart à la moyenne et P10/90 est stabilisé.

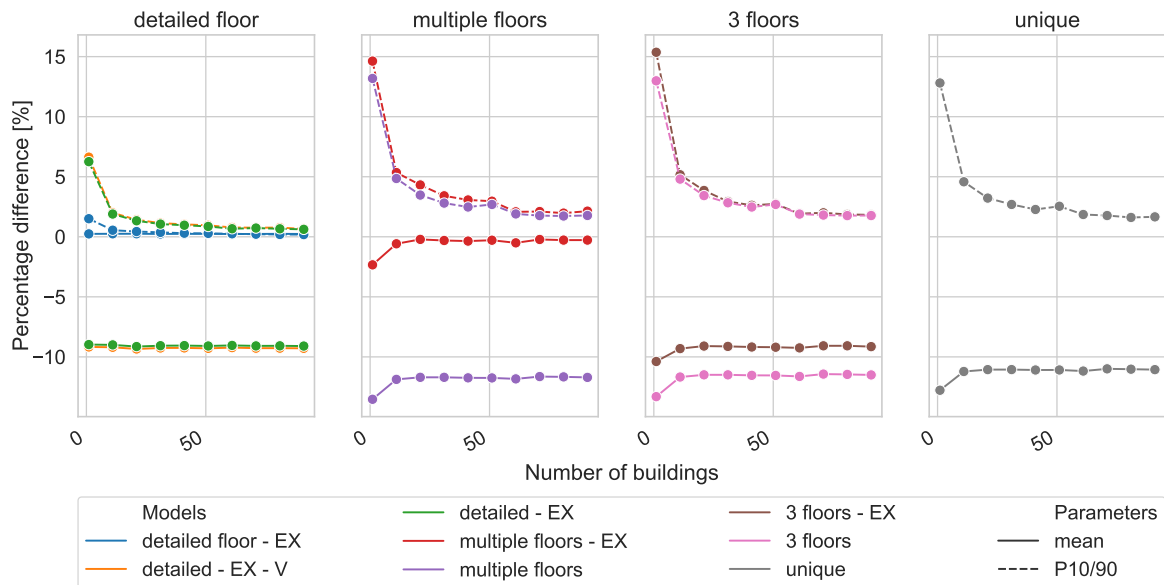


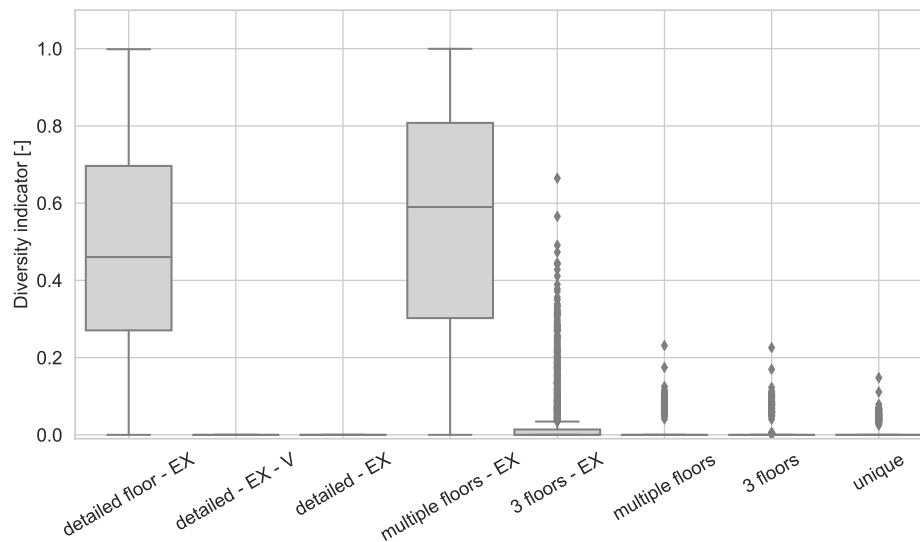
FIGURE 4.21 – Écart moyen à la référence et différence entre les 10^e et 90^e percentiles (P10/90) des besoins en chauffage en fonction du nombre de bâtiments dans le quartier - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel et Bureaux

Sur ces deux quartiers sont appliqués les différents modèles. Pour chaque quartier et modèle plusieurs étapes sont réalisées :

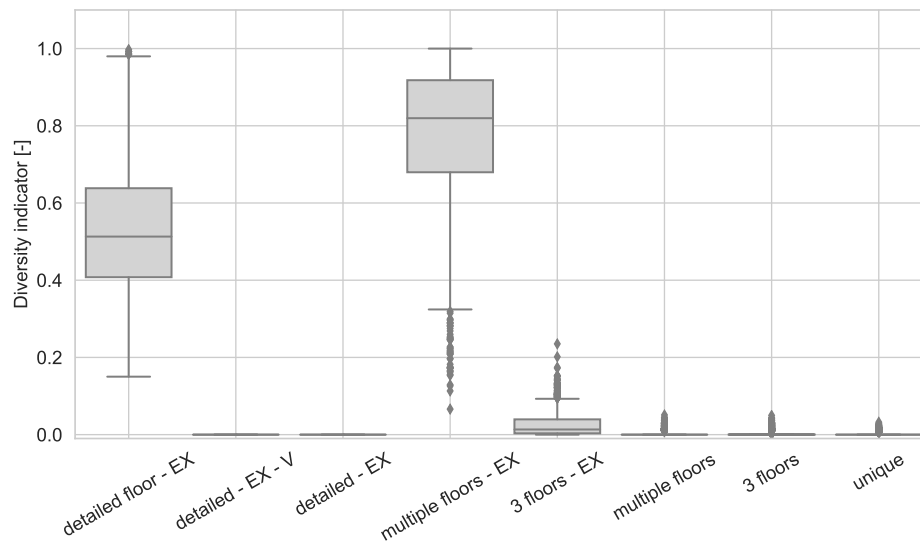
- Tirage aléatoire de n bâtiments (10 ou 50) résidentiels ou de bureaux avec le scénario *center*
- Détermination des KGI quartiers à partir des caractéristiques de chacun des bâtiments
- Addition des besoins de chaque bâtiment
- Calcul de la diversité du quartier et des écarts relatifs au modèle de référence *detailed floor* - EX - V

Ainsi, tous les bâtiments d'un même quartier font appel aux mêmes modèles de zonage et d'échanges conductifs. La possibilité d'appliquer différents modèles pour chacun des bâtiments composant un quartier n'est pas investiguée ici.

Pour les modèles *detailed floor* - EX et *multiple floors* - EX l'indice de diversité est important (Figure 4.22), indiquant que les écarts de chacun des bâtiments se compensent donnant un écart à l'échelle du quartier plus faible. Ces modèles sont donc intéressants à cette échelle afin de s'approcher au plus près de la référence.



(a)

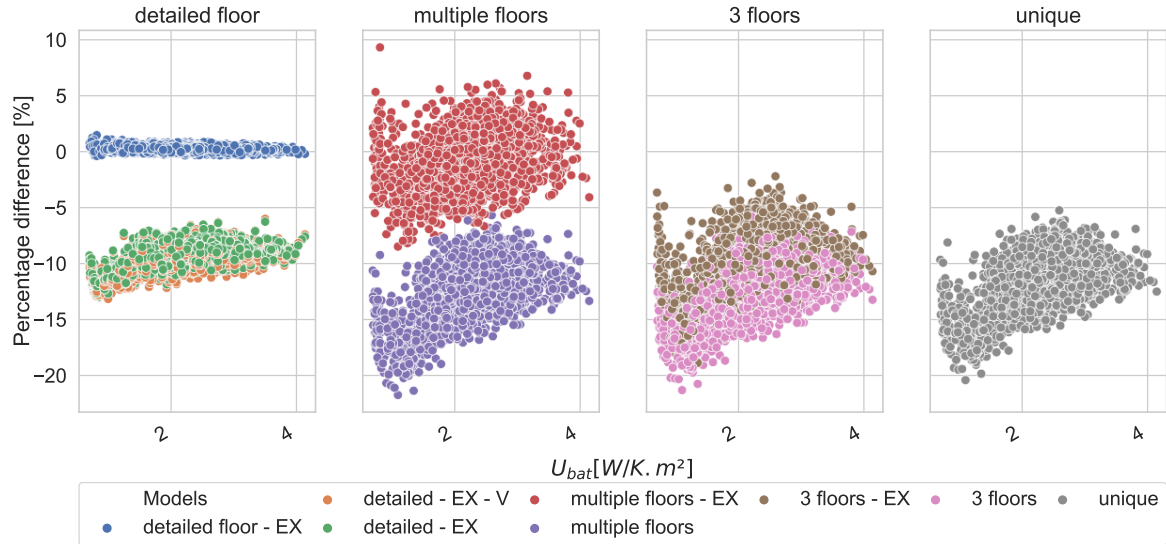


(b)

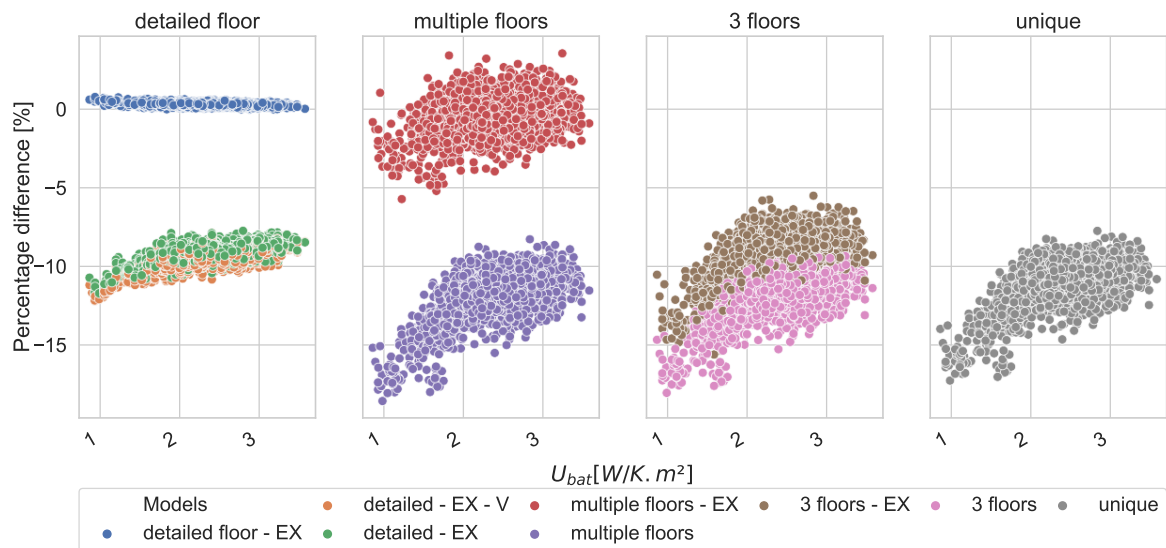
FIGURE 4.22 – Indice de diversité pour les quartiers de 10 bâtiments (a) et 50 bâtiments (b) - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel et Bureaux

En étudiant l'écart des besoins en chauffage (Figure 4.23) on remarque que **les modèles les plus précis à l'échelle quartier sont les *detailed floor* - EX et *multiple floors* - EX** qui présentent les indices de diversité les plus importants. Plus le U_{bat} moyen du quartier augmente, plus les écarts se réduisent. Ainsi, **plus les bâtiments sont performants, plus les modèles de zonage et d'échanges conductifs ont de l'importance dans la modélisation**. Exceptés les deux modèles précédents, tous les modèles ont des plages d'écart qui se chevauchent : c'est la complexité du modèle qui permet-

tra de trancher sur la sélection des modèles. L'ensemble des écarts atteignent au maximum -15% , mais avec des quartiers à moins de 10% d'écart quel que soit le modèle. Tous les modèles peuvent donc être considérés pour l'étude de la parcimonie, amenant à la prochaine question : **La complexité des modèles peut-elle inverser la tendance?**



(a)



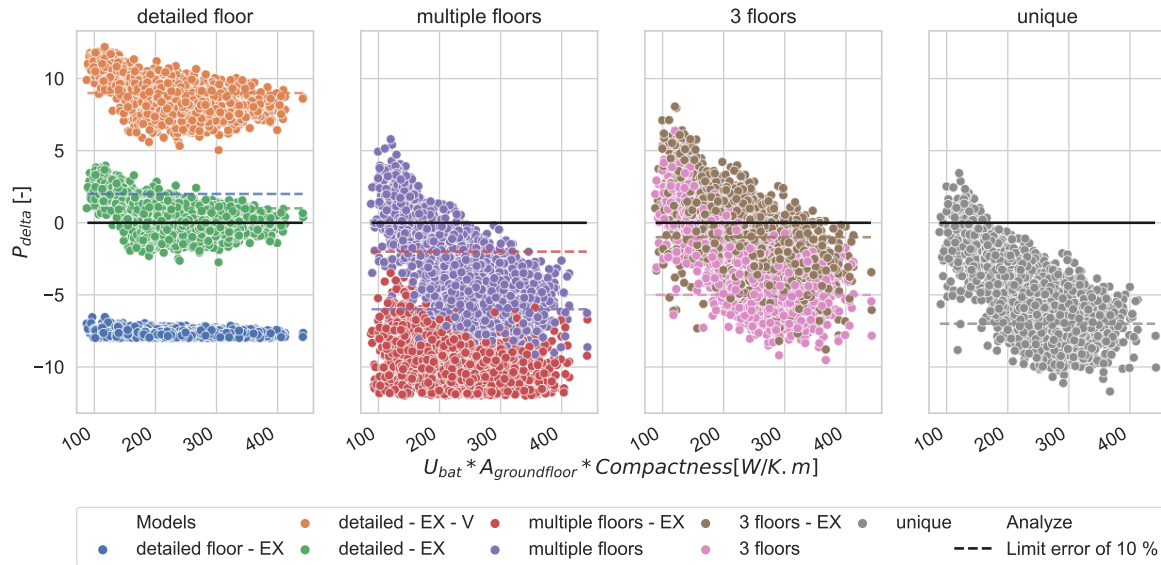
(b)

FIGURE 4.23 – Écarts à la référence des besoins de chauffage suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques et le U_{bat} moyen du quartier - pour 10 bâtiments (a) et 50 bâtiments (b) - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel et Bureaux

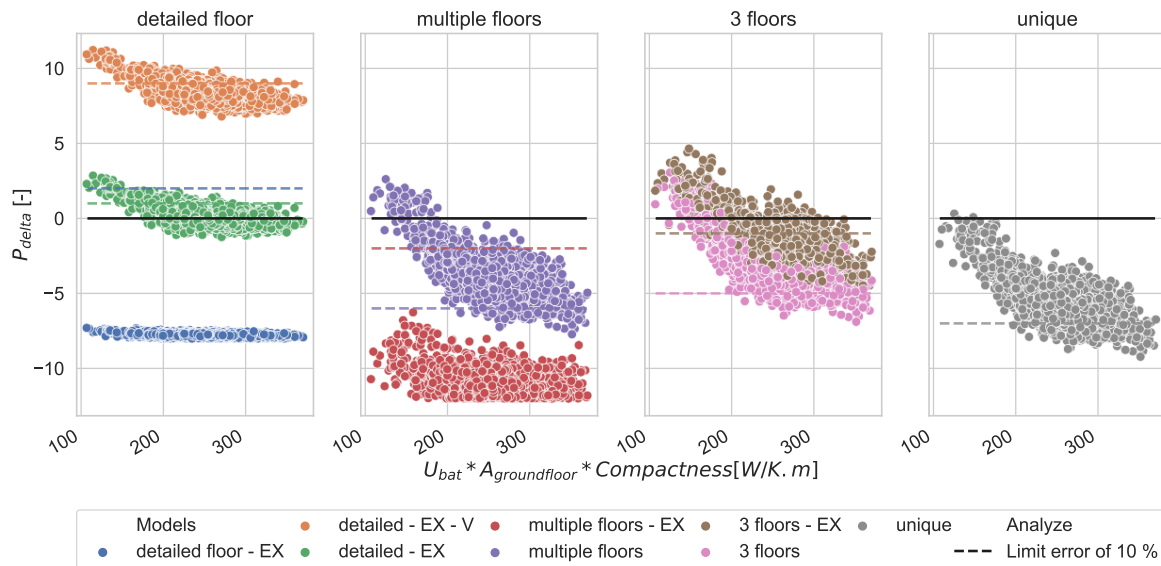
La parcimonie (Figure 4.24) s'applique comme précédemment à partir du Tableau 4.6 avec les KGI à l'échelle quartier proposés au paragraphe 4.3.4. On prend le même KGI que pour les bâtiments, mais avec les paramètres du quartier (ex : La surface au sol est la moyenne des surfaces au sol de l'ensemble des bâtiments). D'autres KGI sont utilisables et permettent de voir d'autres tendances (ratio de bâtiments résidentiels, U_{bat} ...) mais ne sont pas présentés ici.

Les temps de calcul sont pris comme la somme des temps de calcul de chacun des bâtiments, et sont présentés Annexe C.4.3, Figure C.17). Ils peuvent bien évidemment être réduits par la parallélisation des calculs.

Avec l'augmentation de la taille du quartier, les écarts deviennent moins diffus entre les modèles. Par exemple, pour des quartiers de 10 bâtiments les indicateurs de parcimonie P_{delta} des modèles *multiple floors* se recoupent fortement, alors que pour des quartiers de 50 bâtiments les résultats ne se recouvrent pas. De même, le modèle *unique* obtient des valeurs de P_{delta} aussi bonnes que le modèle *multiple floors* - EX, mais trop diffuses autour de la limite d'écart de 10 % pour être sélectionné comme le plus parcimonieux. C'est la diversité des bâtiments lors des tirages de 50 bâtiments qui limite la diffusion des valeurs de P_{delta} .



(a)



(b)

FIGURE 4.24 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage à l'échelle quartier suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - pour 10 bâtiments (a) et 50 bâtiments (b) - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel et Bureaux

La majorité des modèles sélectionnés au début lors des analyses de bâtiments atteint à un moment donné un écart acceptable. Cependant l'indicateur de parcimonie met automatiquement de côté le modèle *detailed* - EX - V, avec des valeurs bien supérieures à 0, valeur du modèle de référence. Le modèle *detailed* - EX reste à la limite de 0 et n'est donc que peu intéressant vis-à-vis de la parcimonie mais garde une bonne vitesse d'exécution. Le modèle *3 floors* obtient des indicateurs

de parcimonie meilleurs que le modèle *3 floors* - EX, mais reste tout de même majoritairement au-dessus de la limite d'écart de 10 % et n'est donc pas privilégié. La simplicité du modèle *unique* lui permet d'être légèrement meilleur que le modèle *multiple floors*, et peut même être privilégié pour des UAC supérieurs à 350 W/m.K (pour un quartier de 50 bâtiments) si l'on prend en compte la rapidité de calcul. Si le temps n'est pas un facteur prioritaire on privilégie uniquement ce dernier quelle que soit la taille du quartier. Ainsi, sans prise en compte du temps les modèles parcimonieux privilégiés sont présentés Tableau 4.13. Les données sont prises pour les quartiers de 50 bâtiments. Les cases hachurées indiquent des quartiers pouvant être liés à la couleur de fond ou à la couleur de hachure. Il est alors nécessaire de faire attention lors du choix des modèles.

Modèle	UAC [W/ m.K]			
	< 150	200	250	> 320
Référence				
Detailed floor - EX				
Detailed - EX - V				
Detailed - EX				
Multiple floors - EX				
3 floors - EX				
Multiple floors				
3 floors				
Unique				

TABLEAU 4.13 – Modèles de zonage, d'échanges conductifs et de ventilation inter-zones à privilégier pour les besoins de chauffage à l'échelle quartier pour 50 bâtiments

En conclusion, pour des simulations réalisées sous le climat de Paris avec des bâtiments cubiques résidentiels ou de bureaux, l'utilisation d'un zonage uniquement par orientation n'est pas suffisamment précis ni parcimonieux. **Un zonage par étage avec la modélisation des échanges thermiques est un bon compromis entre précision des résultats et complexité du modèle : c'est le choix le plus parcimonieux pour la simulation urbaine.** Pour accélérer les simulations, il est possible d'utiliser d'autres modèles pour des quartiers anciens à hauts UAC : *3 floors* - EX, *multiple floors* et *unique*.

4.4.4 Résultats complémentaires : sensibilité aux conditions météorologiques et aux formes de bâti

Une analyse des résultats précédents sous différentes météo est réalisée. Une seconde analyse complémentaire sur d'autres formes de bâtiments est proposée en Annexe C.4.2. Ces résultats sont appliqués uniquement sur les **bâtiments résidentiels avec le scénario center**.

Les météo de Nice (IWE, 076900) et Strasbourg (IWE, 071900) sont appliquées sur la configuration *center* afin d'analyser leur influence sur les résultats précédents. En effet Chen et Hong [37] qui ont étudié des quartiers de grande taille de 3 villes différentes, ont montré que les différences entre zonage sont dues en partie à la météo. Nice présente un rayonnement solaire et des températures plus importants, tandis que Strasbourg présente un rayonnement similaire à Paris mais avec des températures minimales plus basses. Ces météo ont été utilisées pour les résultats complémentaires des modèles de masques solaires (voir Chapitre 3)

Dans un bâtiment les occupants régulent les températures par l'ouverture des fenêtres ou la mise en place de protections solaires mobiles. Ni les masques solaires lointains ni ces deux phénomènes ne sont modélisés. La non prise en compte de ces phénomènes à Nice conduit à des températures

intérieures surestimées, exacerbant encore plus les différences entre modèles : les orientations, notamment sud, jouent alors un rôle majeur en absorbant la majorité des apports solaires.

Écarts à la référence

La Figure 4.25a présente les écarts en besoins de chauffage annuels. Les besoins à Nice sont bien plus faibles qu'à Paris (réduits en moyenne de 64 %). Si l'on retrouve des différences extrêmes plus importantes que pour Paris, **les positions relatives des modèles restent identiques**, avec une amélioration pour les modèles *detailed* par rapport au modèle *multiple floors*. De plus, la non modélisation des échanges thermiques implique des différences encore plus importantes, notamment pour les modèles de zonage horizontaux.

À Strasbourg, les besoins en chauffage sont plus importants qu'à Paris (en moyenne 20 % supérieurs), mais **les différences entre modèles sont à peu près les mêmes**, voire légèrement améliorées. Les écarts de besoins de chauffage étant plus faibles et le rayonnement solaire similaire à celui de Paris, cela peut expliquer en partie les faibles écarts entre modèles si l'on se compare aux résultats de Nice.

Comme pour les besoins en chauffage, l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage (Figure 4.25b) montre des écarts extrêmes beaucoup plus importants dans le cas de Nice, où les besoins de chauffage n'interviennent pas au même moment dans les différentes zones. De plus, les faibles besoins de chauffage pour certains bâtiments rendent les écarts relatifs encore plus importants. À Strasbourg ces écarts sont plus élevés que pour la météo de Paris : les températures extrêmes modifient les appels de puissance et impactent donc le calcul de l'indicateur NRMSE plus fortement que pour le climat plus tempéré de Paris.

Les besoins de climatisation et l'indicateur NRMSE de la puissance de climatisation sont analysés en Annexe C.4.1.

Parcimonie

Les résultats de simulation avec la météo de Strasbourg étant très similaires à ceux de Paris, on ne présente ici que les résultats pour Nice. À partir de la Figure C.14 en Annexe C.4.1 il est possible d'établir le tableau de parcimonie pour les besoins de chauffage (Tableau 4.14). **En comparaison à la météo de Paris, il y a une restriction dans le choix de modèles parcimonieux.** Les modifications par rapport à la météo de Paris sont signalées par des lignes grises : horizontales s'il y a une amélioration, verticale s'il y a une dégradation. Ainsi, pour Nice il est préférable de ne choisir que **les modèles *detailed floor* - EX ou le modèle *multiple floors* - EX**. Les autres modèles ne commencent à être valables qu'à partir d'un UAC supérieur à 400 - 500 W/ m.K. Si le critère de temps de simulation est primordial, il est possible de les sélectionner. Le modèle *multiple floors* - EX permet un bon compromis à partir de 200 W/ m.K lorsque le temps de simulation est pris en compte. En effet, il est bien plus rapide que le modèle *detailed floor* tout en ayant un coût raisonnable en comparaison des autres modèles. Ce tableau ressemble à celui obtenu avec la météo de Paris mais s'en distingue par des seuils acceptables d'UAC plus élevés pour les modèles autres que le *detailed floor* avec échanges thermiques. Suite à ces observations, **un nouveau KGI est proposé prenant en compte la particularité du climat** grâce à deux paramètres simples :

- Les degrés-jour unifiés (DJU) pour le chauffage (et la climatisation). Ils sont calculés comme étant la somme pour chaque jour entre le 1^{er} octobre et le 20 mai (respectivement entre le

21 mai et le 30 septembre) des DJ :

$$DJ = 18 - \frac{T_{max} + T_{min}}{2} \quad (4.4)$$

T_{max} et T_{min} étant les températures maximale et minimal du jour.

- L'apport moyen de rayonnement solaire par jour R_{day} [kWh/m²], normalisé par l'apport moyen en France R_{France} de 3.4 [kWh/m²] [117], utilisé notamment dans au Chapitre 3.

Modèle	UAC [W/m.K]			
	< 100	200	400	> 500
Référence				
Detailed floor - EX				
Detailed - EX - V				
Detailed - EX				
Multiple floors - EX				
3 floors - EX				
Multiple floors				
3 floors				
Unique				

TABLEAU 4.14 – Modèles de zonage, d'échanges conductifs et de ventilation inter-zones à privilégier par bâtiment pour les besoins de chauffage de Nice - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

On normalise les DJU par la somme d'un degré par jour considéré donnant ainsi la caractéristique DJN que l'on multiplie avec le KGI initial UAC. Le R_{day} divise quant à lui cette multiplication :

$$KGI_{weather} = UAC * DJN * \frac{R_{France}}{R_{day}} [W/m.K] \quad (4.5)$$

En reprenant la méthode de création des quartiers pour chacune des météo de Paris, Nice et Strasbourg, il est possible d'appliquer ce nouveau KGI pour des quartiers de 10 et de 50 bâtiments comme précédemment. Sur la Figure 4.26 l'indicateur de parcimonie P_{delta} est calculé pour chacun des modèles pour les 3 météo, et ce, pour des quartiers de 10 (haut) et de 50 bâtiments (bas). La prise en compte des DJU permet de mieux visualiser les différences de résultats et de parcimonie suivant la météo. Les quartiers de 50 bâtiments montrent des tendances beaucoup plus fines avec des séparations visibles des P_{delta} suivant les différentes météo. Cette différence par rapport aux quartiers de 10 bâtiments s'explique notamment par le fait que les tirages tendent vers la moyenne de la population lorsque leur taille est importante. Ainsi, si pour les quartiers de 10 bâtiments les valeurs seuils de KGI sont plus floues, elles sont plus claires pour les quartiers de 50 bâtiments. En-dessous d'un $KGI_{weather}$ de 620 W/m.K (quartiers sous la météo de Nice) le seul modèle parcimonieux est *detailed floor - EX*. Au-delà de 3 100 W/m.K les modèles avec une division horizontale et sans échanges thermiques montrent des résultats à la limite de l'acceptable. D'autres simulations devront être réalisées pour confirmer cette tendance. Les modèles *detailed* sont peu parcimonieux, avec comme précédemment *detailed - EX* présentant des résultats à la limite de la parcimonie au-delà de 2 000 W/m.K.

À Strasbourg les tendances sont plus prononcées qu'à Paris et les résultats moins diffus. Avec le KGI proposé ces différences ne sont que peu visibles sur le graphique. La visualisation en histogramme (Figure 4.27) permet de vérifier que les distributions de résultats sont très proches pour Paris et Strasbourg, mais avec des meilleurs résultats à Strasbourg pour les quartiers de 10 bâtiments.

Modèle	UAC * DJN * $\frac{R_{France}}{R_{day}}$ [W/m.K]										
	< 620	850	1550	1700	1900	2100	2700	3100	3300	> 3800	
Référence											
Detailed floor - EX											
Detailed - EX - V											
Detailed - EX											
Multiple floors - EX											
3 floors - EX											
Multiple floors											
3 floors											
Unique											

TABLEAU 4.15 – Modèles de zonage, d'échanges conductifs et de ventilation inter-zones à privilégier par bâtiment pour les besoins de chauffage suivant différentes météo - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

À partir des figures précédentes, le tableau de décision pour les quartiers de 50 bâtiments est créé (Tableau 4.15). Comme précédemment, les cases hachurées représentent des plages de résultats ne permettant pas de conclure dans la plage de KGI. Le tableau pour les quartiers de 10 bâtiments reste sensiblement le même, mais avec des plages de résultats hachurées plus larges.

Ainsi, la météo influe sur le choix des modèles par l'impact de celle-ci sur les besoins énergétiques modifiant les écarts à la référence. Des écarts plus importants existent pour les besoins de chauffage. Ceux-ci étant réduits dans les climats chauds, une petite différence modifie fortement les écarts relatifs. De plus, les températures dans les bâtiments étant plus élevées, la baisse de celles-ci n'active le chauffage que dans certains cas, très dépendants de la division en zones. Ici, seul l'indicateur de parcimonie relatif aux besoins de chauffage a été présenté, il n'est pas le même pour la climatisation. **Le type de climat est un critère supplémentaire lors du choix des modèles parcimonieux. Le $KGI_{weather}$ permet de visualiser cette importance : plus la météo présente des températures et un rayonnement élevés, plus le nombre de modèles parcimonieux est limité.** L'utilisation des DJU couplés à un rayonnement solaire moyen montre bien cette sensibilité des modèles aux sollicitations extérieures. Le chaînage des modèles avec les masques solaires prend alors toute son importance lors de la prise en compte du rayonnement solaire incident.

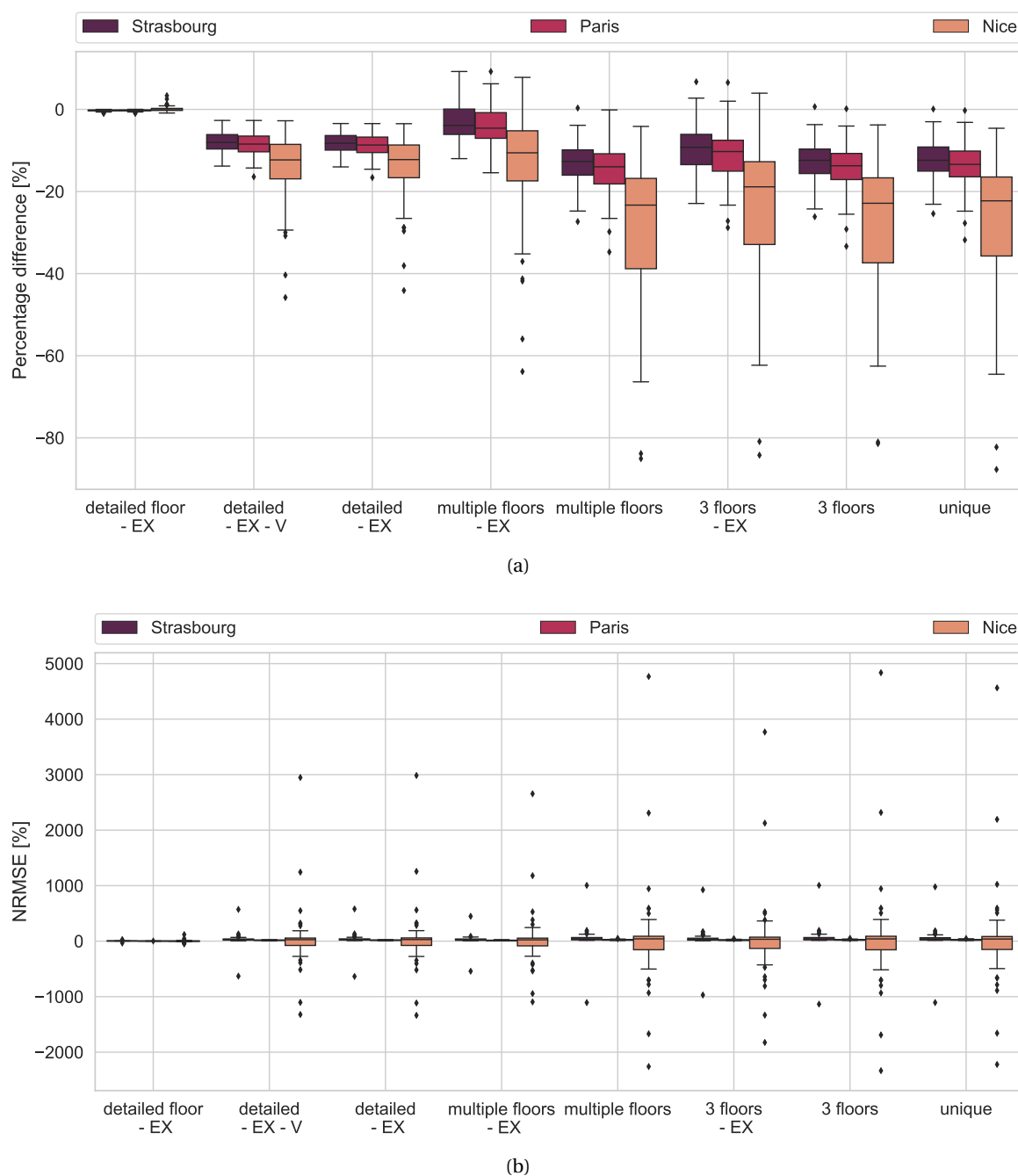
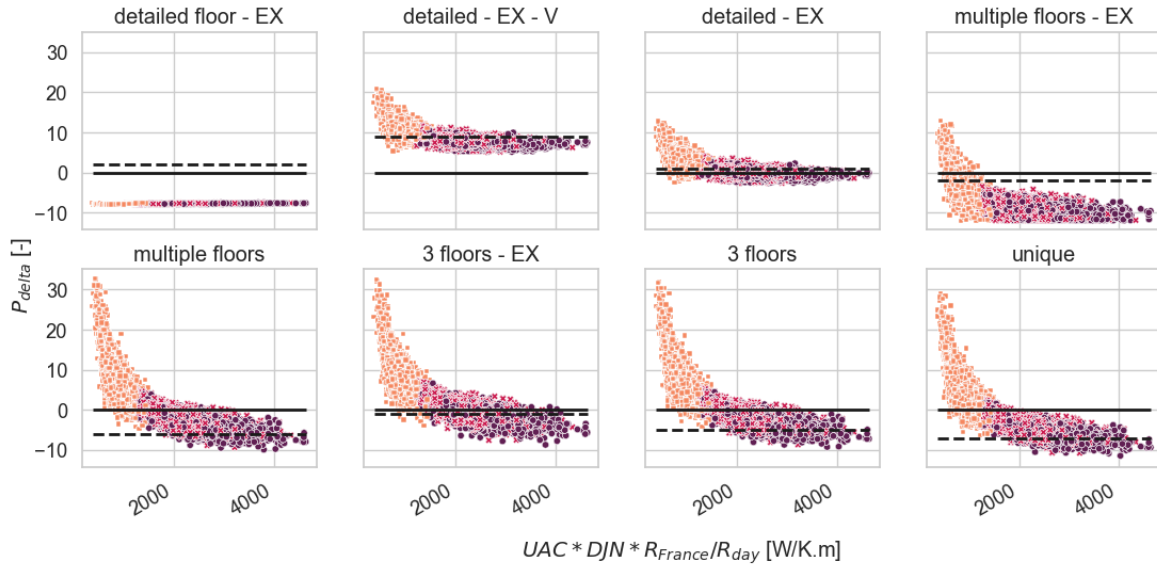
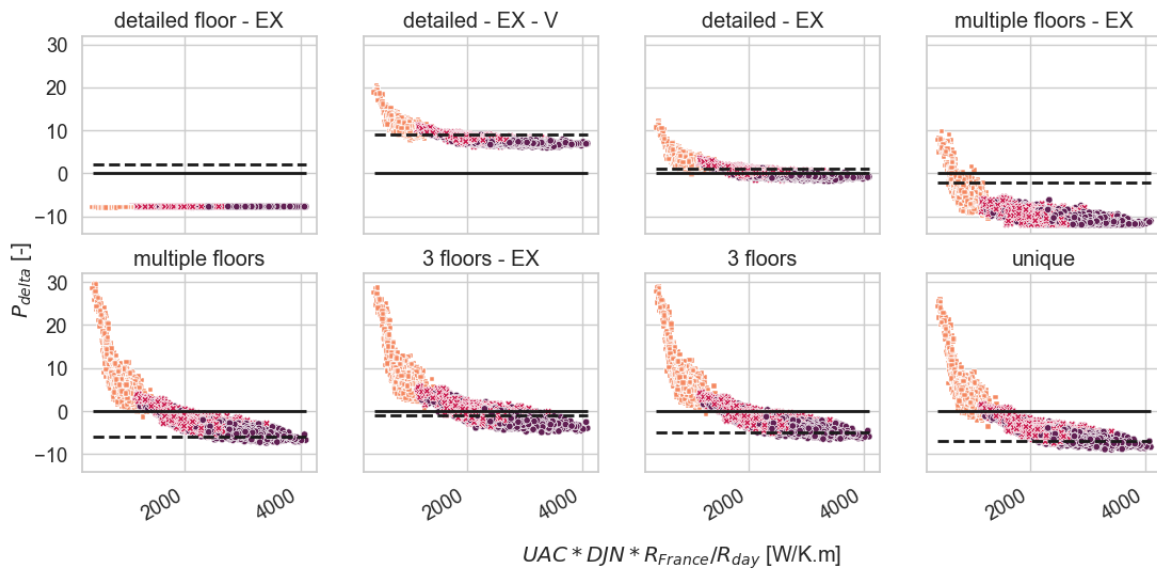


FIGURE 4.25 – Écarts à la référence des besoins de chauffage (a) et de l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage (b) à Nice, Paris et Strasbourg des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel



(a)



(b)

FIGURE 4.26 – Indicateur de parcimonie P_{δ} pour les besoins de chauffage suivant le $KGI_{weather}$ des quartiers et suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques (a : 10 bâtiments, b : 50 bâtiments) - Scénario : center - Usage : Résidentiel

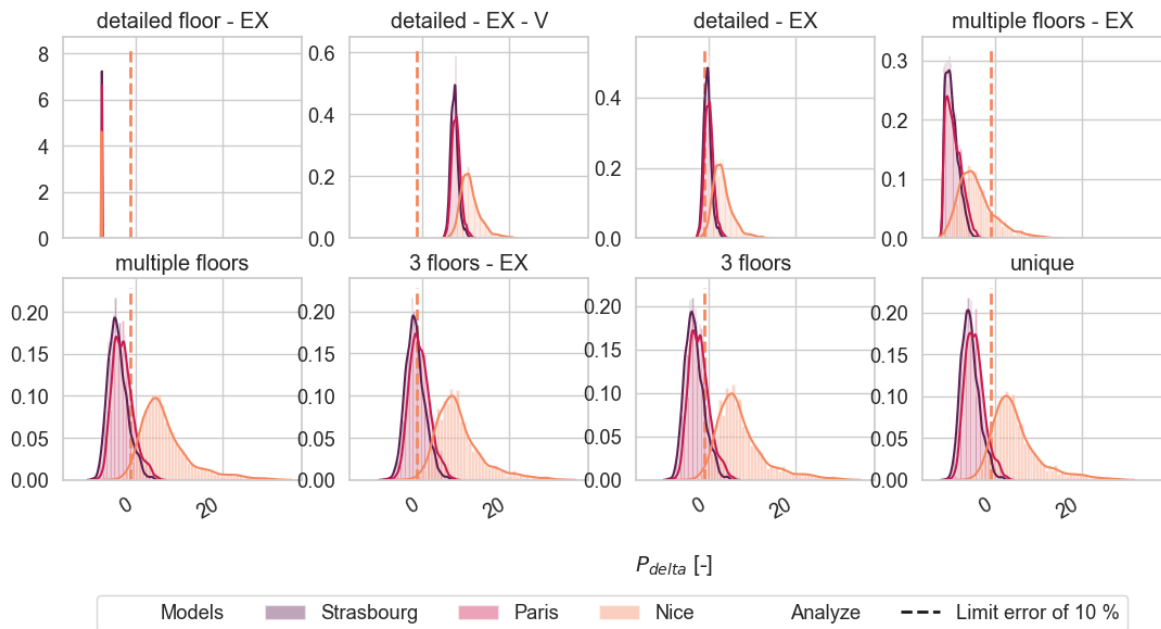


FIGURE 4.27 – Histogramme de l'indicateur de parcimonie P_{δ} pour les besoins de chauffage (10 bâtiments) suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

4.5 Chaînage avec les modèles de masques solaires

4.5.1 Modèles

En prenant tous les modèles de zonage, d'échanges thermiques, de ventilation inter-zones et de rayonnement solaire, le nombre de combinaisons est très important. Dans cet ensemble, certaines combinaisons ne sont pas pertinentes ou non souhaitées.

Ainsi, au vu des résultats précédents, et afin de garder un nombre limité de modèles à combiner avec les modèles de masques, **les modèles de ventilation sont mis de côté**. Le nombre de paramètres supplémentaires désavantage fortement ces modèles qui ont alors des indicateurs de parcimonie très élevés. Seul le modèle de référence qui inclut la ventilation est gardé. Les modèles *3 floors* avec et sans échanges thermiques ne présentent que peu de différences entre eux. **On met donc de côté le modèle *3 floors* - EX** qui reste dans la majorité des configurations moins parcimonieuses que *3 floors* sans échanges thermiques.

On s'attache à garder chaque type de division en zones afin de mesurer les inter-effets avec les modèles de rayonnement solaire. Sept combinaisons de modèles de zonage et d'échanges thermiques sont donc sélectionnés. En prenant les modèles de rayonnement solaire du Chapitre 3, le nombre de combinaisons complet s'élève à 49 avec la possibilité de réduire ce nombre soit par la méthode des plans factoriels fractionnaires, soit par une sélection a priori.

On utilise ici la méthode de sélection a priori afin de pouvoir visualiser les combinaisons qui semblent les plus intéressantes. Au vu des résultats précédents, le modèle *multiple floors* sans échanges thermiques est mis de côté au profit de sa version avec échanges thermiques. Pour les modèles de masques, le modèle 1.1 est lui aussi supprimé en raison de sa méthode trop arbitraire. Ainsi 6 modèles de chaque famille sont sélectionnés (Tableau 4.16), et à chaque modèle est associée une abréviation pour faciliter les lectures de combinaisons.

Modèles de zonage		Modèles de rayonnement solaire	
Modèle	Abréviation	Modèle	Abréviation
Detailed floor - EX - V	Référence	Mask-L 6.2	Référence
Detailed floor - EX	DF	Mask-L 5.2	M52
Detailed - EX	D	Mask-L 4.2	M42
Multiple floors - EX	MF	Mask-L 3.2	M32
3 floors	3F	Mask-L 2.1	M21
Unique	U	Mask-L 0.0	M00

TABLEAU 4.16 – Modèles de zonage et de rayonnement solaire considérés pour leur chaînage

Les modèles *detailed floor* - EX avec et sans ventilation ont de faibles différences, ainsi que les modèles de masques Mask-L 6.2 et Mask-L 5.2. On choisit alors de n'utiliser les modèles *detailed floor* - EX - V et Mask-L 6.2 que pour construire la référence des combinaisons. Ils ne sont pas combinés aux autres modèles. Ainsi, ce sont 26 combinaisons de modèles qui sont choisies (soit près de 50 % de moins) (Annexe C.5).

La Figure 4.28 illustre cette sélection a priori sur l'ensemble des combinaisons initialement possibles.

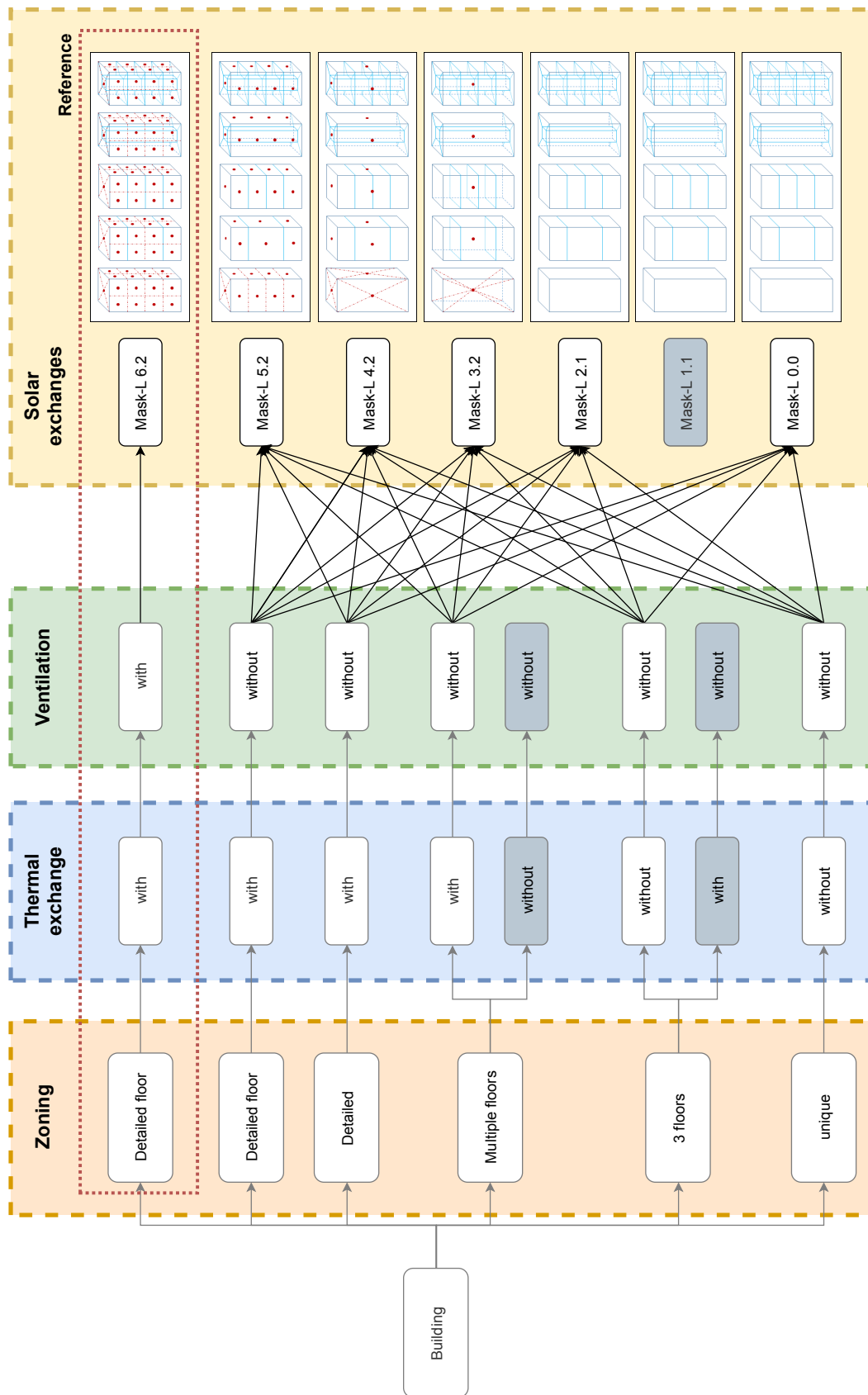


FIGURE 4.28 – Sélection des combinaisons sur l'ensemble des combinaisons possibles des modèles de zonage et de masques solaires

4.5.2 Quartiers

Afin de prendre en compte les résultats précédents sur les masques solaires et le zonage des bâtiments, des quartiers sont créés en considérant les caractéristiques importantes dans les deux cas :

- U_{bat} : Que ce soit pour les modèles de masques ou de zonage, la valeur de U des bâtiments est essentielle (voir Annexe B.2.2 pour le rayonnement solaire). On s'attache donc à avoir des quartiers variés, de l'ancien au neuf en passant par des quartiers mixtes avec des écarts-types entre date de construction plus ou moins importants.
- **Hauteur et densité** : Dans les modèles de masques solaires la hauteur et la densité du quartier sont les deux caractéristiques du KGI. Cette hauteur est notamment prise en compte dans la compacité des bâtiments utilisée dans le calcul des UAC. Comme pour les masques solaires on tient compte du type de quartier en prenant les 3 mêmes, c'est-à-dire : *low-rise*, *mid-rise* et *high-rise detached*.
- **Surface au sol** : Dans le calcul du UAC, la surface au sol du bâtiment est prise en compte. Cependant, dans la construction des quartiers virtuels la variabilité de cette surface impose la prise en compte d'un quartier aléatoire et non pas en grille (Figure 4.29)

Au vu des résultats précédents avec des tendances similaires entre quartiers en grille et quartiers aléatoires (voir Annexe B.2.1), on prend par la suite des **quartiers aléatoires**.



FIGURE 4.29 – Exemple de quartier aléatoire

Ce choix permet de mesurer l'influence des différentes caractéristiques. Ainsi, en prenant les résultats des masques solaires et du zonage thermique on prend des quartiers de 16 et de 36 bâtiments, équilibre entre temps de calcul et écarts à la référence, avec :

- 3 morphologies de quartiers pour chacun des 3 types : *low-rise*, *mid-rise* et *high-rise detached*
- 4 compositions de quartiers :
 - *NEW* : Un quartier avec des bâtiments performants construits après 2010
 - *OLD* : Un quartier avec des bâtiments anciens (des années 60-70)
 - *COMMON* : Un quartier avec des bâtiments construits dans les années 70-80 avec les 1^{res} réglementations thermiques
 - *MIX NEW* : Un quartier mixte avec 70 % de bâtiments performants et 30 % d'anciens bâtiments

Ces différentes compositions de quartier sont simulées avec la météo de Paris Montsouris.

4.5.3 Résultats des simulations

4.5.3.1 Sensibilité des familles de modèles

Comme précédemment, la méthode ANOVA est appliquée aux 2 grandes familles de modèles : modèles de zonage (comprenant les échanges conductifs et la ventilation, chaque zonage est lié à une unique combinaison de ces deux types de modèles) et de rayonnement solaire. On réalise cette analyse indépendamment sur les 3 types de quartier au vu des fortes variations de caractéristiques. Les valeurs de p sont indiquées uniquement si elles sont supérieures à 0.05.

Modèles	R ² par type de quartier		
	Low-rise	Mid-rise	High-rise
Besoins de chauffage			
Zonage	0.58	0.52	0.42
Rayonnement solaire	0.06	0.20	0.36
Résidu	0.36	0.28	0.22
NRMSE de la puissance de chauffage			
Zonage	0.17	0.09	0.10
Rayonnement solaire	0.03	0.04	0.14
Résidu	0.8	0.87	0.76

TABLEAU 4.17 – Valeurs de ANOVA des modèles de zonage et solaires pour les besoins de chauffage et l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage pour l'ensemble des quartiers (16 et 36 bâtiments)

À partir des résultats présentés dans le Tableau 4.17, il est possible de voir que **les modèles de zonage impactent plus fortement la variance des résultats que les modèles solaires mais que l'influence de ces derniers augmente pour des quartiers de grande hauteur**. La part du résidu est notamment due à la grande diversité de quartiers utilisés, et donc à la part importante des caractéristiques thermiques et morphologiques dans les écarts entre modèles. Ainsi, suivant le type de quartier, le modèle le plus impactant n'est pas obligatoirement le même. Par exemple, les modèles de rayonnement solaire ont des R^2 plus importants lorsque la hauteur du quartier augmente, et dans une moindre mesure lorsque les bâtiments sont thermiquement plus performants.

Pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage, les résultats sont plus difficilement interprétables au vu de la grande valeur du résidu. Si à l'instar des résultats sur les besoins de chauffage, les modèles de zonage ont l'air d'influer plus que les modèles solaires, cette différence s'estompe pour les quartiers de grande hauteur. La trop grande part du résidu empêche de conclure de manière claire sur l'impact des modèles sur l'indicateur NRMSE de manière générale. Les modèles ont des influences variables sur la variance suivant le type de quartier. La Figure 4.30 montre bien cette disparité. Une étude plus fine est nécessaire suivant les caractéristiques des quartiers.

En première analyse **les modèles de zonage influencent globalement plus les résultats de besoins de chauffage que les modèles de rayonnement solaire**, mais les types de quartiers induisent des **variations non négligeables, notamment pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage**.

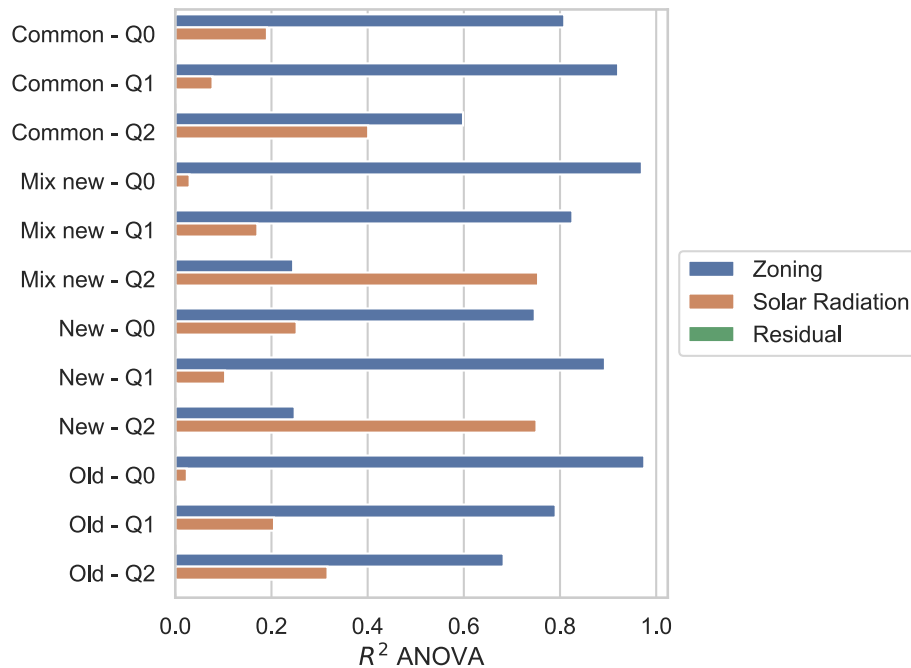


FIGURE 4.30 – Valeurs de R^2 ANOVA pour chacun des quartiers *low-rise* - NRMSE de la puissance de chauffage

4.5.4 Écarts à la référence et temps de calcul

Temps de simulation

Le Tableau 4.18 présente les différents temps de simulation pour chacune des combinaisons de modèles des 3 types de quartiers. Les temps sont pris comme étant la moyenne des temps de simulation obtenus pour les quartiers et sont arrondis à la dizaine de seconde. Seul l'ordre de grandeur de ces temps de calcul doit être considéré : les simulations sont réalisées sur un serveur en les lançant en parallèle, sa charge évoluant ainsi dans le temps. Afin d'avoir des temps de calcul plus précis, d'autres simulations devraient être lancées indépendamment.

Comme pour les temps de calcul sur des bâtiments uniques des différents modèles de zonage, l'utilisation de zonages thermiques simplifiés accélère fortement les simulations, avec un facteur d'accélération de 2.5 à 12 pour un quartier de faible hauteur. Ce facteur augmente pour les quartiers de plus grande hauteur où le nombre de zones thermiques à simuler est plus important. De plus, le modèle *detailed* - EX devient plus avantageux que le modèle *multiple floors* - EX à partir d'une certaine hauteur de quartier. Les facteurs d'accélération pour ce dernier restent tout de même intéressants.

Ce gain en temps de calcul est presque uniquement dû aux modèles de zonage, les modèles de rayonnement solaire n'influent comparativement que peu. Le coût de calcul de ces derniers augmente essentiellement avec le nombre de bâtiments et le nombre de façades à considérer. On remarque de plus grandes disparités pour les quartiers de grande hauteur, avec notamment pour le modèle *detailed floor* - EX un facteur d'accélération de 1.5, pour une différence de plus d'une heure de calcul.

Par la suite il est donc nécessaire de bien prendre en compte cette différence de temps de calcul pour les modèles de zonage quel que soit le type de quartier, et pour les modèles de rayonnement solaire dans le cas de quartiers de grande hauteur.

Modèles de zonage	Modèles solaires	Quartier <i>low-rise</i>		Quartier <i>mid-rise</i>		Quartier <i>high-rise</i>	
		t[s]	Facteur d'accélération	t[s]	Facteur d'accélération	t[s]	Facteur d'accélération
Référence		910	1	3060	1	15810	1
Detailed floor - EX	Mask-L 5.2	940	1	3070	1	16160	1
	Mask-L 4.2	940	1	3030	1	15010	1.1
	Mask-L 3.2	930	1	2980	1	12040	1.3
	Mask-L 2.1	950	1	2890	1.1	11040	1.4
	Mask-L 0.0	920	1	2770	1.1	10730	1.5
Detailed - EX	Mask-L 5.2	380	2.4	320	9.5	540	29.1
	Mask-L 4.2	380	2.4	290	10.4	550	28.9
	Mask-L 3.2	380	2.4	290	10.4	530	30
	Mask-L 2.1	380	2.4	290	10.6	480	33.1
	Mask-L 0.0	380	2.4	290	10.7	460	34.2
Multiple floors - EX	Mask-L 5.2	210	4.4	520	5.9	1400	11.3
	Mask-L 4.2	210	4.4	510	6	1390	11.4
	Mask-L 3.2	210	4.4	520	5.9	1450	10.9
	Mask-L 2.1	200	4.5	520	5.9	1480	10.7
	Mask-L 0.0	200	4.6	500	6.1	1430	11
3 floors	Mask-L 5.2	180	5.1	190	15.8	310	50.9
	Mask-L 4.2	170	5.2	190	16.2	280	55.8
	Mask-L 3.2	170	5.3	190	16.1	250	63.7
	Mask-L 2.1	170	5.3	190	16.5	240	66.1
	Mask-L 0.0	170	5.5	180	17	240	65.9
Unique	Mask-L 5.2	80	11.7	70	44.3	90	183.9
	Mask-L 4.2	80	11.8	60	48.4	80	198.8
	Mask-L 3.2	80	11.6	60	47.5	80	195.3
	Mask-L 2.1	80	12	60	50.6	80	205.2
	Mask-L 0.0	70	12.6	60	52.4	70	215.4

TABLEAU 4.18 – Temps de simulation moyen de chacune des combinaisons Zonage/Solaire pour des quartiers de 16 bâtiments (arrondi à la dizaine de seconde)

Différences entre modèles

La Figure 4.31 explore la relation entre les écarts à la référence et les compositions de bâtiment suivant le type de quartier. **Plus le quartier est thermiquement performant, plus les écarts sont importants**, et ce, pour tous les types de modèles. Seuls les modèles *detailed floor* - EX avec les modèles de masque Mask-L 5.2 et 4.2 présentent de très faibles variations suivant les compositions.

Pour toutes les combinaisons de modèles il est possible de trouver des résultats compris entre $\pm 10\%$, ce qui ne permet pas d'en écarter pour l'analyse de la parcimonie. Pour les quartiers de type *low-rise* (en rouge) il est alors possible d'utiliser des modèles très simples pour les simulations. En revanche pour des quartiers de plus grande hauteur (gris et jaune), les écarts à la référence augmentent fortement. **Pour les quartiers *high-rise*, les modèles *unique* et *3 floors* ne présentent que des différences supérieures à 10% , ces modèles sont donc déconseillés.**

La simplification des modèles, que ce soit pour les modèles de masques solaires ou pour les modèles de zonage, amène à des écarts plus élevés. Cependant certaines combinaisons mixtes avec des modèles simplifiés et détaillés, peuvent produire des résultats plus précis que des combinaisons de modèles dits « plus détaillés ». Par exemple, la combinaison *detailed floor* - EX avec des masques solaires Mask-L 3.2 ou 2.1 pour des bâtiments *high-rise* montre des résultats proches des combinaisons *multiple floors* - EX et *detailed* - EX avec les modèles de masques Mask-L 4.2. Néanmoins les résultats restent cohérents dans leur ensemble avec des écarts à la référence similaires à ce qui a pu être observé précédemment :

- Pour chaque modèle solaire, les **modèles *detailed floor* - EX** restent les plus précis et le modèle *unique* le moins
- Pour chaque modèle de zonage, les **modèles Mask-L 5.2 et 4.2 ont de meilleurs résultats** que le modèle Mask-L 0.0

Ce sont bien les combinaisons de ces modèles qui amènent à des différences et des choix parcimonieux à réaliser.

Les deux familles de modèles influent sur l'écart à la référence avec les tendances vues précédemment avec la méthode ANOVA. En effet, les résultats pour les quartiers *high-rise* entre les différents modèles solaires (pour un modèle de zonage fixé) ont des résultats plus éloignés les uns des autres que pour les quartiers *low-rise*.

L'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage (Figure 4.32) présente des écarts élevés, avec des résultats atteignant 800% . Ce chiffre est dû à un quartier *mid-rise* ayant des bâtiments neufs, une faible densité et une hauteur moyenne de 15 m, présentant ainsi la plus petite combinaison de DH et UAC. Les résultats confortent les valeurs de la méthode ANOVA où les différences entre modèles ne sont pas très significatives dans le cas où la composition du quartier n'est pas prise en compte. Les quartiers thermiquement performants (composition *new*) ont des écarts élevés comparés aux autres quartiers. **Les caractéristiques des quartiers jouent donc un rôle important dans les écarts à la référence et il n'est pas possible de choisir une même combinaison de modèles pour des quartiers différents sur le plan thermique ou architectural.**

À l'échelle du bâtiment (Figure 4.33) les écarts sont plus importants (jusqu'à environ 80%) qu'à l'échelle du quartier (jusqu'à environ 50%) pour les besoins de chauffage. Cette réduction d'écart est due à la diversité de composition du quartier permettant d'avoir à une échelle plus globale une meilleure précision, comme pour les modèles de zonage. Les écarts entre les types de quartier sont visibles essentiellement pour les modèles de masques solaires simples : **Les ombrages des quartiers *high-rise* étant plus importants, la non-modélisation des masques a un impact plus important.**

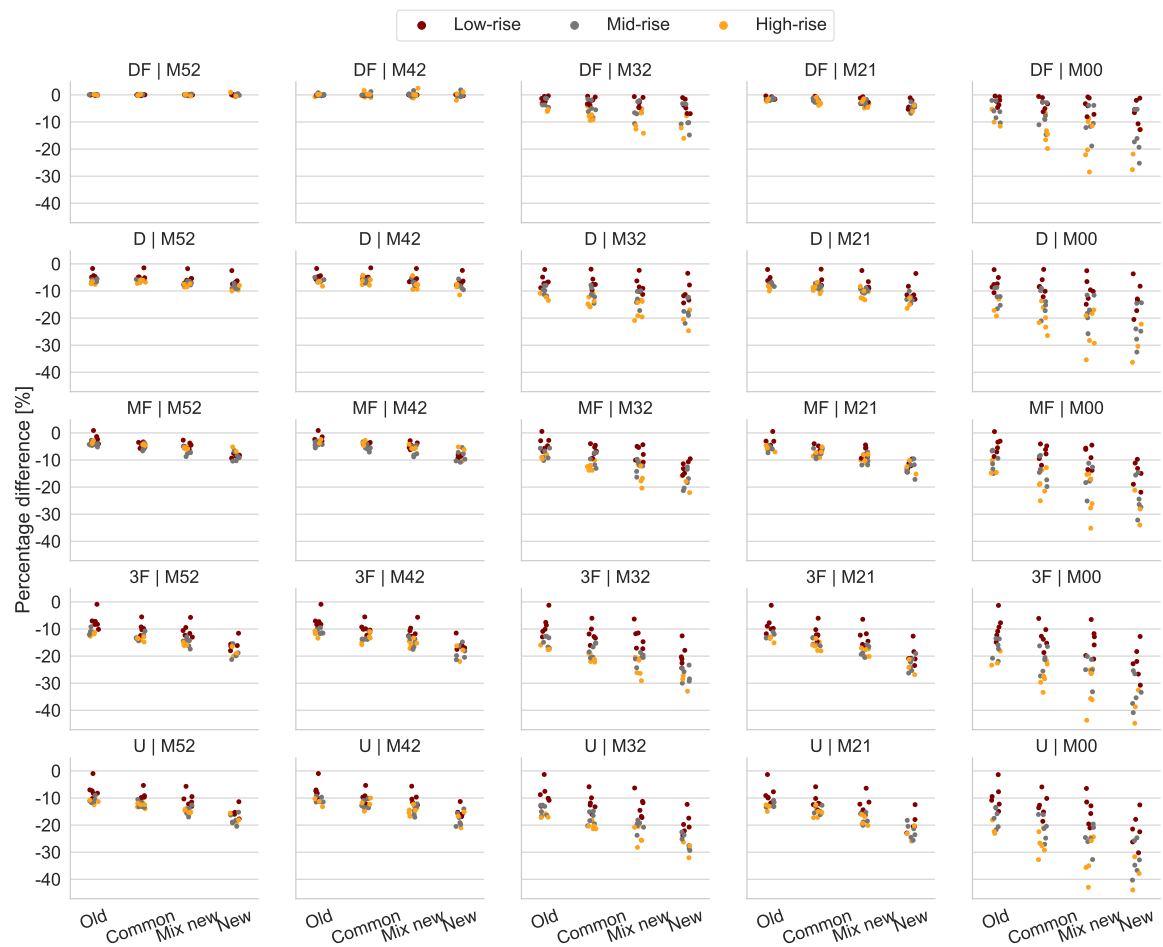


FIGURE 4.31 – Écart des besoins de chauffage pour les modèles solaires et de zonage suivant les compositions de quartiers

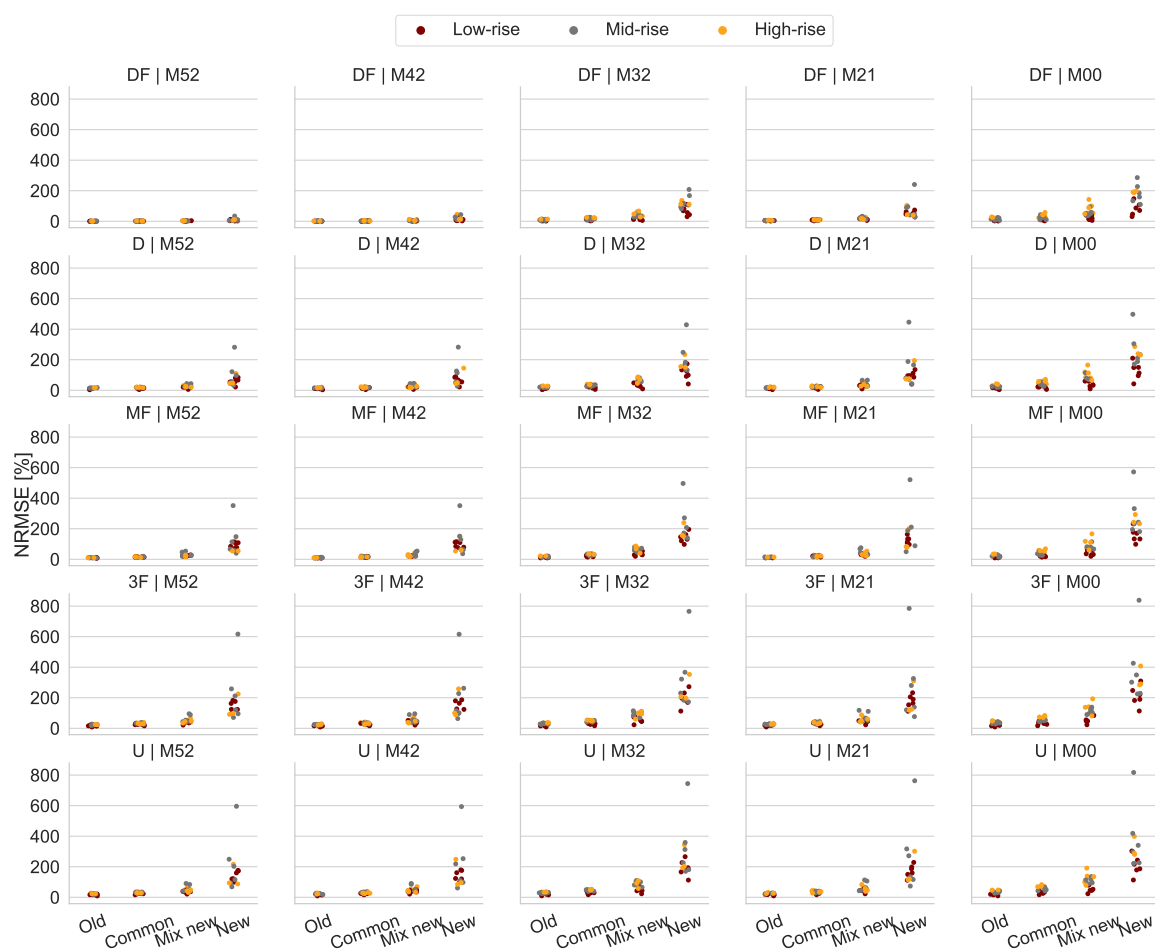


FIGURE 4.32 – NRMSE de la puissance de chauffage pour les modèles solaires et de zonage suivant les compositions de quartiers

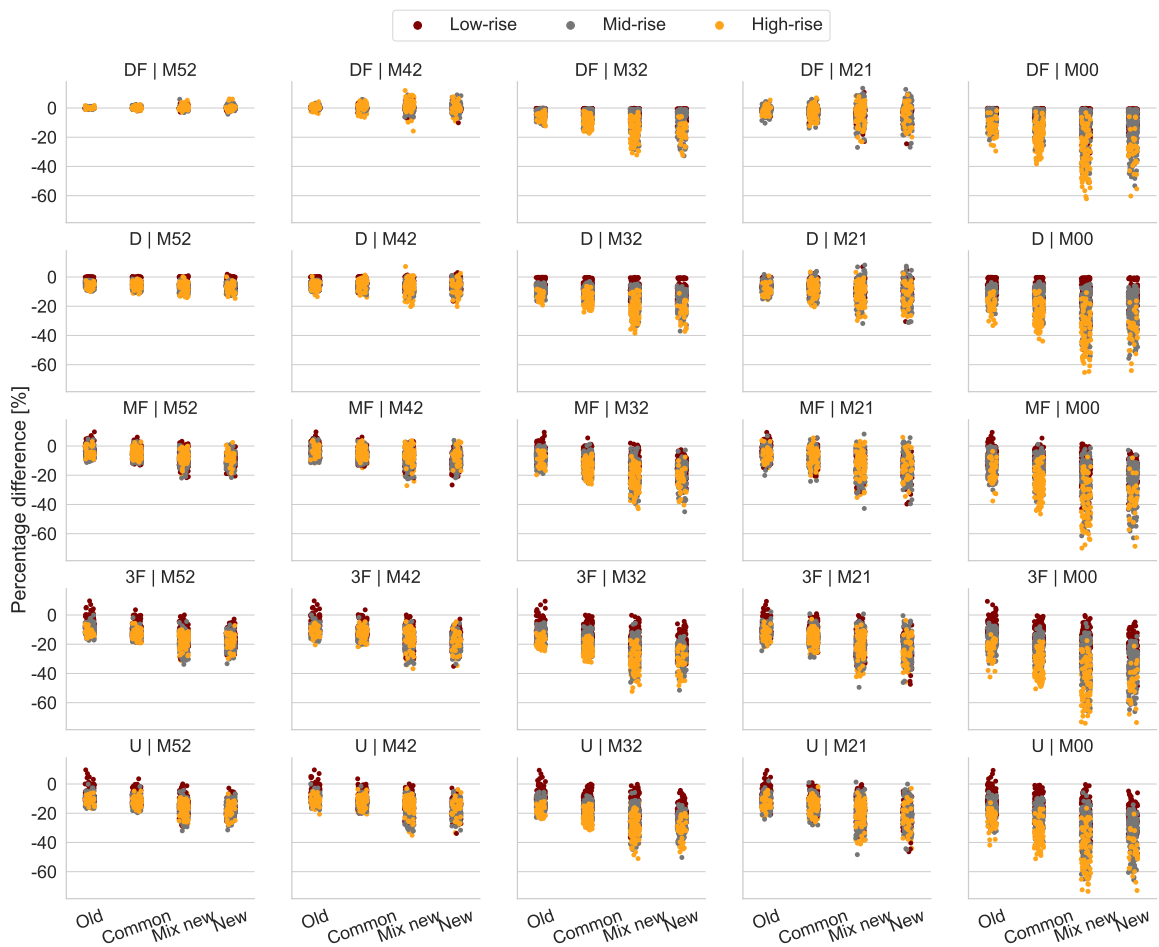


FIGURE 4.33 – Écarts des besoins de chauffage de chacun des bâtiments pour les modèles solaires et de zonage suivant les compositions de quartiers

4.5.5 Parcimonie

Les écarts entre combinaisons de modèles n'étant pas assez tranchés, l'étude de la parcimonie est construite sur les 25 combinaisons de modèles. Au vu des résultats précédents, la **performance thermique** générale du quartier (différences entre les compositions) mais aussi le **type de quartier** (différences entre *low-rise*, *mid-rise*, *high-rise*) sont pris en compte pour la création d'un KGI.

Pour la complexité, les paramètres du Tableau 4.6 pour les modèles de zonage et du Tableau 3.4 sont utilisés. De même que pour les précédentes analyses, les facteurs a, b et c sont pris à 1. La limite d'écart pour les besoins de chauffage est de 10 %, et de 15 % pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage.

Choix des KGI

Les coefficients de Spearman sont calculés sur les paramètres des quartiers. Ceux présentant des coefficients supérieurs à 0.5 en absolu sont : la hauteur moyenne (*H*), la densité (*D*), la surface *SHOB* moyenne, la compacité, le U_{bat} (qu'on préfère au U_{wall} et U_{win} eux aussi supérieurs à 0.5) et les infiltrations.

L'empreinte moyenne au sol qui compte parmi les paramètres influents pour les modèles de zonage n'y figure pas. Cette surface étant cependant liée à la *SHOB*, on considère qu'il est possible de l'utiliser afin d'essayer de retrouver un ou l'ensemble des KGI utilisés précédemment :

- DH : densité multipliée par la hauteur moyenne du quartier
- UAC : U_{bat} moyen (*U*) multiplié par la surface moyenne de l'empreinte au sol (*A*) et par la compacité (*C*)
- UC : U_{bat} moyen (*U*) multiplié par la compacité (*C*)

Besoins de chauffage

La compacité ayant un coefficient de Spearman important et étant calculée à partir de la hauteur, il est choisi de l'appliquer sur le KGI UAC utilisé précédemment pour les modèles de zonage :

$$KGI = U_{bat} * A_{groundfloor} * Compactness^2 [W/m^2.K] \quad (4.6)$$

La division de ce KGI par la densité du quartier n'améliore que l'analyse des modèles solaires Mask-L 0.0 et Mask-L 3.2, et dégrade celles des autres modèles. La densité du quartier n'est donc pas utilisée pour l'analyse de la parcimonie. Avec la combinaison des modèles de division en zones, les résultats de parcimonie sont moins dépendants de la densité que de la compacité, paramètre fortement lié à la hauteur des bâtiments et à leur géométrie.

Pour toutes les combinaisons de modèles, plus UAC² est grand, plus les modèles sont parcimonieux (Figure 4.34). Pour certaines, les tendances sont franches (ex : MF - M00 ou 3F - M32), alors qu'elles le sont moins pour d'autres (ex : D - M42 ou MF - M42). Les quartiers *high-rise* (carré jaune) présentent des valeurs plus élevées, impliquant un choix de modèles plus limité. À l'inverse, les quartiers *low-rise* (rond rouge) ont des valeurs de P_{delta} plus faibles, avec une majorité des quartiers en-dessous de la limite acceptable de 10 % et en-dessous de la valeur de parcimonie pour le modèle de référence (0).

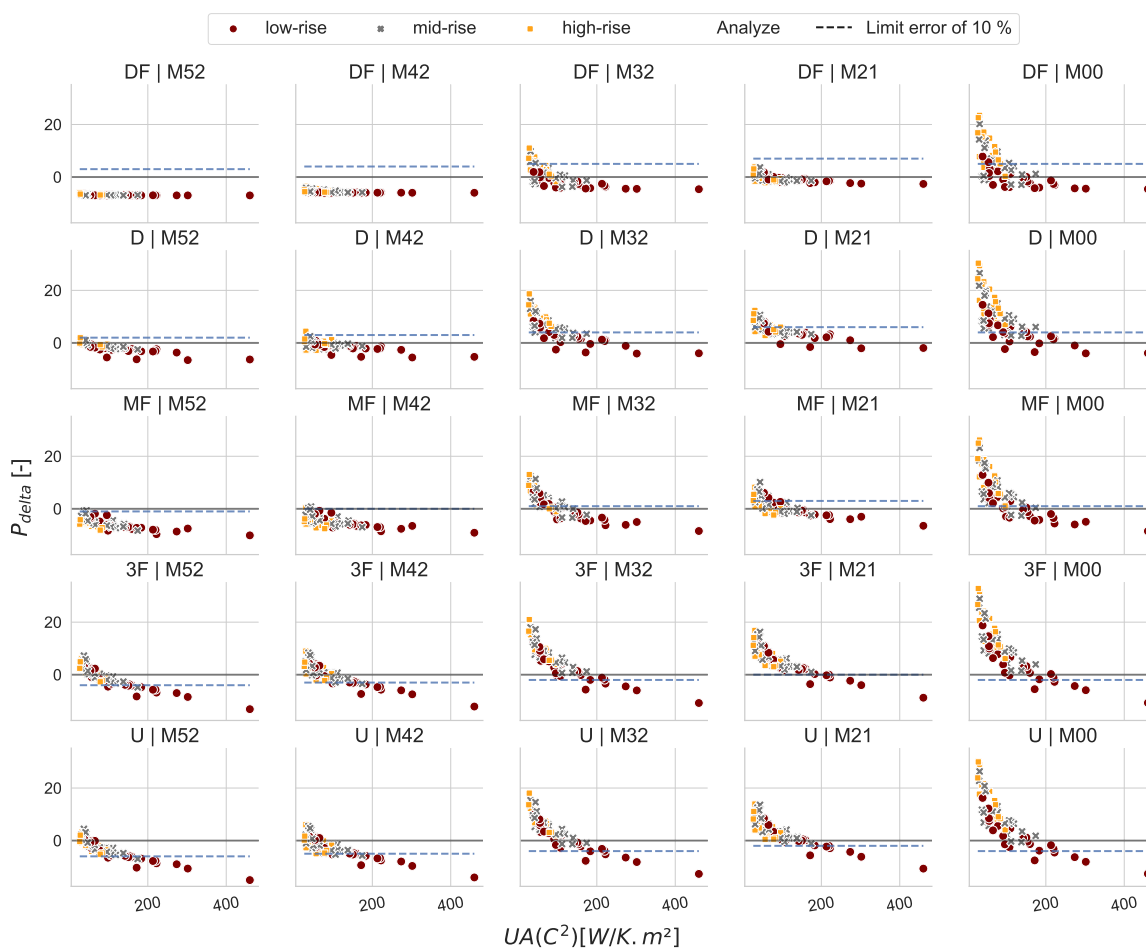


FIGURE 4.34 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de zonage et de masques solaires

Ainsi, à partir du graphique précédent et à l'aide de régressions locales (Figure C.18 en Annexe C.5), le Tableau 4.19 est réalisé. Les modèles *detailed floor* - EX avec les modèles solaires M52 et M42 sont utilisables quelle que soit la valeur du KGI, la combinaison DF - M52 est même la plus parcimonieuse pour des UAC^2 inférieurs à $150 \text{ W/m}^2 \cdot \text{K}$. Au-delà, les modèles MF-M52 puis U-M52 sont les plus parcimonieux. Au vu du gain en temps de calcul (Tableau 4.18), les modèles MF - M52 et MF-M42 peuvent être privilégiés dès une valeur UAC^2 de $25 \text{ W/m}^2 \cdot \text{K}$.

Modèles		UAC² [W/K.m²]													
Zonage	Solaire	< 25	50	60	80	90	100	120	130	150	190	200	220	> 320	
Référence	Référence														
DF	M52														
DF	M42														
DF	M32														
DF	M21														
DF	M00														
D	M52														
D	M42														
D	M32														
D	M21														
D	M00														
MF	M52														
MF	M42														
MF	M32														
MF	M21														
MF	M00														
3F	M52														
3F	M42														
3F	M32														
3F	M21														
3F	M00														
U	M52														
U	M42														
U	M32														
U	M21														
U	M00														

TABLEAU 4.19 – Combinaisons de modèles de zonage et de masques solaires à privilégier pour les besoins de chauffage

Les modèles comprenant les modèles de zonage *3 floors* et *unique* sont à proscrire pour des UAC^2 inférieurs à $150 \text{ W/m}^2 \cdot \text{K}$. Les modèles de zonage *detailed* - EX ont des résultats mitigés, mais essentiellement non parcimonieux. Leur temps de calcul étant peu éloigné de celui des modèles de zonage *3 floors* et *unique*, seule sa combinaison DF - M52 peut être gardée comme compromis avec le modèle *multiple floors* - EX.

Dans les quartiers construits, plus UAC^2 est grand, plus les quartiers sont de faible hauteur (*low-rise*) à cause notamment du facteur de compacité. Pour ceux-ci, on remarque que les modèles de zonage et de masque solaire simples sont utilisables, même combinés entre eux, notamment la combinaison U - M00.

Puissance de chauffage

Les mêmes opérations sont réalisées pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage. Le KGI UC utilisé pour les modèles de zonage thermique est ici réutilisé, sans modification, la sensibilité des combinaisons étant suffisante, voire même meilleure, à ce KGI.

La Figure 4.35 montre les résultats pour chaque combinaison et chaque quartier. P_{delta} a été limité sur la figure à 400 afin de mieux visualiser les évolutions, mais un quartier *mid-rise* présente un indicateur supérieur pour les modèles *detailed* - EX, *multiple floors* - EX, *3 floors* et *unique* couplés à des modèles de masques plus simples que le modèle M42. Les quartiers *mid-rise* et *high-rise* sont ceux présentant les valeurs les plus élevées. À l'inverse, les modèles *low-rise* présentent des valeurs plus faibles, mais avec des pentes négatives beaucoup moins fortes. Comme pour les besoins de chauffage, les quartiers de faible hauteur et faible densité ont un plus grand choix de combinaisons de modèles.

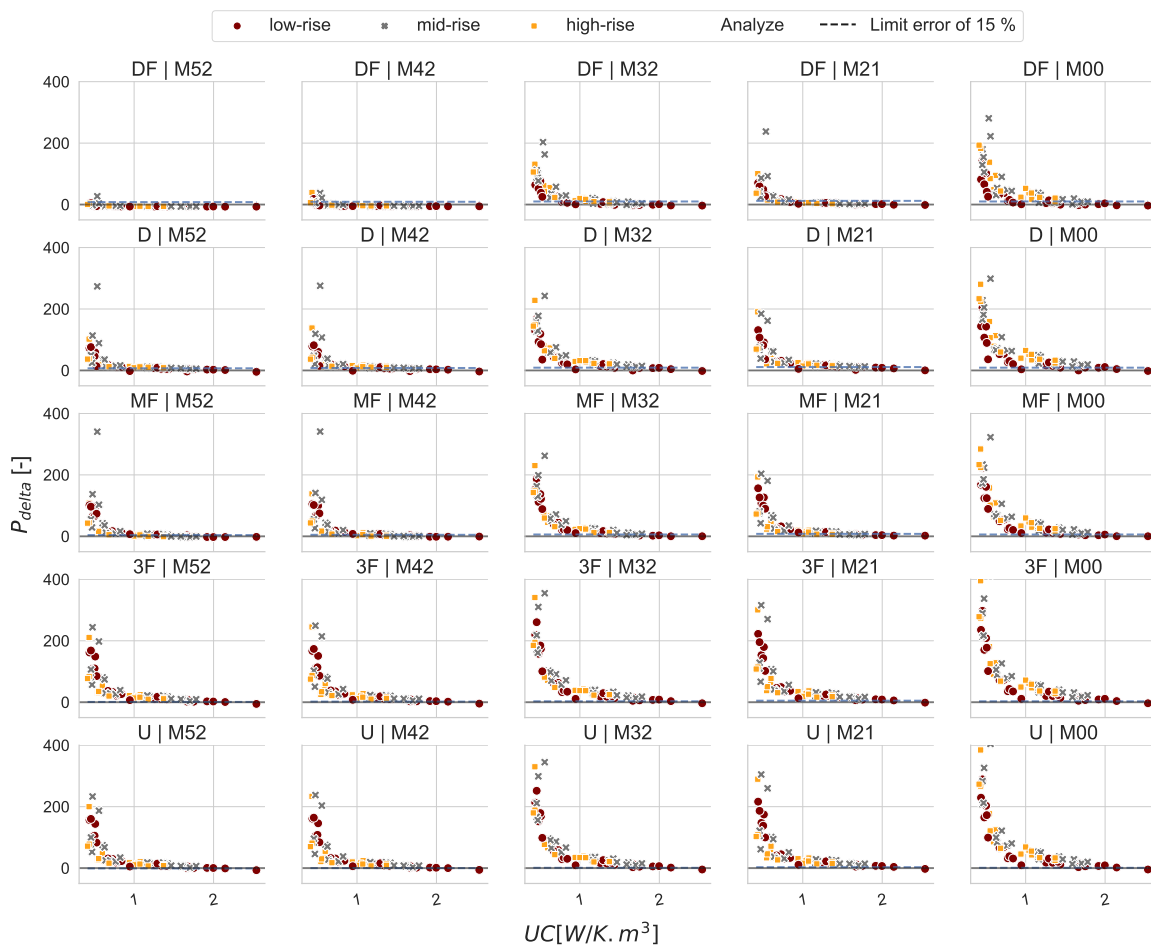


FIGURE 4.35 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage suivant les modèles de zonage et de masques solaires

Comme le Tableau 4.19, le Tableau 4.20 montre les résultats simplifiés de la Figure 4.35. Le seuil acceptable d'écart de 15 % limite le nombre de modèles utilisables, notamment pour des UC compris entre 1 et 1.5 W/m³.K. Pour des valeurs de UC inférieures à 0.6 W/m³.K, même le modèle DF - M52 n'est pas assez parcimonieux ni assez rapide pour remplacer la référence.

Le basculement des modèles en tant que modèles parcimonieux et précis a lieu pour des valeurs de UC élevées, avec peu de choix pour des faibles UC. Ce n'est qu'à partir d'un UC de 1.5 W/m³.K que les modèles *detailed* - EX et *multiple floors* - EX ont des résultats acceptables, mais pas encore

parcimonieux. Ainsi, pour avoir des variations de puissance de chauffage relativement proches, il est proposé d'utiliser soit le **modèle de référence**, soit le **modèle DF-M52 à partir d'un UC de $0.6 \text{ W/m}^3 \cdot \text{K}$** . Si le temps de calcul est rédhibitoire, il est possible d'utiliser les modèles *detailed* - EX ou *multiple floors* - EX avec les modèles solaires M52, M42 ou M21.

Modèles		UC [W/K.m³]											
Zonage	Solaire	< 0.6	0.75	0.8	1	1.2	1.5	1.7	2	2.2	2.3	> 2.5	
Référence	Référence												
DF	M52												
DF	M42												
DF	M32												
DF	M21												
DF	M00												
D	M52												
D	M42												
D	M32												
D	M21												
D	M00												
MF	M52												
MF	M42												
MF	M32												
MF	M21												
MF	M00												
3F	M52												
3F	M42												
3F	M32												
3F	M21												
3F	M00												
U	M52												
U	M42												
U	M32												
U	M21												
U	M00												

TABLEAU 4.20 – Combinaisons de modèles de zonage et de masques solaires à privilégier pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage

4.5.6 Conclusion sur la combinatoire des modèles de zonage et de masques solaires

Afin de pouvoir comparer les nombreux modèles considérés, une sélection a priori des combinaisons a été réalisée. En effet, certains modèles ont été écartés de l'analyse dans la mesure où ils ont été identifiés comme n'étant pas pertinents au vu des résultats de la parcimonie à l'échelle d'une famille. De plus, certaines combinaisons de modèles ne sont également pas pertinentes. Les modèles de référence des deux familles à comparer ont été uniquement utilisés ensemble afin de proposer une référence à toutes les combinaisons.

En sélectionnant certains types de quartiers avec des performances thermiques variables, une diversité de quartiers a été proposée. À la suite des simulations et de l'application de l'indicateur de parcimonie, deux KGI ont été créés pour l'analyse des besoins de chauffage et de l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage. Ces KGI ne dépendent finalement pas du KGI lié au modèle

de masques solaires (DH), mais utilisent la compacité comme élément clé, prenant en compte la géométrie des bâtiments.

Suivant ces indicateurs, les combinaisons de modèles à privilégier ne sont pas les mêmes. On peut réduire les tableaux précédents à certaines combinaisons de modèles parcimonieuses et rapides suivant les valeurs des KGI (Tableaux 4.21 et 4.22). Cette sélection permet d'avoir à chaque basculement de modèles les plus simples et les plus rapides en choix possible. Les modèles *multiple floors* - EX et *detailed* - EX ayant des temps de calcul variables selon le type de quartier, les différentes combinaisons possibles sont conservées quelle que soit leur position l'une par rapport à l'autre. Par exemple, dès lors où le modèle D-M52 est parcimonieux, celui-ci peut être intéressant pour certains quartiers, car plus rapide que les modèles *detailed floors* - EX et *multiple floors* - EX. De même, à partir du moment où une des combinaisons avec le modèle 3 floors ou *unique* est parcimonieuse, les combinaisons avec des temps plus longs (avec *detailed floors* - EX, *detailed* - EX et *multiple floors* - EX) sont mises de côté.

Modèles		UAC ² [W/K.m ²]												
Zonage	Solaire	< 25	50	60	80	90	100	120	130	150	190	200	220	> 320
DF	M52													
MF	M52													
D	M52													
MF	M42													
D	M42													
MF	M32													
MF	M00													
U	M52													
U	M00													

TABLEAU 4.21 – Sélection utile de combinaison de modèles à privilégier suivant le UAC² pour les besoins de chauffage

Modèles		UC [W/K.m ³]											
Zonage	Solaire	< 0.6	0.75	0.8	1	1.2	1.5	1.7	2	2.2	2.3	> 2.5	
Référence	Référence												
DF	M52												
DF	M42												
MF	M42												
D	M21												
MF	M32												
3F	M42												
U	M21												

TABLEAU 4.22 – Sélection utile de combinaisons de modèles à privilégier suivant le UC pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage

Ainsi, pour les besoins de chauffage, les modèles les plus parcimonieux sont *detailed floors* - EX, *detailed* - EX puis *unique*, combinés avec le modèle de masque Mask-L 5.2. Cependant, il est possible de choisir des modèles plus rapides avant les basculements entre ces modèles. Le modèle MF-M52 peut par exemple être utilisé pour de faibles UAC² si un temps de simulation plus rapide est nécessaire. De même, la combinaison U-M52 peut être utilisée dès 150 W/m².K. Pour l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage, les possibilités sont réduites. Il est même nécessaire

d'utiliser la référence pour des UC inférieurs à $0.6 \text{ W/m}^3 \cdot \text{K}$. Ce n'est qu'à partir de $1.5 \text{ W/m}^3 \cdot \text{K}$ qu'il est possible d'utiliser des modèles de zonage autre que DF, permettant d'accélérer la simulation.

4.6 Conclusion

La simulation énergétique à l'échelle bâtiment est aujourd'hui bien maîtrisée, avec de nombreuses données permettant de modéliser les différentes zones thermiques, les modes de ventilation et les échanges de chaleur au sein même du bâtiment. À l'échelle quartier ces données sont difficiles d'accès, et le découpage en zones thermiques de tous les bâtiments coûteux en temps de calcul en plus d'être peu maîtrisé.

Une première analyse a été réalisée à l'échelle du bâtiment, en omettant la dimension du quartier et de ses impacts sur l'environnement extérieur. En comparant différents modèles de zonage thermique, couplés à un modèle de ventilation inter-zones simple et à une modélisation des échanges thermiques entre zones, il a été montré que le choix de ces modèles impacte fortement les sorties de simulation. **Les modèles de ventilation impactent peu les simulations, mais permettent d'obtenir un compromis si aucun échange thermique n'est modélisé.** Cependant, même avec un modèle de ventilation simple plusieurs problématiques surviennent : ces modèles nécessitent un nombre important de données, et la modélisation reste très simplifiée. Un modèle plus détaillé aurait pu avoir plus d'impact, mais à un coût très élevé en paramètres et en temps de calcul. **Les modèles d'échanges conductifs sont particulièrement importants dans les bâtiments découpés par orientation**, et y sont même indissociables si la précision de 10 % sur les besoins de chauffage doit être tenue.

En analysant la parcimonie de toutes ces combinaisons à l'échelle du quartier, plusieurs modèles de zonage sortent du lot : **la division par étage horizontale et verticale selon les orientations avec échanges conductifs** (*detailed floor* - EX), qui présente des résultats extrêmement proches de la référence (les modèles d'échanges thermiques prenant le pas sur les modèles de ventilation), mais aussi la division par étage avec échanges conductifs (***multiple floors* - EX**) **qui reste pour la plupart des valeurs du KGI la combinaison de modèle la plus parcimonieuse. Ce dernier permet également de limiter le temps de simulation** qui reste très important pour le modèle *detailed floor*. À l'inverse, **la division uniquement verticale** (*detailed*) qui aurait pu être un bon compromis entre aucune division en zone (*unique*) et une division horizontale et verticale (*detailed floor*), **reste finalement peu adaptée pour les besoins de chauffage annuels.** En analysant cependant les variations temporelles des résultats avec l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage, elle montre de meilleurs résultats, avec des appels de puissance mieux synchronisés avec la référence. Avec la simulation de ces quartiers sous différentes météo, les résultats sont en accord avec les conclusions de Chen et al. [37], où l'impact du zonage est augmenté dans des climats chauds. Il est donc nécessaire de faire attention aux localisations des quartiers simulés en utilisant un autre KGI, prenant les caractéristiques des climats en compte.

Néanmoins, d'autres variantes de simulation devront être testées, notamment sur des formes plus variées de bâtiments, et avec d'autres usages. En fonction des usages implémentés, il pourra être proposé d'autres divisions géométriques des bâtiments. De même, les conclusions sur les modèles de ventilation restent limitées par l'implémentation de modèles simples suivant les usages. Un algorithme d'itération spécifique serait nécessaire pour réaliser un vrai équilibre des flux d'air dans chacun des bâtiments, mais serait de fait beaucoup plus coûteux en temps de calcul.

Une fois l'analyse de ces trois sous-familles de modèles, le couplage avec les modèles de masques solaires, présents à une autre échelle du quartier, a été réalisé. Ces sous-familles de modèles sont liées notamment par le découpage des zones suivant les orientations et les hauteurs dans le bâtiment, recevant ainsi des apports solaires très différents. Afin de réduire l'importante combina-

toire, une sélection a priori a été réalisée pour ne garder que les simulations les plus pertinentes. Pour la majorité des résultats, la combinatoire mène à des conclusions de parcimonie cohérentes avec ce qui pouvait être attendu, grâce à un KGI construit comme étant UAC (celui du zonage) multiplié par la compacité : pour les quartiers de grande hauteur les modèles solaires restent importants, mais l'impact des modèles de zonage reste majoritaire pour le reste des quartiers. Ainsi, **les modèles de zonage monozone ne peuvent finalement être utilisés que dans peu de cas, a priori seulement pour les quartiers *low-rise***. On retrouve de plus les bons résultats de la division verticale par étage avec échanges conductifs (*multiple floors* - EX) dans la nouvelle parcimonie, incitant à l'utilisation de ce modèle couplé avec des modèles solaires précis pour des faibles KGI, et pouvant être plus simplifiés pour des KGI plus élevés. En effet, plus le KGI est élevé, plus le quartier a des bâtiments compacts, plus liés aux quartiers *low-rise*. Néanmoins, la combinatoire a aussi mené à des résultats moins intuitifs, notamment sur l'ordre de parcimonie des combinaisons de modèles. **Des modèles de zonage simples peuvent être utilisés avec des modèles solaires précis en compromis à certains modèles détaillés.**

Ainsi, ce chapitre a permis de visualiser l'influence des différentes familles de modèles de zonage thermique, d'échanges thermiques, de ventilation inter-zones et de masques solaires. **Un compromis a été trouvé dans l'utilisation d'un découpage par étage, ne nécessitant pas de modèle de ventilation inter-zones, mais modélisant les échanges thermiques, avec plusieurs choix de modèles solaires suivant les types de quartiers modélisés.** Il a permis de mieux appréhender les inter-effets entre modèles ainsi que leur impact sur la parcimonie de la modélisation.

Chapitre 5

Parcimonie dans la modélisation des réseaux de chaleur

Sommaire

5.1 Contexte des réseaux de chaleur en France	178
5.1.1 Réseaux de chaleur en France	179
5.1.2 Problématique de la thèse vis-à-vis des réseaux	180
5.2 Modélisation d'un réseau de chaleur	181
5.2.1 Réseau de chaleur et UBEM	181
5.2.2 État de l'art	183
5.3 Mise en place et application de la méthodologie d'analyse de la parcimonie . . .	189
5.3.1 Modèles analysés	189
5.3.2 Indicateurs de performance	190
5.3.3 Bâtiments et quartiers	191
5.3.4 Paramètres composant les KGI	191
5.3.5 Choix effectués pour les simulations	193
5.3.6 Hypothèses de calcul des indicateurs de parcimonie	193
5.3.7 Méthodologie d'analyse	193
5.4 Résultats	198
5.4.1 Quartiers élémentaires	199
5.4.2 Variation de quartiers	202
5.4.3 Choix d'un système de production énergétique	213
5.5 Conclusion	224

Introduction

À l'échelle du quartier, il existe de nombreux systèmes énergétiques, nommés *District Energy System* (DES), qui peuvent transmettre du chaud, du froid mais aussi du gaz ou de l'électricité. Dans le cadre de la thèse, ce sont les réseaux hydrauliques permettant d'approvisionner les bâtiments en chauffage ou ECS qui sont étudiés. Les réseaux de froid sont mis de côté de par leur moindre utilisation en France comparé aux réseaux de chaleur (Figure 5.1).

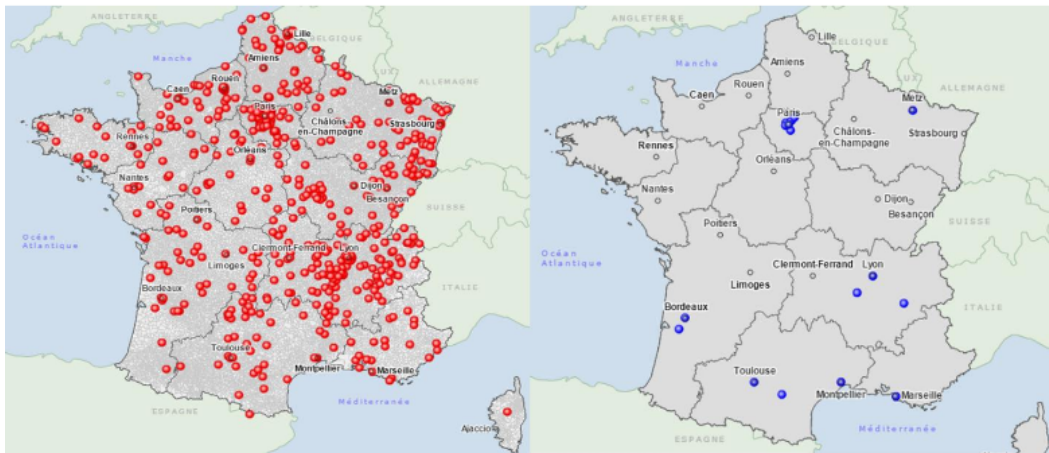


FIGURE 5.1 – Cartographie des réseaux de chaleur et de froid en France (Source : Fedene [65])

Les réseaux à l'échelle du quartier permettent de nouvelles interactions entre bâtiments par l'intermédiaire du fluide transporté. Le contexte urbain influençant grandement le choix des technologies ou le tracé des réseaux, il est nécessaire de modéliser la globalité de ces phénomènes, notamment à travers les UBEM ou avec des logiciels spécialisés. Dans ces outils, il est possible de modéliser les différentes parties du réseau, impliquant un nombre important de sous-modèles qui interagissent entre eux. Ainsi, contrairement aux modèles de masques solaires, mais en continuité des analyses des modèles de zonage thermique et d'échanges thermiques, une partie des sous-modèles d'un réseau de chaleur va être analysée ainsi que leurs interactions. Pour cela, la méthode des plans factoriels fractionnaires est utilisée, permettant de réduire le nombre de simulations tout en calculant les inter-effets.

Ce chapitre présente dans une première partie le contexte des réseaux de chaleur en France et les choix réalisés pour cette partie de la thèse, notamment sur les cas d'application. Ensuite, les différents composants d'un réseau de chaleur ainsi que les modèles choisis pour les représenter sont décrits. À partir des choix de modèles, la méthodologie d'analyse de la parcimonie est appliquée grâce à l'utilisation des plans factoriels fractionnaires. Pour cela, un jeu de quartiers composés uniquement de 16 bâtiments est d'abord simulé afin d'évaluer l'influence de certains paramètres. À partir de ces premières conclusions, un jeu plus conséquent et plus diversifié de quartiers est élaboré afin de déterminer la parcimonie des modèles pour plusieurs KPI. Enfin, une étude de choix d'une unité de production de chaleur est réalisée en couplant la modélisation physique du réseau et une modélisation économique.

5.1 Contexte des réseaux de chaleur en France

Un réseau de chaleur est « un système de distribution de chaleur produite de façon centralisée, permettant de desservir plusieurs usagers. Il comprend une ou plusieurs unités de production de chaleur, un réseau de distribution primaire dans lequel la chaleur est transportée par un fluide caloporteur, et un ensemble de sous-stations d'échange, à partir desquelles les bâtiments sont desservis ».

par un réseau de distribution secondaire » (Fedene [65]). Les sources de chaleur du réseau sont multiples, et comprennent notamment les énergies fossiles, la biomasse, la géothermie, l'énergie solaire, la thalassothermie ou les unités de valorisation énergétique (récupération d'énergie fatale).

5.1.1 Réseaux de chaleur en France

Les réseaux de chaleur en France ont commencé à se développer vers 1930 dans quelques grandes villes, avant de prendre leur essor après les années 1950 avec les politiques d'urbanisation et dans les années 1980 suite aux chocs pétroliers. À partir de la fin des années 2000, la lutte contre le réchauffement climatique et la mobilisation pour la transition énergétique a donné un regain d'intérêt pour les réseaux de chaleur, systèmes utilisant fortement les énergies renouvelables.

En 2015 la France a adopté la « Loi relative à la Transition Énergétique pour la Croissance Verte » [144], fixant plusieurs objectifs, dont :

- La réduction des émissions de Gaz à Effet de Serre (GES) de 40 % entre 1990 et 2030 et la division par quatre les émissions de GES entre 1990 et 2050 (objectif appelé : facteur 4),
- La réduction de la consommation énergétique finale de 50 % en 2050 par rapport à la référence 2012 en visant un objectif intermédiaire de 20 % en 2030,
- La réduction de la consommation énergétique primaire d'énergies fossiles de 30 % en 2030 par rapport à la référence 2012 ;
- Une augmentation de la part des énergies renouvelables à 23 % de la consommation finale brute d'énergie en 2020 et à 32 % en 2030.

Les réseaux de chaleur permettent de répondre à une partie de ces problématiques (et plus particulièrement celles liées au secteur des bâtiments résidentiels et tertiaires qui consomment 46 % de l'énergie finale en France [40]), grâce à ses avantages environnementaux, énergétiques, économiques et fonctionnels. En effet, les réseaux de chaleur présentent plusieurs avantages [65] :

- Le réseau est un vecteur efficace de transmission thermique valorisant l'ensemble des ressources énergétiques locales, en favorisant les EnR, les Énergies Renouvelables et de Récupération (ENR&R) et la mutualisation des équipements.
- L'utilisation des EnR&R permet d'améliorer la qualité de l'air et de réduire les émissions de GES.
- Le réseau est un système mutualisé qui peut être densifié, étendu ou interconnecté avec les réseaux adjacents, il est donc très adaptable au contexte et aux différentes sources d'énergie.
- C'est de plus un système fournissant de l'énergie avec un meilleur coût pour les usagers grâce aux subventions et à la mutualisation des unités de production.

Ainsi, le réseau de chaleur prend une place incontournable dans la réalisation des objectifs de transition énergétique. Aujourd'hui en France, ces derniers représentent 24.6 TWh de la consommation d'énergie finale (avec 12.9 TWh issus d'EnR&R), soit 3 % de la consommation totale de chaleur. Le projet de programmation pluriannuelle de l'énergie 2019 prévoit notamment leur recours pour atteindre 12 % de consommation de chaleur à partir d'EnR&R en France en 2023 et 14 % en 2028 [65].

Aujourd'hui 781 réseaux de chaleur existent en France, avec un taux d'énergies vertes de 57.1 % et plus de 40 000 bâtiments raccordés. Malgré ce fort taux d'EnR&R, le gaz naturel reste un vecteur énergétique significatif (37 % du mix énergétique des réseaux de chaleur) (Figure 5.2), grâce majoritairement à sa forte flexibilité en tant qu'appoint des EnR&R et à son faible coût. C'est notamment grâce au dispositif de soutien financier « Fonds chaleur » géré par l'ADEME que la part des énergies fossiles a été réduite au profit des EnR&R depuis sa mise en place en 2009.

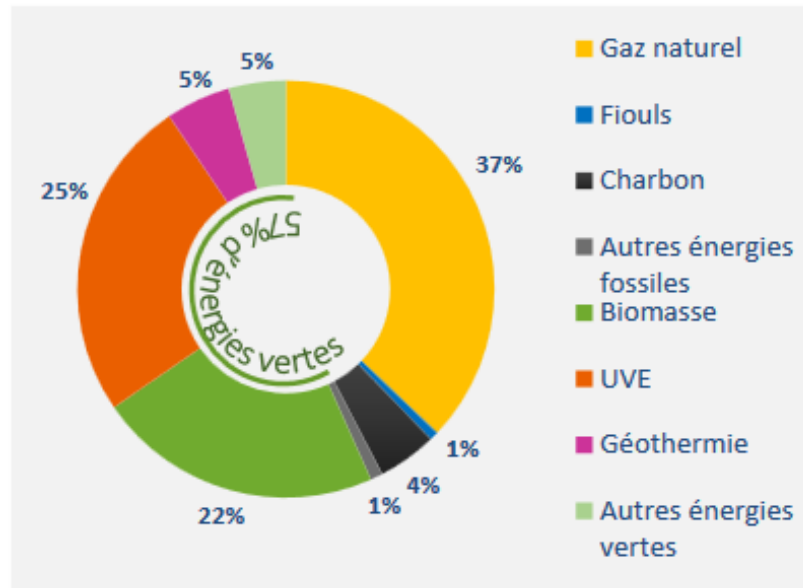


FIGURE 5.2 – Bouquet des différentes sources d'énergie des réseaux de chaleur en terme d'énergie entrante (Source : Fedene [65])

5.1.2 Problématique de la thèse vis-à-vis des réseaux

Au vu du fort développement des réseaux de chaleur, il a été choisi d'étudier ces systèmes dont la modélisation peut être complexe, avec de nombreux sous-modèles selon les composants du réseau. En analysant chacun de ces sous-modèles, la question de leur interdépendance lors des simulations survient : Quel sous-modèle est prépondérant ? Le type de réseau, sa taille ou la densité de puissance changent-ils le choix des sous-modèles ? À quel point le type de quartier et ses caractéristiques thermiques et d'usage influent-ils sur le niveau de détail nécessaire ? Plus encore que pour l'étude précédente sur les modèles de masques solaires et de zonage thermique, le nombre de familles de modèles élémentaires à considérer est important (production, distribution hydraulique, sous-stations...). Ainsi, la combinatoire d'assemblage implique l'utilisation des **plans factoriels fractionnaires afin de réduire le nombre de simulations tout en étudiant les effets principaux et secondaires** (inter-effets).

En plus de la diversité de modèles, la simulation des réseaux de chaleur répond à diverses finalités (création de nouveaux tracés, optimisation des conditions de fonctionnement...). Ainsi, certains objectifs nécessitent des modèles très précis. Si un modèle statique simple peut répondre aux études préliminaires (e.g. dimensionnement), dès que l'on aborde des questions de dynamique des systèmes, comme par exemple les compensations des retards dus à l'avancée des fronts de chaleur ou l'équilibre des pressions dans le réseau, des modèles adaptés doivent être utilisés.

D'autres questions surviennent. Par exemple, si des limitations de coût de calcul existent, l'agrégation de sous-stations peut devenir nécessaire. Mais dans ce cas, a-t-on toujours des résultats précis ? Et quelles charges thermiques agréger ? Si l'intérêt porte sur l'impact environnemental d'un réseau de chaleur, à quel point peut-on le simplifier ? Est-il nécessaire d'utiliser des modèles physiques pour tous les composants ?

Ces questionnements peuvent aussi varier suivant l'avancement du projet. Par exemple, en conception de réseau, il est souvent possible d'utiliser des modèles statiques sans prendre en compte le stockage dans les tuyaux. En effet, les retards de propagation jusqu'au client sont alors moins importants que l'évaluation des pertes thermiques. Par contre, des choix techniques doivent être réalisés, notamment sur le mix énergétique pour atteindre 50 % d'ENR. À l'inverse, pour les cas

d'extension de réseaux existants, des simulations dynamiques sont nécessaires pour connaître l'impact des nouvelles charges sur la production.

Enfin, avec l'amélioration de la performance des bâtiments et des systèmes, d'autres problèmes de modélisation apparaissent, liés à la réduction des besoins thermiques des bâtiments, avec des températures d'approvisionnement et une densité de puissance du quartier réduites. Cela impose une amélioration de la précision sur les pertes thermiques. De même, l'intégration des énergies renouvelables décentralisées amène à des réseaux toujours plus complexes, fonctionnant en réseau maillé ou avec des flux bidirectionnels.

Les approches de modélisation sont donc forcément variables. Afin de réduire le champ d'application de la thèse, un cas concret suffisamment générique et reproductible pour l'étude des différents modèles est choisi. Il s'agit du cas d'un réseau déjà dimensionné, au tracé optimisé et connu, dont on souhaite analyser le fonctionnement vis-à-vis de la température de retour : Comment déterminer finement la température de retour ? Quel impact cela a-t-il sur les consommations énergétiques des différentes sources ? Pour les gestionnaires de réseau, la question du taux d'ENR est primordiale car de lui dépend le montant des subventions, des taxes et du type de facturation à appliquer ¹. Typiquement, les performances des PAC sont sensibles à la température de retour, qui peut alors faire varier fortement le taux EnR.

5.2 Modélisation d'un réseau de chaleur

Dans cette partie, les modèles de réseaux de chaleur utilisés par les UBEM décrits précédemment sont présentés. Une deuxième partie fait un état de l'art des composants des réseaux de chaleur et des modèles les représentant. Pour chacun d'eux, une sélection est réalisée suivant leur disponibilité dans DIMOSIM ou la pertinence de leur implémentation.

Les modèles sélectionnés et implémentés dans DIMOSIM sont décrits en Annexe D.1.

5.2.1 Réseau de chaleur et UBEM

Le Tableau 5.1 présente les différents modèles de réseaux de chaleur pour les UBEM présentés au Chapitre 2. Les UBEM basés sur les bibliothèques Modelica modélisent peu les réseaux de chaleur. D'autres bibliothèques sont généralement couplées avec ces dernières afin de prendre en compte plus précisément la dynamique du réseau, et de modéliser ensuite de manière fine le bâtiment, comme par exemple la bibliothèque BuildingSystem. Ces UBEM en question n'ont pas comme objectif premier de modéliser des réseaux de chaleur. Les outils complets à l'inverse proposent une prise en compte de ces réseaux, que cela soit de manière statique, dynamique ou par des modèles simples avec un facteur d'efficacité global. Les notations « Représentation simplifiée » font référence à la description des réseaux dans la littérature, sans avoir d'indication supplémentaire sur la modélisation mise en place. Quel que soit l'UBEM, il n'en existe que peu modélisant le couplage entre les bâtiments et le réseau. Des développements sont en cours sous Modelica afin de pouvoir relier hydrauliquement ces deux parties, mais des problèmes de temps de calcul restent à régler.

Ainsi, la modélisation d'un réseau de chaleur n'est pas forcément la priorité de certains outils, et un couplage avec des outils plus spécialisés constitue un bon compromis. Cependant, ce couplage intervient généralement après le calcul des besoins des bâtiments, limitant les interactions entre réseau et demande du secondaire.

1. La précision du taux d'EnR joue parfois à la décimale pour l'atteinte des 50 %, en atteste la Compagnie Parisienne de Chauffage Urbain (CPCU) qui gère la majorité du réseau sur Paris qui n'a atteint 50 % qu'en 2015, et qui atteint aujourd'hui environ 51 % d'EnR.

Simulateur	Réseau de chaleur	Réseau de froid	Modèles			Couplage bâtiment-réseau
			Statique	Dynamique	Autre	
Outils complets						
CESAR	x	-	-	-	Facteur d'efficacité global	-
CityBES	x	x	-	-	Couplage avec EnergyPlus	-
CityEnergy Analyst	x	x	-	x	-	-
CitySIM	x	-	-	-	Représentation « simplifiée »	-
DIMOSIM	x	x	x	x	-	x
HUES	x	-	x	x	-	-
IDA ICE	x	x	-	x	-	En développement
MoDEM	-	-	-	-	-	-
SimStadt	x	-	-	-	Plug-in avec le logiciel Stanet	-
SMART-E	x	-	-	-	Facteur d'efficacité global	-
SUNTool	x	x	-	-	« Représentation simplifiée »	-
URBANopt	x	x	-	x	-	-
Librairies						
AixLib	x	x	x	x	-	En développement
Buildings Lib	-	-	-	-	-	-
BuildingSystem lib	-	-	-	-	-	-
BuildSysPro	-	-	-	-	-	-
TEASER	-	-	-	-	-	-
Couplage						
BEM-TEB	-	-	-	-	-	-
EnviBAT-e / SOLENE	-	-	-	-	-	-
OpenIDEAS	-	-	-	-	-	-
UMI	-	-	-	-	-	-

TABLEAU 5.1 – Modèles de réseau des différents UBEM

5.2.2 État de l'art

Afin de modéliser un réseau de chaleur, deux approches existent : les modèles dits « boîte noire » et les modèles physiques. Les modèles « boîte noire » ne considèrent que les entrées et les sorties du système, permettant d'avoir un temps de calcul très réduit. Ils nécessitent une phase d'apprentissage et ne peuvent donc pas être utilisés en conception. Les modèles physiques eux se basent sur la représentation physique des différents composants du réseau et s'appliquent ainsi à tout cas d'étude.

Plusieurs outils de simulation physique de réseau de chaleur ont été identifiés, qu'ils soient libres d'accès, commerciaux, orientés uniquement réseau de chaleur ou permettant la simulation d'un quartier entier. Leurs objectifs propres illustrent le panel d'études possibles. Au niveau des outils spécialisés dans la modélisation des réseaux de chaleur, il existe par exemple :

- TRNSYS [222], qui permet de simuler un réseau de chaleur avec ses différents états suivant plusieurs types de tuyaux et caractéristiques par une interface graphique.
- TERMIS [205], logiciel commercial, qui permet de simuler le réseau dans un objectif d'optimisation, notamment du dimensionnement du réseau.
- EnergyPlan [137], logiciel cité par Olsthoorn [157] pour optimiser l'impact des systèmes énergétiques en termes environnementaux et économiques. Il a été utilisé pour simuler la consommation EnR&R du Danemark en 2030 et 2050 [136].
- LEAP [96], logiciel aussi cité par Olsthoorn afin d'étudier l'effet du changement climatique.

Les réseaux de chaleur étant un point incontournable de la simulation énergétique à l'échelle quartier, plusieurs outils de simulations généraux les intègrent (voir précédemment), notamment le langage Modelica de manière graphique avec différentes bibliothèques (Buildings [239], AixLib [149]...) comprenant plusieurs modèles de tuyaux. CityEnergyAnalyst [68] sous python permet de simuler les bâtiments et leur réseau à l'échelle quartier après le calcul de la demande, et IDA ICE [116] couple des archétypes de modèles de bâtiment et des réseaux de chaleur [150] pour l'outil commercial EQUA [59], fonctionnant avec des quartiers de grande taille.

Chacun de ces outils a intégré des modèles des différents composants du système, représentés Figure 5.3.

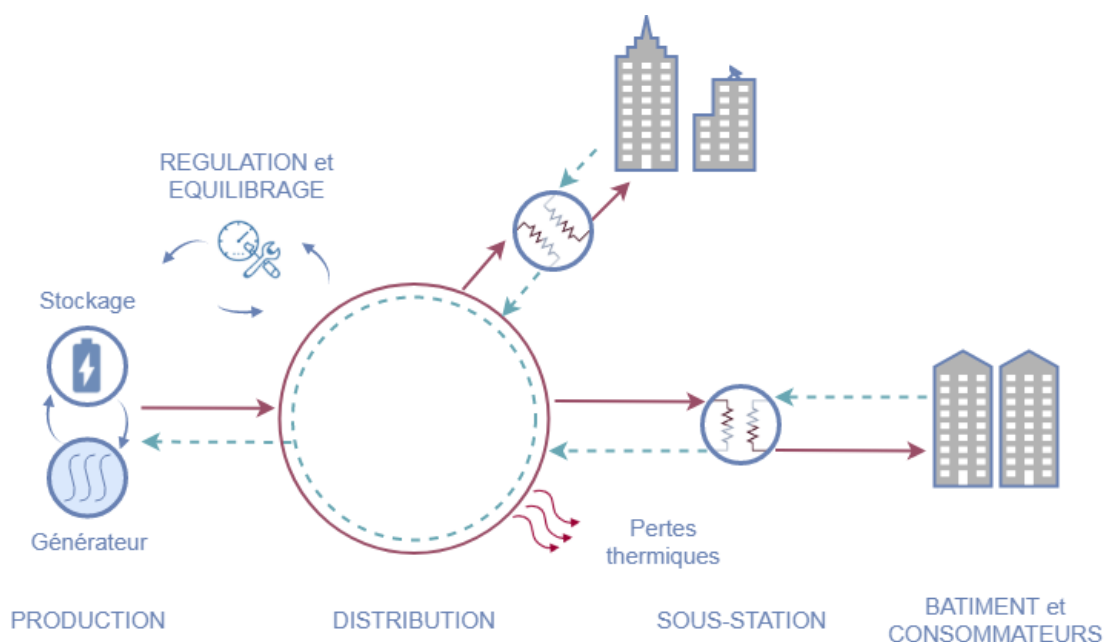


FIGURE 5.3 – Représentation simplifiée des composants d'un réseau de chaleur

Ces différents composants sont regroupés schématiquement ainsi :

- La production
- La distribution hydraulique
- Les pertes thermiques liées au modèle de tuyau
- Les Sous-Station (SST) – liées au modèle d'échangeur
- La régulation et l'équilibrage – comportement hydraulique
- La modélisation de la demande des consommateurs

Pour chacun des composants une revue de littérature est réalisée. Seule une partie des modèles identifiés sont étudiés avec la méthodologie d'évaluation de la parcimonie.

5.2.2.1 Production

La production va de la simple chaudière à gaz à des systèmes plus complexes de géothermie ou de cogénération. L'investigation détaillée de ces modèles n'est pas considérée dans notre étude, l'objectif étant la caractérisation des modèles de réseaux.

De même, les auxiliaires liés à cette production d'énergie et à la régulation ne sont ici pas considérés.

Choix d'un mode de Production

Une pompe à chaleur (PAC) est choisie afin de pouvoir étudier le ratio de production EnR du réseau. Sa description est en Annexe [D.1.7](#).

5.2.2.2 Distribution hydraulique

Dès lors qu'il est décidé de modéliser de manière physique un réseau, il est nécessaire de calculer les débits dans chacun des tuyaux. Au vu de la dynamique des systèmes, ce calcul peut être réalisé de manière indépendante par rapport au calcul des températures. En effet les variations de température sont plus lentes que celles des débits que l'on peut considérer comme instantanées.

Deux grandes représentations existent pour la répartition des débits :

- Méthode agrégée : Les tuyaux et sous-stations sont agrégés ensemble afin réduire le nombre de section à modéliser.
- Méthode détaillée : Tous les tuyaux et sous-stations sont modélisés.

Palsson et al. [161] ont proposé une première méthode de simplification du réseau de distribution par agrégation des sous-stations afin de réduire les temps de calcul. Larsen et al. [128, 129] ont développé et validé cette méthode, et l'ont comparée à une seconde méthode de simplification du réseau développée par Loewen et al. [134]. Les deux méthodes présentent des résultats satisfaisants quant à la température de retour et la production de chaleur mais jusqu'à un certain nombre de sous-stations agrégées. Au-delà de ce niveau d'agrégation, les résultats divergent de manière importante. Ces méthodes ne sont pas applicables à des réseaux bouclés et supposent une distribution du débit proportionnelle aux demandes, ne prenant pas en compte des réseaux complexes à plusieurs générateurs ou la réinjection de chaleur par les consommateurs. Les interactions avec le consommateur sont mises à l'écart pour ce type de simplification.

Cette méthode d'agrégation est utile pour des réseaux de grande taille que certains outils ne peuvent simuler mais généralement, la modélisation physique de chacune des sections du réseau est utilisée. Ainsi, le débit et les températures de chacun des tuyaux sont calculés à chaque pas de temps [74, 82, 158, 200, 231].

Choix de Modèles de Distribution (DM)

Le modèle détaillé et une version très simplifiée de l'agrégation des sous-stations sont implémentés dans DIMOSIM, cependant seul le modèle détaillé est utilisé. En effet le modèle d'agrégation sous DIMOSIM agrège tout le réseau en un unique tube. Une analyse spécifique de l'agrégation reste ainsi à réaliser. La description du modèle de distribution et de la structure du réseau sous DIMOSIM sont présentés en Annexes A.3 et D.1.1.

5.2.2.3 Modèles de tuyaux

À partir de la représentation de la distribution hydraulique du réseau, chaque section doit être modélisée par un modèle de tube, que ce soit pour la méthode agrégée ou la méthode détaillée.

Les modèles « boîte noire » ou statistiques sont moins utilisés par rapport aux modèles physiques. Dans ces modèles « boîte noire », l'estimation et le calcul des retards temporels dans le réseau jouent un rôle important. C'est la principale source de problème numérique, notamment lorsque les températures changent abruptement. Ils sont plus simples à mettre en place et à utiliser pour les estimations d'état du réseau mais demandent plus de mesures pour la validation du modèle. Ces modèles peuvent utiliser par exemple des fonctions de transfert [26] ou des réseaux de neurones [246]. Ils sont mis de côté dans notre étude car il n'est pas possible de les utiliser hors de leur plage de paramétrage.

Pour les modèles physiques plusieurs représentations ont été développées pour déterminer les pertes thermiques et donc les températures dans les tubes. La première modélisation des pertes thermiques des tubes a été réalisée de manière statique (*Modèle de tube statique*). Elle a été notamment testée par Wallentén [236] avec des tuyaux enterrés, à l'air libre et pour différents types d'isolation. Avec l'augmentation de la puissance de calcul disponible, le développement de modèles dynamiques de tubes a été rendu possible. Deux méthodes existent :

- la méthode des éléments finis [87, 214] où chaque tuyau est discrétisé afin de calculer les pertes thermiques et la propagation de la température,
- la méthode des nœuds [75, 81, 89, 194, 199] où la propagation de l'eau est modélisée en considérant l'entrée et la sortie de chaque tube.

Ces deux méthodes sont explicitées et comparées notamment par Benonysson et al. [19] et Pálsson [161], qui montrent que : la précision de la méthode des éléments finis croît avec la discrétisation des tuyaux, et que celle de la méthode des nœuds dépend du nombre de Courant. Ces modèles ont été adaptés avec différentes approches pour calculer la propagation de température : adaptation du schéma de discrétisation, autres phénomènes pris en compte (interaction avec le sol, inertie des matériaux du tube, changements brusques de température...), etc. Par exemple, Stevanovic et al. [214] et Grosswindhager et al. [87] se sont intéressés au schéma de discrétisation, et ont comparé leurs résultats à des mesures expérimentales. Dalla Rosa et al. [45] ont quant à eux élargi la méthode des éléments en tenant compte de la variation de la conductivité thermique avec la température.

Un nouveau modèle de tube a été développé ces dernières années, basé sur une approche lagrangienne de la propagation de température : le modèle plug-flow. Ce modèle est notamment développé sous TRNSYS [222], dans les différentes bibliothèques de Modelica [10, 231, 240] ou bien utilisé par d'autres comme Ben Hassine et Eicker [18] ou Oppelt et al. [158]. Ce modèle modélise les différents volumes de fluide circulant dans les tuyaux et permet ainsi de mieux visualiser la propagation des fronts de chaleur dans le réseau.

D'autres méthodes modélisant des tubes de manière dynamique ont été développées mais restent plus marginales. Par exemple, Guelpa et al. [89, 90] ont présenté un modèle d'ordre réduit prenant en compte les baisses de pression et les pertes thermiques, et Jie et al. [112] ont utilisé des modèles

de fonction de transfert.

Choix de Modèles de Tube (TM)

Deux modèles de tube sont disponibles dans DIMOSIM : le modèle statique et le modèle dynamique à 1 nœud. Van der Heijde et al. [231] ont comparé les modèles de tuyaux dynamiques (à deux échelles de discrétisation) et le modèle plug-flow avec des données expérimentales. Ils montrent une précision égale voire un peu supérieure pour le modèle plug-flow, et un temps de calcul réduit pour ce dernier. C'est pourquoi **il est choisi de développer le modèle plug-flow dans DIMOSIM**. Il est **pris comme référence dans la suite**. Les modes de résolution des différentes équations sont hors périmètre de comparaison. La description des différents modèles de tubes initialement développés dans DIMOSIM est proposée en Annexe A.3, et celle du modèle plug-flow en Annexe D.1.2.

Choix de Modèles de Sol (GM)

En lien avec les modèles de tubes, deux modèles de sol sont choisis, influençant les pertes thermiques du fluide dans les tuyaux : un modèle à température constante et un modèle à température variable selon la période de l'année. Ce dernier est décrit en Annexe D.1.6.

5.2.2.4 Modèles de sous-stations

La représentation des sous-stations est une des étapes essentielles de modélisation du réseau de chaleur. Ces points de livraison permettent de transférer la chaleur contenue dans le fluide du réseau principal à un réseau secondaire connecté aux consommateurs. Pour cela, elles sont constituées au moins d'un échangeur de chaleur. Il peut être modélisé selon différents niveaux de détail.

Le modèle le plus simple consiste à fixer un pincement, déterminé par des données expérimentales ou par règle d'expert. Cette approche est utilisée notamment par Benonysson et al. [19] pour l'optimisation d'un réseau de chaleur et par le logiciel TERMIS [205].

D'autres méthodes plus classiques existent, notamment la méthode *Number of Transfer Unit* (NUT) et *Log-Mean Temperature Difference* (LMTD). Ces méthodes relient la différence de température entre le réseau de distribution primaire et secondaire aux débits et températures selon le coefficient de transfert thermique global noté UA pour des conditions nominales. La méthode LMTD peut être utilisée lorsque les débits, les températures d'entrée ainsi qu'une température de sortie sont connus. La méthode NUT est préférée si les deux températures de sortie sont inconnues. La méthode LMTD a notamment été utilisée par Pálsson et al. [161] et Sandou et al. [199]. Giraud et al. [81] ont comparé 5 modèles de sous-stations basés sur les méthodes précédentes avec des formulations des paramètres implicites et explicites à partir de données expérimentales. Ils montrent ainsi qu'un modèle plus simple mais avec une identification des paramètres par mesure est tout aussi précis qu'un modèle détaillé implicite. La méthode NUT quant à elle est utilisée dans CityEnergyAnalyst [68].

Choix de Modèles de sous-stations - échangeur (HxM)

À partir de ces possibilités deux modèles d'échangeur sont retenus :

- Un échangeur idéal, basé sur la méthode du pincement (supposé nul pour répondre idéalement à la demande des consommateurs)
- Un modèle NUT/Efficacité pour s'approcher des conditions réelles d'utilisation du réseau avec ses débits et températures variables

Ces deux modèles permettent de balayer au plus large le spectre de possibilités de modélisation des échangeurs en prenant le modèle le plus simple et un des modèles les plus détaillés. Leur description est proposée en Annexe D.1.3.

5.2.2.5 La régulation du réseau

La régulation du réseau a une fonction de gestion pour subvenir aux demandes de chauffage et de climatisation des zones thermiques afin de maintenir les conditions de températures intérieures souhaitées vis-à-vis des conditions météorologiques. Plusieurs types de régulation sont possibles. Elles peuvent être centrales et influencer sur l'ensemble du réseau ou réparties dans chaque zone thermique.

Ainsi plusieurs possibilités sont mises en place dans le réseau hydraulique afin de pouvoir choisir entre un débit variable et un débit constant en complément du choix d'utilisation d'une loi d'eau sur les générateurs et sous-stations.

Pour garantir la température souhaitée dans la zone thermique, il est possible de réguler la température de l'émetteur afin d'adapter sa puissance. Cette régulation peut être réalisée par variation de température de départ et/ou de débit (au primaire ou secondaire), grâce à la présence de vannes de contrôle. Plusieurs stratégies de contrôle existent à l'échelle du bâtiment [91, 211], qui sont applicables au niveau du réseau de distribution primaire [234], et qui ne sont pas exclusives :

- Contrôle par différence de pression : Les pompes du réseau doivent maintenir une différence de pression entre le réseau aller et retour, permettant d'avoir des débits suffisants dans les sous-stations périphériques
- Contrôle par débit variable : Ce contrôle est réalisé au niveau des vannes des sous-stations placées en amont des échangeurs et contrôlées en comparant les températures de consigne et celles du réseau. Cette régulation peut être réalisée au niveau du réseau primaire avec soit un débit constant au secondaire, soit un débit variable grâce une vanne thermostatique sur les émetteurs.
- Contrôle par température variable (loi d'eau) : Dans ce cas, la température injectée dans le réseau est contrôlée afin de répondre aux demandes énergétiques. Plus la demande de chauffage est forte, plus la température est importante. Ce contrôle se fait généralement en fonction de la température extérieure où à chaque valeur de température extérieure, correspond une valeur de consigne de température de départ.

Dans ces méthodes de contrôle, certaines contrôlent le réseau de manière centrale (par différence de pression et par température variable au primaire), et d'autres (par débit variable et par température variable au secondaire) sont distribuées. Les modèles de contrôle central sont actuellement les plus utilisés car plus simples à mettre en place. Cependant, les modèles décentralisés et hybrides restent les plus prometteurs pour optimiser énergétiquement les réseaux. Ils permettent une optimisation au plus proche des demandes. En effet, les techniques de contrôle classiques centrales peuvent induire des distributions déséquilibrées de chauffage et refroidissement dans le cas d'un réseau avec un déficit de puissance. De plus, avec des sources EnR distribuées, il est compliqué d'optimiser le réseau efficacement à une échelle centrale.

Choix de Régulation

Le choix d'un modèle de régulation n'est pas lié à un niveau de détail en particulier mais plutôt au choix de l'opérateur au moment de la construction du réseau. On ne retient par la suite que la **régulation centrale à température variable**. Elle est décrite en Annexe D.1.4. Une autre étude pourra être réalisée avec une régulation différente, par exemple la régulation hybride à température et débit variables, permettant de faire le lien entre les deux méthodes de contrôle.

5.2.2.6 L'équilibrage du réseau et le comportement hydraulique

Les variations de débit et de pression dans le réseau étant considérées comme instantanées, l'équilibrage du réseau peut être défini comme statique. Il se fait généralement par équilibrage des pres-

sions (par exemple sous Modelica [50, 231]). En effet, le débit à travers un tube résulte de la différence de pression entre ses deux extrémités. Ainsi, si la pression est connue à chaque jonction des tubes, le débit l'est aussi, ou inversement.

À chaque pas de temps l'équation de Darcy-Weisbach (Équation 5.1) est appliquée et le débit total est calculé en faisant concorder les pertes de pression avec la courbe caractéristique de la pompe (h la différence de pression en mètre de CE, L et d respectivement la longueur et le diamètre du tube et m le débit masse).

$$h = f * \frac{8L\dot{m}^2}{d^5\rho^2\pi^2g} \quad (5.1)$$

Cependant si le débit côté primaire est connu pour chacune des sous-stations il n'est pas nécessaire de calculer la pression pour connaître les différents débits du réseau de manière simple. Si le réseau est bouclé, des procédures itératives doivent être mises en œuvre pour déterminer le débit aux différents points. Palsson et al. [161] présentent une méthode permettant de calculer les débits en tout point du réseau si celui-ci est non maillé, à partir d'une résolution matricielle.

Choix de Modèles d'équilibrage

Ces modèles sont axés sur la résolution de l'équilibre des pressions ou de la demande énergétique. On met cet aspect de côté en ne gardant que le mode de résolution propre à DIMOSIM où à chaque pas de temps le débit dans le réseau est déduit des demandes des sous-stations. Sans itération, cette méthode se base sur les états du pas de temps précédent, il est alors possible que des décalages de débits ou de températures surviennent. La méthode de calcul des températures est présentée en Annexe A.3. Un itérateur est actuellement développé pour résoudre ce problème. Le calcul de pression servant à obtenir la consommation des pompes est déduit du débit calculé.

5.2.2.7 Modélisation de la demande des consommateurs

Un réseau peut desservir une grande variété de consommateurs, qu'ils soient du type résidentiel, commercial, tertiaire ou industriel. Chacun de ces types de consommateurs a un comportement et une demande propre de chauffage, climatisation et d'ECS, influant grandement sur la puissance et la flexibilité demandée au réseau. De plus, leur positionnement et leur distance par rapport au générateur du quartier doit être pris en compte afin de pouvoir subvenir à leurs besoins le plus correctement et le plus rapidement possible. Ainsi, leur emplacement est important, car il conditionne le tracé mais aussi le dimensionnement du réseau et du générateur. L'optimisation du réseau peut être axée sur le réseau de distribution secondaire où le comportement des usagers et leur emploi du temps permettent d'adapter la température de retour (l'objectif étant d'avoir la température de retour la plus faible possible tout en ayant la température intérieure demandée dans les locaux). Si généralement les consommateurs sont passifs, ils peuvent être proactifs en injectant une production de chaleur plutôt que de soutirer. Ainsi la modélisation de la demande des consommateurs est un des points clés dans la modélisation du réseau et sa gestion.

Dans certains cas des profils de consommation mesurés sont disponibles, imposant des demandes de puissance aux sous-stations, pouvant être utilisées telles quelles ou bien moyennées sur une année. Ces profils étant fixes, il n'est alors pas possible d'influer sur le réseau de distribution secondaire. Gabrielaitiene et al. [74] ont étudié l'effet de la perte d'information sur les données des consommateurs (celles-ci étant souvent uniquement disponibles pour les gros consommateurs) en simulant ceux non connus par une valeur moyenne fixe sur l'année et ceux connus par les données expérimentales annuelles. Les différences de température entre les mesures et la simulation sont alors de quelques degrés, allant jusqu'à un maximum de 5 °C.

Lorsqu'aucune mesure n'est disponible, il est nécessaire de modéliser cette demande en fonction des données disponibles sur le quartier. Olsthoorn et al. [157] classent les approches pour modé-

liser les demandes des bâtiments en deux groupes :

- Approche déterministe : Méthode des DJU, des bilans d'énergie...
- Approche stochastique : Régression et analyse de la demande, réseau de neurones artificiels...

Talebi et al. [221] ont passé en revue les méthodes de modélisation de la demande et ont analysé les erreurs en découlant pour plusieurs études de quartier. Si l'erreur au niveau du quartier reste acceptable (entre 5 et 20 %), le passage à l'échelle du bâtiment fait augmenter fortement les erreurs (plus du double).

Choix de Modèles de demande (CM)

On s'intéresse ici non pas à l'influence de la modélisation de la demande mais plutôt au chaînage de modèle de réseau avec le modèle de demande. La modélisation de l'occupation est hors périmètre de notre étude et pourra être étudiée indépendamment. Deux modèles sont retenus :

- *Demande à température fixe* : On considère un découplage avec le réseau en imposant au secondaire la température d'entrée de l'émetteur à la température nominale. Cela supprime tout lien avec le réseau pour calculer la demande de chauffage du bâtiment.
- *Couplage* : Les températures des réseaux de distribution (réseau, bâtiments et zones thermiques) sont calculées à chaque pas de temps à travers tout le réseau.

Ainsi, on s'intéresse en priorité au lien entre le réseau et le bâtiment plutôt qu'à la modélisation de la demande qui est généralement liée à l'accessibilité aux bases de données et aux mesures sur site.

Choix de Modèles de régulation au secondaire (ERM)

Lié à cette modélisation de la demande, il est nécessaire de tenir compte des régulations au niveau du réseau secondaire, celui-ci impactant les échanges de chaleur au niveau des sous-stations. Ainsi, deux régulations sont modélisées au niveau du secondaire : une régulation à débit fixe (*fixe*) ou à débit variable (*variable*). Ces modèles de demande et d'émetteur sont présentés en Annexe D.1.5.

Dans DIMOSIM, un calcul direct à chaque pas de temps est réalisé pour déterminer la puissance nécessaire à fournir par l'émetteur pour subvenir aux demandes des zones thermiques, limitée par la puissance maximale disponible grâce à la livraison de chaleur du réseau primaire. Ainsi, la physique des émetteurs n'est pas modélisée de manière précise, et un contrôle idéal est mis en place : on suppose pour le modèle *fixe* un prélèvement de puissance presque idéal, au détriment de la physique de l'émetteur. Des itérations sont nécessaires pour déterminer les débits exacts nécessaires pour le modèle *variable*, mais ne sont pas mises en place dans ces simulations.

5.3 Mise en place et application de la méthodologie d'analyse de la parcimonie

5.3.1 Modèles analysés

L'ensemble des sous-modèles disponibles dans DIMOSIM est présenté dans le Tableau 5.2. Parmi eux, certains sont écartés suite aux analyses précédentes (modèles de distribution, modèle de tube dynamique), pour obtenir le Tableau 5.3. Seuls ces modèles sont intégrés dans l'analyse de la parcimonie.

N'ayant pas de données de référence (ex : mesures sur site) permettant de juger les sorties de simulation, une combinaison de référence est utilisée. Elle est constituée du chaînage de tous les modèles détaillés.

Distribution	Sol	Tubes	SST- Echangeur	Demande	Secondaire
DM	GT	TM	HxM	CM	ERM
Agrégée	Température constante	Statique	Idéal	Fixe	Fixe
Détaillée	Température variable	Dynamique	NUT	Couplage	Variable
		Plug-flow			

TABLEAU 5.2 – Ensemble des modèles liés aux réseaux de chaleur disponibles dans DIMOSIM

Modèle	Sol	Tubes	SST- Echangeur	Demande	Secondaire
	GT	TM	HxM	CM	ERM
Modèle simplifié M0	Température constante	Statique	Idéal	Fixe	Fixe
Modèle détaillé M1	Température variable	Plug-flow	NUT	Couplage	Variable

TABLEAU 5.3 – Modèles liés aux réseaux de chaleur retenus pour l’analyse de la parcimonie

5.3.2 Indicateurs de performance

On s’intéresse à **la température de retour au générateur et à son impact sur la production énergétique des générateurs**. Les indicateurs sont étudiés uniquement en **période de chauffe**. Plusieurs indicateurs (KPI) sont proposés :

- **La température de retour au générateur**, T_{ret} [°C], qui va influencer sur la production d’une PAC (ou de la géothermie). La température de retour moyennée sur toute la saison de chauffage $T_{ret,moy}$ [°C] est utilisée pour l’étudier de manière agrégée. On analyse l’écart de la température de retour à celle de référence. L’indicateur RMSE [°C] (Équation 2.15) est utilisé pour analyser l’ensemble de la série temporelle.
- **La puissance fournie par le générateur** à l’entrée du réseau, P [kW], et le pic de puissance atteint sur une année P_{max} [kW]. On applique l’indicateur PE [%] (Équation 2.10) sur la puissance maximale et l’indicateur NRMSE [%] (Équation 2.16) l’ensemble de la série temporelle.
- **L’énergie produite par le générateur** sur une année, E [MWh], dont on étudie l’écart à la valeur de référence avec l’indicateur PE [%].
- **Le taux d’énergie renouvelable**, ENR [%]. On étudie l’écart de ce taux (en pourcentage) par rapport à sa valeur par le modèle de référence et non l’écart relatif.

Les autres sorties liées au réseau de chaleur sont volontairement laissées de côté (pertes thermiques, consommation des auxiliaires/pompes, perte de pression, fronts de chaleur avec les délais temporels, températures aux sous-stations).

5.3.3 Bâtiments et quartiers

5.3.3.1 Paramètres réseaux

Dans l'étude des réseaux de chaleur, plusieurs types de caractéristiques sont importants et plusieurs choix doivent être réalisés :

- En fonction du type de réseau et des bâtiments à approvisionner, la température de consigne au niveau du générateur peut évoluer. Si les réseaux de première génération utilisaient des températures de 200 °C, celles-ci se sont réduites avec les évolutions technologiques. Aujourd'hui les réseaux de troisième génération distribuent des températures de 80-90 °C, et les nouveaux réseaux de quatrième génération ont pour objectif d'avoir des basses températures inférieures à 60 °C.
- Au niveau du générateur, des lois d'eau font varier la température d'approvisionnement en fonction de la température extérieure. Elles sont adaptées en fonction du réseau et de ses pertes afin de satisfaire les besoins et la régulation.
- Les réseaux existants ont des longueurs et des performances thermiques variables, desservant des bâtiments différents. Les tracés sont donc adaptés au contexte afin de pouvoir connecter tous les bâtiments de la manière la plus optimale possible.
- Le pas de temps utilisé lors des simulations influe sur la dynamique du réseau. Étudier le réseau à un pas de temps fin va permettre de visualiser les variations de températures et d'apports de chaleur plus précisément qu'un pas de temps horaire.
- Les températures de sol doivent être choisies avec précaution selon la localisation des réseaux.

Dans notre étude, des paramètres assez variés pour représenter une diversité de réseaux sont retenus. Le Tableau 5.4 les rassemble et propose pour chacun une prise en compte unique ou plurielle.

5.3.3.2 Composition des quartiers

Les quartiers sont créés, comme expliqué au Chapitre 2, à partir des données de Bonhomme et al. [29]. Ils sont composés de bâtiments monozones cubiques, placés de manière aléatoire à partir d'une densité de quartier donnée. Ces quartiers sont créés grâce aux procédures automatiques présentées au paragraphe 2.2.1, et sont complétés à partir de l'association des bases de données TABULA, EPISCOPE et PACTE. Plusieurs plages d'années de construction de bâtiments sont utilisées afin de créer des quartiers divers. L'objectif est de faire varier la demande énergétique du quartier de manière suffisante pour en voir l'impact sur le réseau.

Les bâtiments sont complétés par des profils d'occupation, soit résidentiels soit de bureaux. Ces profils sont identiques à ceux utilisés lors des analyses sur le zonage thermique (paragraphe 4.3.3.2). Ils ne concernent que les apports internes et les soutirages ECS, les équipements ne sont pas pris en compte dans cette analyse.

5.3.4 Paramètres composant les KGI

Pour le choix des modèles, les KGI sont recherchés parmi des paramètres spécifiques au réseau. Par exemple, les paramètres thermiques des bâtiments sont abandonnés au profit des puissances nominales afin de pouvoir calculer la densité de puissance du réseau. On tient ainsi compte de :

- La puissance nominale totale du quartier : $P_{nom,district}$ [kW], et sa puissance maximale sur l'année $P_{max,district}$. Cette puissance est accessible à l'étape de dimensionnement du réseau (calculée à partir des valeurs de U des parois et de la différence de températures exté-

rieures et de consigne), avant toute simulation thermique. On suppose ainsi que cette puissance nominale est disponible pour le calcul des KGI.

- La longueur du réseau (uniquement aller) : $L_{network}$ [m]
- La température d’approvisionnement du réseau : $T_{supply,district}$ [°C]
- La température moyenne des émetteurs, pondérée par la fraction de puissance du bâtiment concerné :

$$T_{emitter,district} = \frac{1}{P_{nom,district}} * \left(\sum_{i=0}^N T_{emitter,bat} * P_{nom,bat} \right) [^{\circ}\text{C}] \quad (5.2)$$

- La répartition des usages avec l’indice de Simpson (Équation 2.24)
- La densité de puissance du réseau, calculée à partir des paramètres précédents :

$$D_m = \frac{P_{nom,district}}{L_{network}} [\text{W/m}] \quad (5.3)$$

On ne prend ainsi pas la densité énergétique calculée à partir des consommations des bâtiments, mais la densité de puissance, accessible avant toute simulation.

Paramètre	Fixe	Variable	Description
Température de départ du réseau	-	x	2 jeux de température sont testés (60 °C et 80 °C) en 1 ^{re} approche, puis une palette plus large est utilisée.
Loi d’eau	x	-	Une unique loi d’eau est testée, faisant partie inhérente du modèle de régulation.
Type de bâtiment	-	x	Ces 2 paramètres permettent de caractériser le quartier étudié et ainsi d’avoir une diversité de réseaux et quartiers. On fait varier : — La densité de puissance par mètre linéaire de réseau — Les demandes des bâtiments avec des emplois du temps et usages différents
Longueur du réseau	-	x	— Les jeux de températures des émetteurs
Tracé du réseau	x	-	Supposé connu
Dimensionnement du réseau	x	-	Supposé connu
Pas de temps	x	-	Pas de temps fixé à 10 min. Pour le pas de temps horaire le modèle plug-flow n’a plus d’intérêt car aucun déphasage ne peut apparaître sauf pour les très grands réseaux.
Température de sol	x	-	L’étude porte uniquement sur un modèle constant avec une température fixe de 10 °C pour Paris.

TABLEAU 5.4 – Variabilité des paramètres complémentaires de réseau

5.3.5 Choix effectués pour les simulations

On utilise un modèle de PAC géothermale comme générateur quartier. Ce générateur permet de visualiser l'impact de la température de retour sur la production EnR. On s'intéresse uniquement à des réseaux de chauffage, sans prise en compte de l'ECS.

On utilise le modèle de masques solaires Mask-L 4.2, compromis entre temps de simulation et précision. Les simulations sont réalisées sur une année complète par pas de temps de 10 min avec la météo de Paris Montsouris.

5.3.6 Hypothèses de calcul des indicateurs de parcimonie

Pour l'ensemble des modèles présentés plus haut, on détermine les paramètres des modèles à prendre en compte pour la parcimonie (Tableau 5.5) et la complexité $C(M)$ liée à aux hypothèses $H(M)$ et paramètres $W(M)$ (Tableau 5.6). La liste des paramètres déterminés n'est pas exhaustive mais contient des informations nécessaires pour simuler les modèles sous DIMOSIM.

5.3.7 Méthodologie d'analyse

Avec l'ensemble des modèles sélectionnés, on compte 32 combinaisons de modèles à simuler. Plusieurs étapes sont mises en place afin de réduire ce nombre et sélectionner les quartiers à simuler :

1. Plans factoriels et cas d'étude : Quartiers élémentaires

En 1^{re} approche, la méthode des plans factoriels fractionnaires (FF) (de résolution V) à 2 niveaux est appliquée (voir paragraphe 2.3) sur un ensemble réduit de cas d'étude pour les KPI sélectionnés. En utilisant les matrices de Hadamard, il est possible de réduire ces 32 combinaisons (2^5) en 16 combinaisons (2^{5-1}). La méthode est explicitée en Annexe D.2, avec les combinaisons présentées Tableau D.1.

Cet ensemble de combinaisons est utilisé pour déterminer les modèles et combinaisons des modèles de différents niveaux de détail ayant des influences relatives les plus importantes, afin de ne sélectionner que les combinaisons pertinentes à appliquer sur un plus grand jeu de quartiers. Pour cela il est possible de calculer les effets principaux (uniquement 1 modèle) et effets secondaires (combinaison de 2 modèles) à partir des équations proposées en Annexe D.2. En effet, le calcul des effets dans cette méthode ne donne pas la valeur exacte (nécessaire pour l'application du KGI) provoquée par un changement unitaire de modèle. Elle comprend de légers écarts de par les combinaisons mises en place. Cependant, en gardant les ordres de grandeur de ces écarts elle permet de choisir les bonnes combinaisons à étudier. Par souci d'uniformité avec les indicateurs de comparaison à la référence, **on calcule les effets principaux et secondaires comme changement d'un modèle simplifié à un modèle détaillé, et non pas l'inverse. Ainsi, les signes des effets sont inversés par rapport aux équations proposées.**

Afin de pouvoir choisir ces combinaisons de modèles, l'ensemble de cas réduit doit pouvoir prendre en compte une large plage de valeurs de paramètres. Ces quartiers et réseaux « extrêmes » permettent ainsi de choisir de manière plus pertinente les caractéristiques des réseaux sur lesquels sont appliquées les combinaisons sélectionnées. Pour cela, un premier quartier nommé *Initial* est construit à partir des quartiers de 16 bâtiments du Chapitre 3 ; il a une échelle suffisamment petite pour analyser rapidement ces premiers résultats. Le quartier initial est petit à petit modifié pour visualiser l'influence des paramètres sur les choix de modèles.

Paramètre	W(M)	Justification
Température du sol	2	Prise à partir de bases de données diverses issues de mesures (pas forcément actualisées), ou à partir de la température de l'air extérieur. Des comparaisons entre bases de données peuvent être réalisées pour avoir une valeur plus précise.
Profondeur	3	La profondeur des réseaux de chaleur est spécifique à un contexte donné, cependant des données moyennes sont proposées par l'AMORCE [7, 8]
Diffusivité du sol	2	Type de sol provenant de cartes de France géologiques.
Déphasage	3	Cette donnée est généralement une valeur usuelle sans véritable croisement de bases de données.
UA nominal	3	Calcul suivant les caractéristiques de l'échangeur et/ou à partir de la puissance nominale et un pincement. Cette donnée est donc paramétrable à partir d'équations (NUT, LMTD), mais difficilement récupérable telle quelle.
Débit nominal secondaire	3	Donnée impossible à récupérer par bâtiment, mais elle peut être calculée afin de satisfaire les puissances nominales de chacun des bâtiments.
Type d'échangeur	2	Lors de l'étude d'un réseau en particulier, le type d'échangeur est régulièrement donné, sinon celui-ci est pris par défaut comme étant le plus courant : l'échangeur à contre-courant.
Puissance du bâtiment	3	Puissance soit calculée à partir de modèles thermiques, soit proposée à partir de mesures in-situ. Ce n'est donc que rarement un paramètre en soit, mais plutôt un paramètre à déterminer à partir d'un logiciel thermique.
Distribution hydraulique du bâtiment	5	Les pertes hydrauliques et thermiques lors du passage du fluide dans la distribution hydraulique du bâtiment dépendent de l'isolation, donnée difficilement récupérable. On considère donc des paramètres par défaut pour le calcul de pertes thermiques.
Jeux de température des émetteurs	5	Les températures de fluide utilisées par les émetteurs d'un bâtiment sont prises par défaut en fonction des types d'émetteurs mis en place (radiateur, plancher chauffant...). Ces températures sont disponibles chez les constructeurs mais difficilement récupérables à l'échelle d'un quartier.
Valeur bypass minimale	5	Cette donnée est prise à partir de règles expertes, il est très difficile d'obtenir des données moyennes ou de constructeur, les gestionnaires de réseau pouvant régler eux-mêmes cette donnée.

TABLEAU 5.5 – Complexité de récupération des paramètres de parcimonie pour les modèles de réseaux de chaleur

Modèle	Paramètres	W(M)	H(M)	C(M)
GT0	Température du sol	2	1. Pas de variation de température du sol	3
GT1	Profondeur du réseau Diffusivité du sol Déphasage de la température	8	-	8
TM0	Dimensionnement des tubes identique (isolation, diamètre)	1	1. Pas de stockage thermique dans les tuyaux 2. Pas d'inertie thermique dans les tuyaux	3
TM1	-	1	-	1
HxM0	-	0	1. Pas de prise en compte d'efficacité de l'échangeur 2. Pas de régulation possible de l'échangeur	2
HxM1	UA nominal Débit du secondaire Type d'échangeur	8	-	8
CM0	Puissance du bâtiment	3	1. Pas de dynamique dans le réseau du secondaire ni au niveau des échangeurs 2. Pas de pertes thermiques dans le réseau du secondaire 3. Le réseau subvient à tous les besoins, il n'y a pas de limitation de puissance	6
CM1	Puissance du bâtiment Distribution hydraulique du bâtiment	8	-	8
ERM0	Jeux de température Débit nominal du secondaire	8	1. Pas de régulation possible au niveau du secondaire et donc pas d'impact sur les débits au niveau des échangeurs	9
ERM1	Jeux de température Débit nominal du secondaire Valeur de débit bypass du secondaire	13		13

TABLEAU 5.6 – Paramètres de parcimonie liés aux modèles de réseaux de chaleur

Ce sont 6 différents quartiers qui sont alors simulés :

- *Initial* (Figure 5.4) : Quartier de 16 bâtiments des années 1980-1990 avec un réseau de 387 m, alimenté avec une PAC produisant à 60 °C. Si la moyenne nationale française de longueur de réseau est de 6.6 km [64], 38 % des réseaux en France font moins de 2 km de long (soit 6 % de la longueur totale de réseau dans le pays). On peut donc commencer par un tel quartier représentatif, dont la taille est ensuite modifiée.
- *Temperature variation* : Dans cette variante, la PAC alimentant le quartier *Initial* a une température de départ plus élevée de 80 °C.
- *Duplication* (Figure 5.5) : Le quartier *Initial* est dupliqué 10 fois (160 bâtiments) afin de créer un réseau plus important (réseau de 4.5 km) tout en gardant la même densité de puissance.
- *Dilatation* (Figure 5.6) : Le quartier *Initial* est dilaté, c'est-à-dire que l'écartement entre les bâtiments est agrandi afin de garder la même demande énergétique mais avec une plus faible densité de puissance (réseau de 3.8 km)
- *Usage50* : Les usages des bâtiments du quartier *Initial* sont modifiés afin d'obtenir 50 % de bâtiments de bureaux.
- *Emitter50* : 50 % des émetteurs des bâtiments du quartier *Initial* ont une température de départ nominale plus faible.

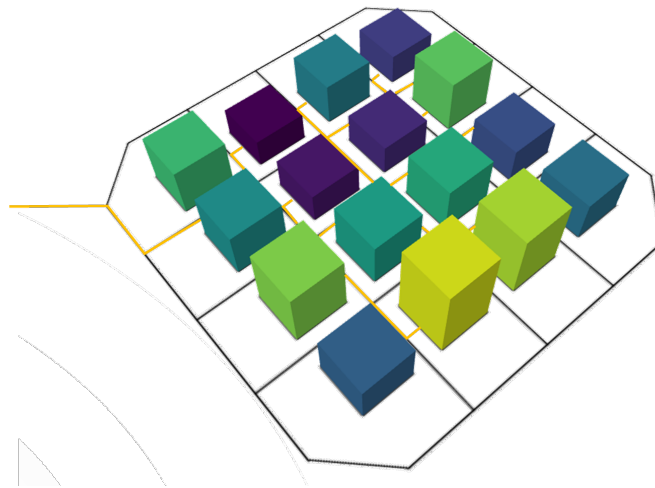


FIGURE 5.4 – Quartier *Initial*

2. Comparaison à la référence et extension de types de réseaux : Variation de quartiers

Un ensemble de quartiers et de réseaux de chaleur sont créés à partir de distributions de paramètres comme la densité bâtie du quartier (influant sur la longueur du réseau et sur sa densité de puissance) (paragraphe 2.1.7.2), la performance thermique des bâtiments, la répartition des usages, la température produite par le générateur et les jeux de températures des émetteurs associés. Seules les combinaisons ayant eu un impact suffisamment important sur le jeu de quartiers précédents sont simulées. Cela permet de calculer de manière précise les impacts des différents modèles en se limitant aux combinaisons pertinentes. Il n'y a ainsi pas de biais introduit par les interactions entre modèles lors du calcul des écarts.

Cela permet lors de cette deuxième comparaison, de déterminer la précision de chaque niveau et combinaison de niveaux de modèle par rapport à la référence choisie de manière simple, permettant l'application de l'analyse de parcimonie.

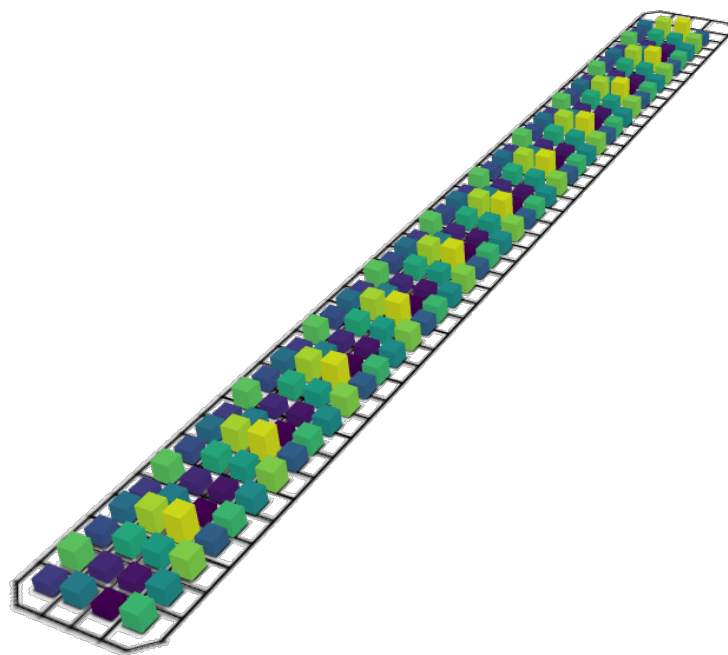


FIGURE 5.5 – Quartier dupliqué (*Duplication*) de 160 bâtiments des années 1990

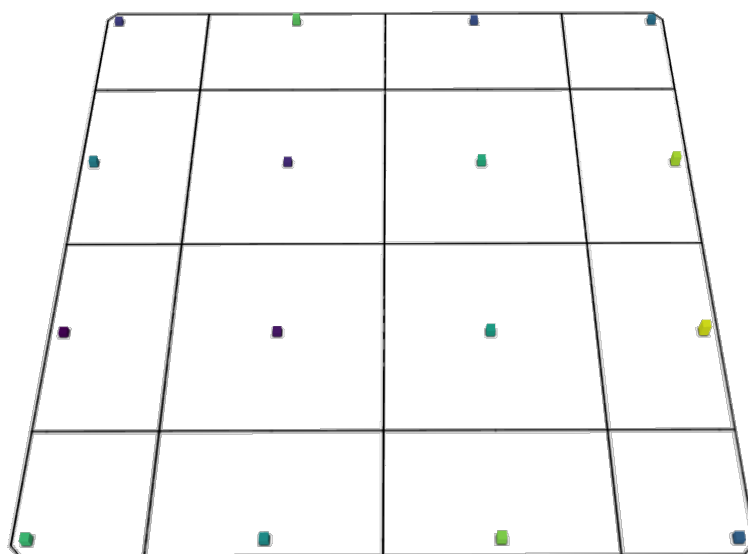


FIGURE 5.6 – Quartier dilaté (*Dilatation*) de 16 bâtiments des années 1990

Analyse des résultats

Les résultats sont analysés à deux échelles temporelles :

- À l'échelle annuelle où les résultats sont agrégés, telle l'énergie totale consommée ou température de retour moyenne, nommée échelle agrégée. L'indicateur PE [%] est alors utilisé.
- À l'échelle instantanée, par exemple la puissance de chauffage instantanée ou la température de retour. L'indicateur NRMSE est utilisé pour les résultats énergétiques, mais ne peut pas être appliqué à la température de retour. Seul le RMSE est utilisé, n'impliquant aucune division. Deux types de représentations sont retenues :
 - **La représentation des effets principaux et secondaires des modèles à chaque pas de temps** pendant les premières semaines de plusieurs mois afin de visualiser les différences suivant les saisons, sans cibler les jours présentant les écarts les plus importants.
 - La représentation en **boîtes à moustache** des effets des modèles calculés à chaque pas de temps. Elle permet de visualiser l'ensemble des valeurs possible, sans l'indication de prédominance des modèles.

Dans le cas de séries temporelles déphasées, des valeurs de l'indicateur NRMSE importantes sont obtenues, sans qu'il y ait des écarts de valeurs conséquents. Des méthodes existent pour supprimer ce déphasage et synchroniser les séries avant toute analyse. Il est possible de détecter un déphasage de plusieurs façons. Certaines parcourent plusieurs fois l'ensemble des données en les décalant au fur et à mesure (*Time lagged cross correlation* et autres méthodes dérivées) et calcule la corrélation avec la référence. Vassoler et al. [235] ont utilisé cette méthode pour trouver une corrélation entre la température de l'air et l'humidité relative. D'autres calculent le chemin minimisant la distance entre les 2 signaux (*Dynamic time wrapping* et autres méthodes dérivées) terme par terme, c'est notamment utilisé par Petitjean et al. [167] sur de la classification de séries temporelles. **Ces méthodes pourraient être utilisées pour certaines sorties de simulation mais ne sont pas appliquées ici.**

5.4 Résultats

Dans cette partie les résultats sont agencés de la manière suivante :

- Les résultats de la pré-étude sont présentés : tout d'abord sur le quartier *Initial*, afin de visualiser l'application des plans factoriels, puis suivant les variantes de quartier.
- Ensuite les résultats sur l'ensemble des types de quartiers et réseaux créés à partir de l'étape précédente sont présentés, avec l'application de l'indicateur de parcimonie.
- Les modèles et combinaisons de modèles choisis précédemment sont appliqués en troisième partie sur un cas applicatif pour répondre à la question : Comment les modèles influent-ils en conception sur le choix du générateur?
- Des résultats complémentaires sont présents en Annexe D.4, appliqués aux seuls quartiers élémentaires. Ils ont pour objectif de visualiser si certains changements adviennent dans le choix des combinaisons de modèles et sur l'impact de ceux-ci sur la température de retour et la production d'énergie annuelle. Ces résultats complémentaires devront être appliqués sur l'ensemble des quartiers afin de déterminer les KGI. Plusieurs variantes sont simulées :
 - Variation de météo : Simulation avec la météo de Nice.
 - Variation de pas de temps : Pas de temps de 1 h au lieu de 10 min pour les quartiers élémentaires sous la météo de Paris.
 - Prise en compte de l'ECS : Le réseau délivre de la chaleur permettant de chauffer les bâtiments et de répondre aux demandes ECS sous la météo de Paris.

5.4.1 Quartiers élémentaires

5.4.1.1 Quartier Initial

Les effets principaux sont calculés à partir des Équations D.42 et D.43. On visualise en complément d'information l'évolution de la température de retour sur les premières semaines de janvier et de mai. Ce choix permet d'analyser graphiquement l'impact des modèles en pleine saison de chauffe (janvier) où les températures sont basses, et lors de l'intersaison (mai) où les demandes de chauffage ne sont plus qu'anecdotiques. Durant cette période, l'impact des fronts de chaleur dans le réseau est plus visible : le réseau est soumis à des coupures lorsqu'il n'y a aucune demande thermique, puis à des redémarrages. Il peut être alors plus compliqué de gérer le fonctionnement du réseau pour éviter des distributions déséquilibrées et des retards d'approvisionnement de chaleur trop importants. Les fortes différences de dynamique de réseau incitent **à étudier cette intersaison en tant que complément d'information à la température de retour moyenne. Cette analyse est proposée en Annexe D.3.1.**

Dans le Tableau 5.7, les effets des différents modèles sont présentés pour plusieurs KPI : les écarts sur la température de retour moyenne au générateur ($T_{ret,moy}$), la puissance pic de production d'énergie ($P_{max,district}$), le taux ENR (ENR), le temps de simulation (t) et l'écart relatif de la production d'énergie (E). Ce dernier est pris comme la variation d'énergie totale divisée par l'énergie produite lors de la combinaison avec la référence, constituée de l'ensemble des modèles détaillés.

Modèle	$T_{ret,moy}$ [°C]	$P_{max,district}$ [%]	E [%]	ENR [%]	t [s]
GT	< 0.1	0.2	1.2	< 0.1	-4.8
TM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	-22.6
HxM	-0.8	< 0.1	-0.1	0.73	2.7
ERM	0.7	< 0.1	0.1	-0.69	-2.3
CM	< 0.1	-0.1	< 0.1	0.24	3.0
GT - TM	< 0.1	0.2	-0.1	0.80	-4.9
GT - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	-1.4
TM - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	3.3
GT - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	3.3
TM - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	-1.4
HxM - ERM	< 0.1	< 0.1	-0.1	0.80	-4.9
GT - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	-0.5
TM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	1.6
HxM - CM	-0.2	-0.1	< 0.1	0.25	-3.0
ERM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	4.1

TABEAU 5.7 – Effets principaux et secondaires des modèles de réseaux pour le quartier *Initial*

Tout d'abord, il est à noter que le modèle de tube TM influence majoritairement la différence de temps de calcul. En effet, le passage d'un modèle de tube détaillé à simplifié permet de gagner 22 s, sur une simulation durant environ 1 min 30, soit environ 20 % du temps.

Quel que soit le type d'indicateur étudié, les modèles impactant le plus (relativement aux autres modèles) les sorties sont **GT, HxM, ERM, CM, GT-TM, HxM-ERM et HxM-CM**. Le reste des modèles et interactions de modèles n'ont qu'un très faible impact sur les sorties. Les KPI sont liés entre eux : le taux d'énergie renouvelable dépend de la production d'énergie totale de la PAC, qui

dépend des pertes dans le réseau et est donc lié à la température de retour. Cependant, ces KPI ne sont pas sensibles de la même manière (et ne correspondent pas aux mêmes objectifs de simulation), et certains modèles peuvent alors avoir des impacts en relatif plus importants. Ainsi, si pour le taux ENR et la température de retour le modèle GT n'a que peu d'impact, il n'en est pas de même pour la production d'énergie, et de manière plus faible pour la puissance de chauffage maximale. En effet, le calcul de cette production prend en compte les pertes thermiques du réseau (liées à la température de sol), en complément des besoins thermiques des bâtiments. On retrouve des différences aussi pour le modèle de demande CM, qui influence légèrement la puissance maximale à délivrer (les demandes des bâtiments n'étant pas forcément satisfaites immédiatement, cela peut induire une augmentation de puissance le pas de temps suivant pour y remédier) et le taux d'ENR. Seul le modèle TM a une influence faible sur les sorties observées. Le réseau étant relativement court (387 m), l'effet des fronts de chaleur n'est que peu visible, notamment sur la température de retour moyenne. Les effets sont plus importants pour des réseaux de plus grandes tailles, et sont plus visibles pour les bâtiments excentrés, où les retards sont les plus importants.

Cependant, le quartier étant petit (387 m de linéaire et 16 bâtiments connectés), il n'est pas possible d'en tirer des conclusions génériques. Afin de les consolider, les quartiers présentés au paragraphe 5.3.3.2 sont simulés, afin de visualiser l'impact des modèles sur des quartiers de différentes caractéristiques.

5.4.1.2 Compositions de quartiers

Comme pour le quartier *Initial*, les résultats pour l'intersaison sont présentés en Annexe D.3.2. Le Tableau 5.8 présente les effets principaux et secondaires des modèles sur la température de retour moyenne au générateur. Les modèles ayant un impact fort sont globalement les mêmes que précédemment avec des ordres de grandeur de valeurs similaires. Néanmoins, deux modèles présentent des changements de valeurs à prendre en compte :

- Le modèle GT a un impact plus important pour les quartiers *Dilatation* et *Duplication*, dans lesquels le fluide a une plus grande distance à traverser : il subit des pertes thermiques plus importantes, calculées à partir des caractéristiques du tuyau mais aussi de la température du sol. Le choix d'un modèle détaillé ou simplifié impacte plus la température de retour.
- Le modèle TM a un impact plus important pour le quartier *Dilatation*, où le réseau est plus grand, et la densité de puissance plus faible. Ainsi les températures sont plus variables, et le fluide met plus de temps avant d'atteindre les bâtiments connectés.
- Le modèle CM a finalement un impact pour les quartiers *Duplication* et *Emetteur50*, où les températures au sein des bâtiments sont variables.

Il est donc nécessaire de prendre en compte les effets principaux des modèles GT, TM, HxM, ERM, CM et les interactions GT-TM, HxM-CM et HxM-ERM pour un choix parcimonieux visant la température de retour. De même, il est possible de conclure que l'influence de certains paramètres sur les impacts des modèles ne sont pas anodins, notamment la densité de puissance, la longueur du réseau ou les compositions de bâtiments (usages ou températures d'émetteur).

Cette même analyse est réalisée sur la production d'énergie (Tableau 5.9). On retrouve le modèle de sol qui a un impact fort sur la sortie avec une variation de production annuelle entre 1 et 2 %. Comme pour l'analyse sur la température de retour, le modèle TM commence à avoir un impact pour le quartier *Dilatation*. **Le modèle CM n'a par contre très peu d'impact sur cette production, et peut être mis de côté** pour l'étude de parcimonie. L'interaction HxM-CM, qui est non négligeable pour la température de retour et le taux ENR, dépasse 0.1 % pour les quartiers *Dilatation* et *Duplication*. Si ces limites d'écart relatif sont prises faibles, c'est pour visualiser l'évolution de l'impact des modèles. Ainsi pour des quartiers de grande taille avec un réseau de grande longueur, les modèles TM et la combinaison HxM-CM sont à prendre en compte.

Modèle	Initial	Temperature variation	Dilatation	Duplication	Usage50	Emetteur50
GT	< 0.1	< 0.1	-0.1	-0.1	< 0.1	< 0.1
TM	< 0.1	< 0.1	0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM	-0.8	-1.2	-0.8	-0.8	-0.7	-1.0
ERM	0.7	1.1	0.7	0.7	0.6	0.9
CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	0.1	< 0.1	0.1
GT - TM	-0.8	-1.2	-0.8	-0.8	-0.7	-1.0
GT - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - ERM	-0.8	-1.2	-0.8	-0.8	-0.7	-1.0
GT - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - CM	-0.2	-0.3	-0.2	-0.3	-0.2	-0.3
ERM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1

TABLEAU 5.8 – Effets principaux et secondaires des modèles sur la température de retour moyenne °C - Compositions de quartiers

Modèle	Initial	Temperature variation	Dilatation	Duplication	Usage50	Emetteur50
GT	1.2	1.1	1.7	1.2	1.1	1.1
TM	< 0.1	< 0.1	0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM	-0.1	-0.2	-0.7	-0.2	-0.1	-0.1
ERM	0.1	0.2	0.7	0.1	0.1	0.1
CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - TM	-0.1	-0.2	-0.7	-0.1	-0.1	-0.1
GT - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - ERM	-0.1	-0.2	-0.7	-0.1	-0.1	-0.1
GT - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - CM	< 0.1	< 0.1	-0.2	-0.1	< 0.1	< 0.1
ERM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1

TABLEAU 5.9 – Effets principaux et secondaires relatifs des modèles sur la production d'énergie [%] - Compositions de quartiers

Les effets principaux et secondaires sur les deux premières semaines de janvier et de mai se trouvent en Annexe D.3.2, **confirmant les modèles sélectionnés** à partir du Tableau 5.9. Les résultats pour le taux ENR sont présents en Annexe D.3.2. Ce taux est uniquement étudié de manière agrégée, et amène à des conclusions similaires. On peut cependant noter, que l'augmentation de la température de consigne *Temperature variation* augmente l'écart du taux ENR de manière très significative.

5.4.1.3 Conclusion

En fonction de l'indicateur étudié et sa temporalité, les modèles prépondérants sont globalement les mêmes, avec cependant des influences relatives différentes : les modèles ont des impacts variables selon les KPI, et qui varient différemment suivant les caractéristiques des quartiers. Ces conclusions sont donc provisoires, mais permettent de sélectionner les modèles et interactions de modèles à étudier pour la suite (que ce soit pour la température de retour, la production d'énergie ou le taux ENR) : **GT, TM, HxM, ERM, CM et les interactions GT-TM, HxM-CM et HxM-ERM**. Des réseaux de plus grandes longueurs vont être notamment étudiés au vu de l'impact de cette caractéristique sur les modèles GT et TM. Le Tableau 5.10 résume l'ensemble des simulations choisies (voir Tableau 5.3 pour les notations, avec 0 modèle simplifié et 1 détaillé), appelées par la suite selon le ou les modèles simplifiés utilisés.

N°	GT	TM	HxM	ERM	CM
Référence	GT1	TM1	HxM1	ERM1	CM1
1	GT0	TM1	HxM1	ERM1	CM1
2	GT1	TM0	HxM1	ERM1	CM1
3	GT1	TM1	HxM0	ERM1	CM1
4	GT1	TM1	HxM1	ERM0	CM1
5	GT1	TM1	HxM1	ERM1	CM0
6	GT0	TM0	HxM1	ERM1	CM1
7	GT1	TM1	HxM0	ERM1	CM0
8	GT1	TM1	HxM0	ERM0	CM1

TABLEAU 5.10 – Modèles et combinaisons de modèles liés au réseau de chaleur sélectionnés pour l'analyse de parcimonie

Par la suite, on utilise le RMSE sur la température de retour et le NRMSE sur la puissance du générateur pour mieux visualiser les écarts tout au long de l'année au lieu des visualisations sur les premières semaines de janvier et de mai. Le nombre important de quartiers ne permet plus d'avoir des représentations graphiques lisibles.

5.4.2 Variation de quartiers

Comme énoncé au paragraphe 5.3.7, un jeu de quartiers plus conséquent est maintenant créé, sur lesquels est appliqué l'ensemble des modèles et combinaisons de modèles choisis. Afin de garder une cohérence avec les réseaux existants, plusieurs données sont utilisées pour déterminer les valeurs de paramètres à faire varier.

Pour la longueur de réseau et la densité de puissance, les données nationales de la FEDENE [64] sont utilisées. La moyenne nationale est de 7 bâtiments raccordés par km. Dans ces réseaux, 38 % d'entre eux font moins de 3.5 MW avec une longueur moyenne de 1.1 km, soit 6 % de la longueur

totale des réseaux en France. On considère les réseaux dans un milieu urbain dense comme en région parisienne ou dans des milieux plus vastes. On sélectionne un minimum de 20 bâtiments et un maximum de 500 pour limiter le temps de calcul tout en restant dans des tailles de réseaux pouvant s'appliquer au territoire national. En France, 91 % des bâtiments alimentés sont des bâtiments résidentiels et tertiaires, ainsi on ne prend que les usages résidentiels et de bureaux. Enfin, en 2018 les réseaux en France sont composés à 91 % d'eau chaude (≤ 110 °C) et d'eau basse température (entre 40 °C et 80/90 °C). On se limite donc à cette plage de température de fourniture. On prend de plus de la diversité dans les jeux de température des émetteurs au vu des résultats précédents.

Ainsi, ce sont 120 quartiers qui sont créés de manière aléatoire avec des variables présentées Tableau 5.11. Des tirages aléatoires avec la méthode LHS suivant la distribution choisie sont réalisés sur les différentes caractéristiques. Les dates de constructions sont prises entre 1970 et 2010 afin d'avoir des bâtiments de différentes performances thermiques au sein même du quartier. Ces années de construction sont ensuite liées aux paramètres thermiques de TABULA et EPISCOPE. Les hauteurs (entre 6 et 21 m) et tailles de bâtiments (de 8 à 20 m de côté) sont prises aléatoirement pour chacun des quartiers. La densité de bâtiments (liée à la longueur du réseau) est tirée aléatoirement à partir d'une distribution demi-normale, afin de favoriser des réseaux de faible et moyenne longueurs, plus présents dans le parc français.

Caractéristiques	Variations	Distribution
Longueur	1 à 70 km	Demi-Normale
Densité de bâtiment	4 à 30 bâtiments par km Liée à la densité du quartier (de 0.01 à 0.5) et au nombre de bâtiments (de 20 à 500)	Demi-Normale
Usages	Résidentiel/Bureaux	Uniforme
Parc de bâtiment	1970 - 2010	Uniforme
Température de fourniture	60°C – 100°C	Uniforme
Jeux d'émetteurs	Températures de consigne : 40/60 °C et 65/85 °C (réparties de manière aléatoires mais adaptées à la température de consigne du générateur)	Uniforme

TABLEAU 5.11 – Caractéristiques utilisées pour les variations de quartier

Cette variation de paramètres a pour objectif de créer des réseaux de chaleur de différentes longueurs (ici de 700 m à 70 km de long) et soumis à des demandes de chauffage variables en puissance et répartition géographique.

5.4.2.1 Temps de simulation

Dans DIMOSIM, le modèle de couplage simplifié considère à chaque pas de temps la puissance nominale comme étant la puissance maximale disponible pour les émetteurs pour atteindre la température de consigne. Afin de caractériser uniquement le temps de calcul des modèles de réseau, on soustrait au temps de simulation de l'ensemble des composants, le temps de simulation sans réseau de chaleur. Le Tableau 5.12 présente les temps de simulation pour des quartiers de 3 tailles différentes. **Les modèles impactant le plus le temps de simulation sont le modèle de couplage, de tube et leurs combinaisons.** Même si certains quartiers ont un nombre de bâtiments

identiques, leurs différentes densités conduisent à des longueurs de réseaux variables. Ainsi, le temps de calcul des modèles de tubes détaillé et simplifié joue moins en moyenne, mais contribue à accélérer les simulations.

Modèles	Quartier de 20 à 50 bâtiments		Quartier de 51 à 100 bâtiments		Quartier de plus de 101 bâtiments	
	t [s]	Facteur d'accélération	t [s]	Facteur d'accélération	t [s]	Facteur d'accélération
Référence	300	1.0	740	1.0	2270	1.0
GT	300	1.0	670	1.1	2480	0.9
TM	230	1.3	470	1.6	1330	1.7
HxM	300	1.0	630	1.2	2350	1.0
ERM	300	1.0	600	1.2	2280	1.0
CM	110	2.8	140	5.4	1300	1.8
GT-TM	220	1.4	400	1.8	1170	1.9
HxM-CM	70	4.1	90	8.5	1130	2.0
HxM-ERM	260	1.1	550	1.4	2090	1.1

TABEAU 5.12 – Temps de simulation moyen de chacune des combinaisons des modèles de réseaux

5.4.2.2 Écarts à la référence

Température de retour

On caractérise l'impact des différents modèles sur la température de retour par l'intermédiaire des écarts de température moyenne sur la saison entière de chauffage (Figure 5.7), ainsi que par l'indicateur RMSE pour les impact sur les évolutions temporelles (Figure 5.8).

La Figure 5.7 représente les écarts de température de retour pour l'ensemble des quartiers pendant toute la saison de chauffage. En prenant la température moyenne annuelle, les écarts de température restent assez faibles sauf lors de l'utilisation du modèle simplifié HxM (aussi combiné avec les modèles de couplage et d'émetteur), qui amène à une sous-estimation de cette température de plus de 5 °C pour certains quartiers. L'utilisation d'un modèle CM simplifié permet de réduire ces différences à moins de 1.5 °C. Ainsi, tant qu'à utiliser un modèle d'échangeur simplifié, il est préférable d'utiliser un modèle de couplage de la demande simplifié lui-aussi. Les modèles de sol, d'émetteur et de couplage ont des écarts assez faibles, en-deçà de 0.5 °C de différence en moyenne.

La Figure 5.8 présente le RMSE de la température de retour sur toute la saison. Cet indicateur permet de visualiser l'écart quadratique moyen, sans que les écarts se compensent, comme pour la température de retour moyenne. On remarque alors que les modèles les plus impactants ne sont pas les mêmes, et que le modèle de tube devient alors celui provoquant le plus d'écarts (jusqu'à 15 °C). L'utilisation d'un modèle de sol simplifié n'améliore en rien les résultats. Le modèle d'échangeur influence aussi grandement la température de retour avec des écarts entre 2 et 7 °C. Quel que soit le quartier, l'utilisation d'un modèle simplifié est à proscrire. L'utilisation d'un modèle d'émetteur simplifié n'améliore pas les résultats. Enfin, les modèles CM et GT provoquent tout de même des écarts de près de 2 °C.

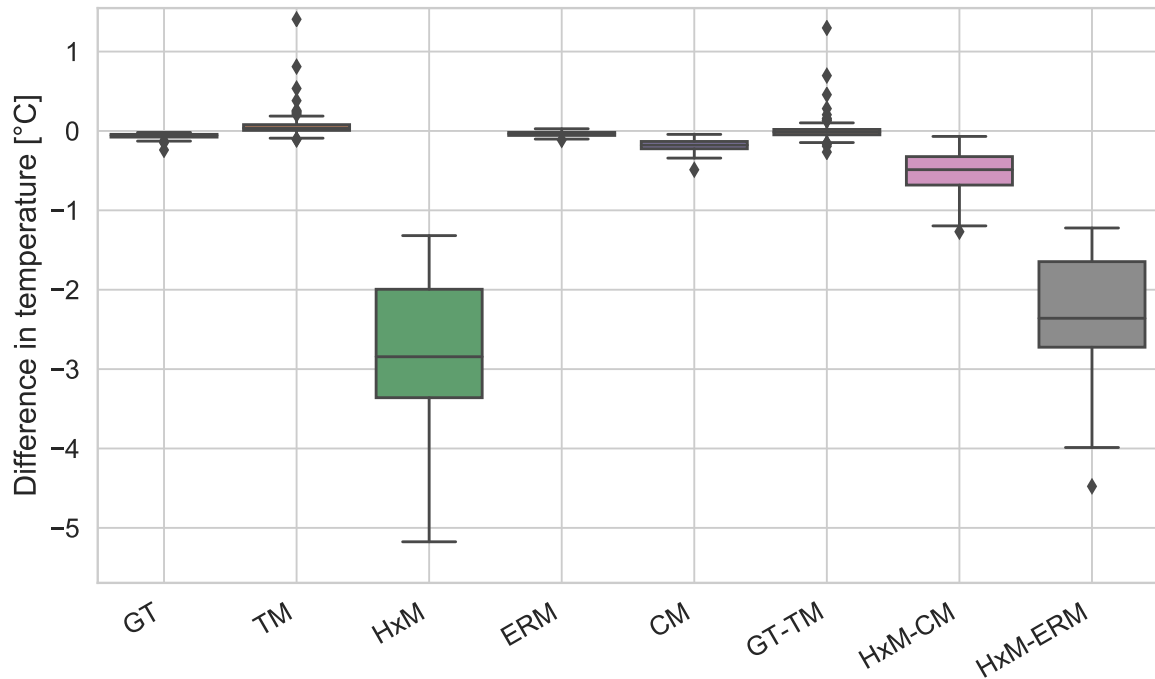


FIGURE 5.7 – Écarts de température de retour moyenne [°C] suivant les modèles de réseaux

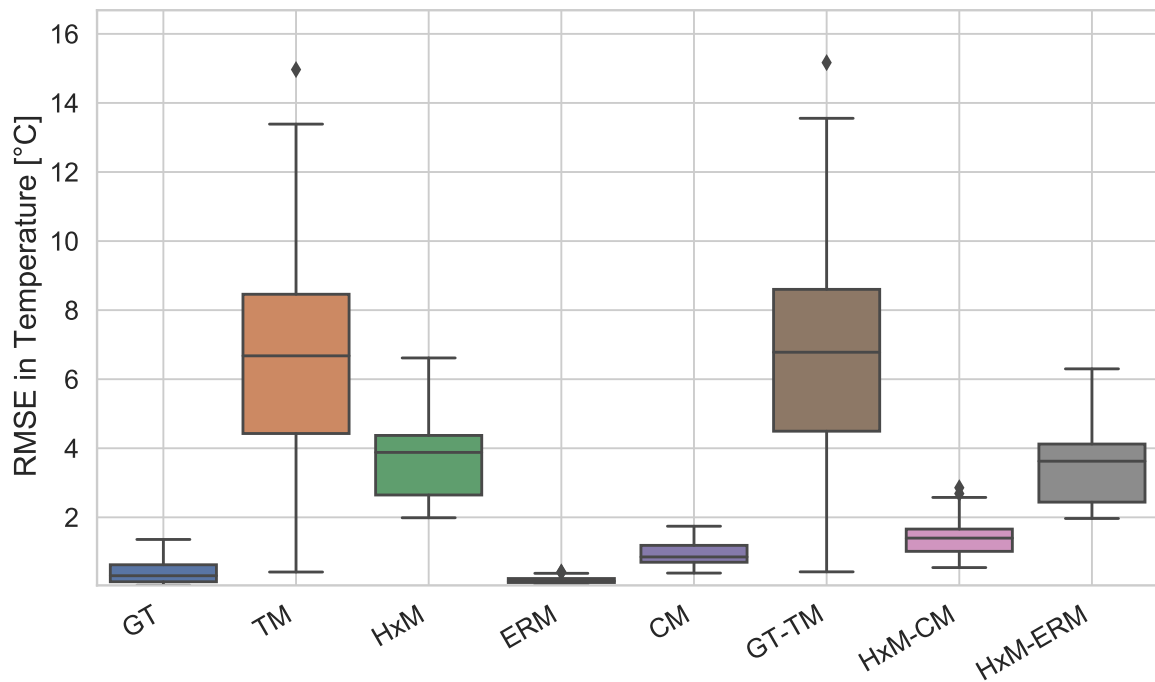


FIGURE 5.8 – RMSE sur la température de retour [°C] suivant les modèles de réseaux

Production et puissance d'énergie

Au niveau énergétique, on analyse la production annuelle de la PAC avec l'indicateur PE [%] pour la saison entière de chauffage (Figure 5.9), ainsi que son évolution temporelle avec l'indicateur NRMSE de la puissance de la PAC (Figure 5.10). Au niveau de la production d'énergie annuelle (Figure 5.9), les effets des simplifications de modèles sont inversés par rapport à la température de

retour :

- Le modèle de sol GT provoque des écarts relatifs de 1.5 à un peu plus de 3 %
- Le modèle HxM provoque de plus faibles écarts de 0 à -1.5 %.

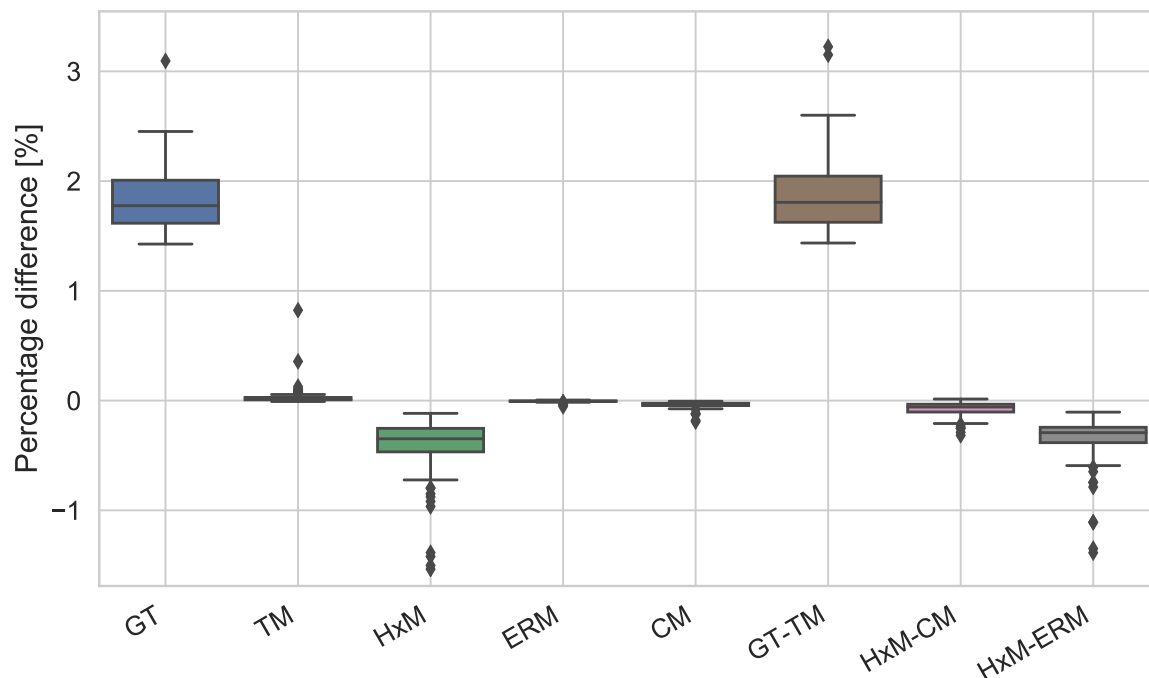


FIGURE 5.9 – Écarts de production d'énergie suivant les modèles de réseaux

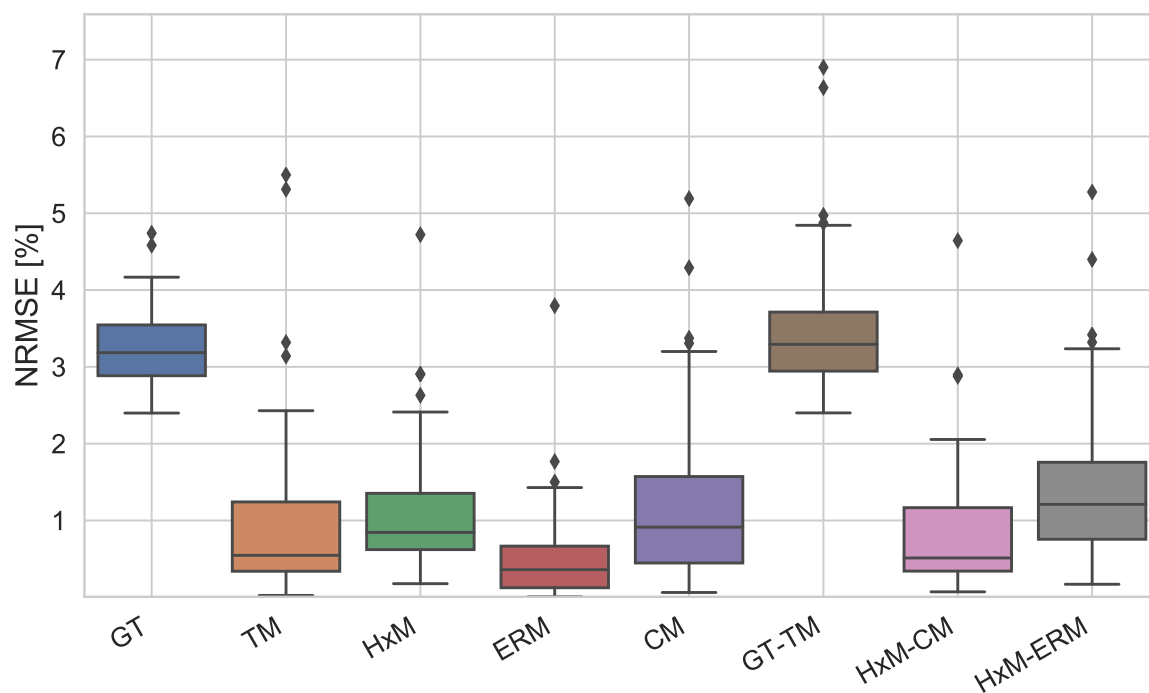


FIGURE 5.10 – NRMSE de la production d'énergie suivant les modèles de réseaux

Cependant, en regardant les résultats de l'indicateur NRMSE (Figure 5.10), les modèles de sol (et donc la combinaison avec le modèle de tube) sont les plus impactants, mais avec des écarts vis-à-vis des autres modèles plus faibles. En effet, presque tous les modèles influencent l'indicateur

NRMSE, excepté le modèle ERM. **Si un modèle de couplage simplifié est utilisé, il est préférable d'utiliser un modèle d'échangeur lui-aussi simplifié**, comme conclu précédemment. Si un modèle ERM simplifié est utilisé, cela n'a que peu d'impact sur l'indicateur NRMSE.

Ainsi, **suivant le type de KPI, les niveaux de détail des modèles à choisir varient, il est donc nécessaire de faire attention au contexte de l'étude et de bien définir le KPI principal.**

Les résultats sur le taux ENR se trouvent en Annexe [D.3.3](#).

5.4.2.3 Sensibilité aux paramètres

À partir des paramètres des réseaux présentés au paragraphe [5.3.4](#) et des paramètres quartiers généraux (paragraphe [2.1.7.2](#)), les coefficients de Pearson entre les paramètres sont calculés (Figure [5.11](#)). Cette matrice de corrélation permet de mettre de côté les paramètres les plus corrélés. Ainsi pour la suite, on retient :

- La température de départ du réseau, $T_{supply,district}$
- La densité de puissance, D_m (par rapport à la densité du quartier)
- La valeur de U moyenne du quartier, U_{bat} (par rapport à U_{wall} et U_{window})
- La compacité, *Compactness* (par rapport à la SHOB, la hauteur et $A_{ground floor}$)
- La longueur du réseau, $L_{network}$
- La puissance nominale du quartier, P_{nom}
- La répartition des usages des bâtiments, $Simpson_{usage}$
- Le ratio de vitrage moyen, WWR

À partir des paramètres sélectionnés, les coefficients de Spearman sont calculés par KPI et pour chaque modèle et combinaisons de modèles. Suivant les KPI et les modèles étudiés, les paramètres les plus influents changent. Ici, il n'y a que très peu de paramètres présentant des coefficients de Spearman supérieurs à 0.5 en absolu pour la majorité des modèles. Pour chacun des KPI les paramètres les plus influents sont :

- Température de retour : la densité de puissance et la température de départ du réseau
- RMSE sur la température de retour : la densité de puissance et la température de départ du réseau
- Production d'énergie : la densité de puissance du réseau
- NRMSE de la puissance du générateur : la densité de puissance du réseau et la puissance nominale de chauffage du quartier
- Le taux ENR : la température de départ du réseau

Ainsi, seuls 3 paramètres sont retenus comme KGI : **la densité de puissance, la température de départ du réseau et la puissance nominale de chauffage du quartier**. Ils sont testés seuls et combinés selon les KPI afin de proposer des KGI adaptés à chacun.

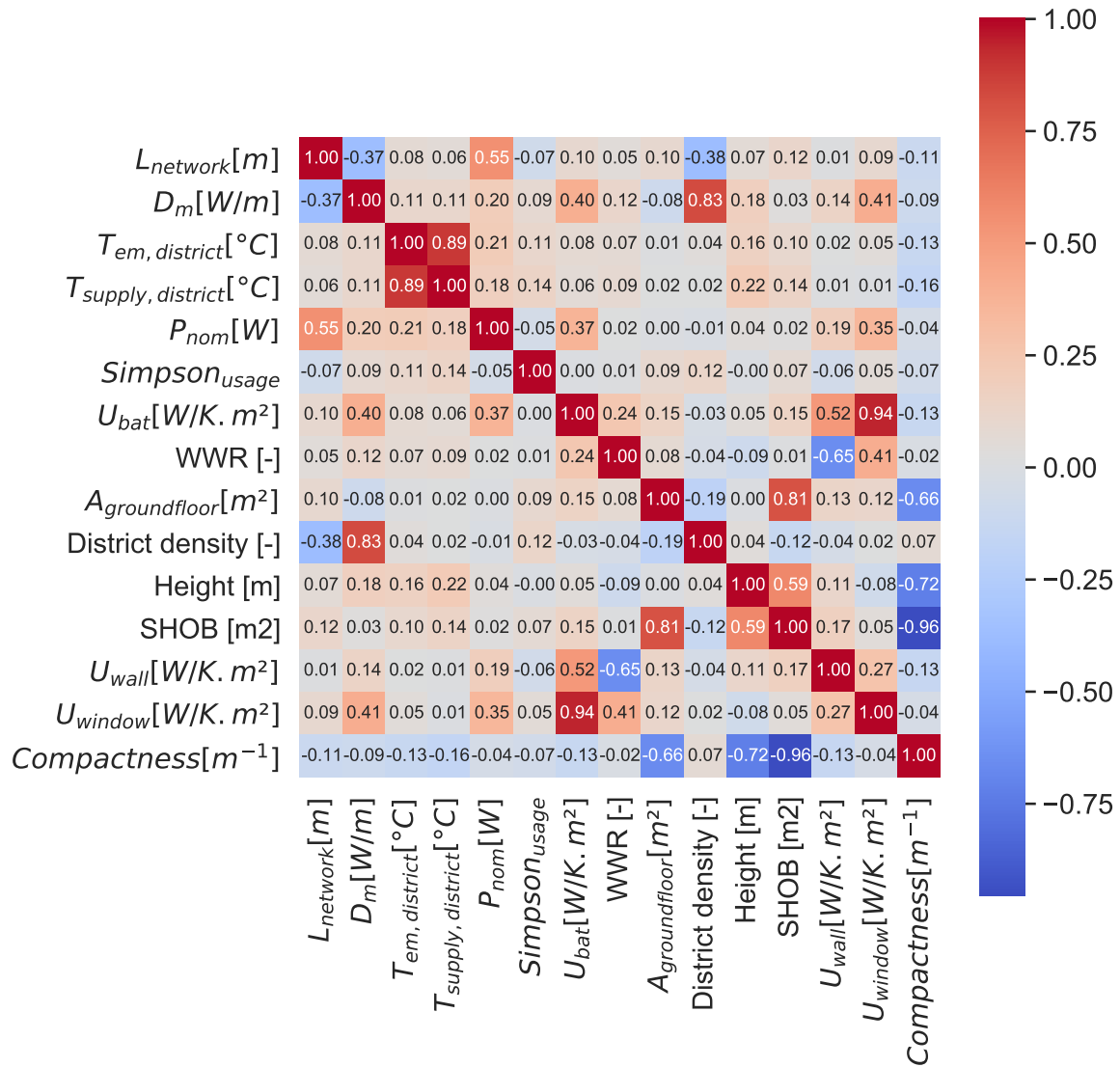


FIGURE 5.11 – Matrice de corrélation de Pearson entre les différents paramètres liés au quartier et au réseau

5.4.2.4 Parcimonie

Afin de choisir quel modèle utiliser en fonction des caractéristiques précédentes, l'indicateur de parcimonie est appliqué sur la température de retour moyenne, son RMSE et la production d'énergie et son indicateur NRMSE. Les résultats liés au taux ENR sont présentés en Annexe D.3.3. Pour plus d'explications sur la lecture des graphiques voir paragraphe 2.1.7.1.

On prend comme limites acceptables :

- 1.2 °C d'écart pour la température de retour [68], avec des poids b et c fixés à 1 et a fixé à 5. La prise en compte non pas d'un pourcentage mais d'un écart de température incite à augmenter l'effet de cet écart vis-à-vis des hypothèses et paramètres car relativement plus faible. Le choix de 5 reste cependant subjectif.
- 10 % d'écart pour la production annuelle d'énergie, avec des poids a, b, c fixés à 1.
- 15 % pour l'indicateur NRMSE de la puissance du générateur, avec des poids a, b, c fixés à 1.

Les variations de l'indicateur de parcimonie suivant les KGI suivent donc les mêmes tendances que les écarts à la référence. Néanmoins, la prise en compte de la complexité modifie les rapports de force entre modèles.

Les résultats pour le taux ENR avec un écart limite de 2 % (poids b et c égaux à 1 et a égal à 10) sont présents en Annexe D.3.3.

Température de retour

Pour la température de retour on retient un KGI basé sur la combinaison de la température d’approvisionnement du réseau et de la densité de puissance. Afin de réduire l’influence de la densité de puissance pour des valeurs élevées, un logarithme est utilisé pour créer le KGI :

$$KGI_{temp} = \log\left(\frac{D_m}{D_{moy}}\right) * \frac{T_{supply,district}}{T_{moy}} \quad (5.4)$$

Ces deux paramètres sont adimensionnés par :

- D_{moy} : la densité de puissance française moyenne est de $4\,870\text{ W.m}^{-1}$ (En 2012 il y avait 18 500 MW de puissance totale installée pour 3 800 km [63]). On prend $D_{moy} = 4.87\text{ W.m}^{-1}$, avec une division par 100 pour éviter les valeurs négatives de KGI avec le logarithme.
- T_{moy} : la majorité des réseaux (60 %) utilisent de l’eau chaude ($<110\text{ °C}$) et une eau basse température ($<80\text{ °C}$) (31 %). On adimensionne alors la température d’approvisionnement $T_{supply,district}$ par $T_{moy} = 100\text{ °C}$, compris entre ces deux types de fluide caloporteur.

La Figure 5.12 présente les résultats de l’indicateur de parcimonie sur la température de retour moyenne pour les deux saisons étudiées selon KGI_{temp} . Pour les modèles GT et TM, plus le KGI augmente, plus la parcimonie diminue, favorisant ainsi les modèles simplifiés pour des grands KGI (pour une densité de puissance élevée et une température de réseau de plus en plus faible). À l’inverse, les modèles HxM et leurs combinaisons ont des résultats plus élevés lorsque le KGI augmente. Ainsi, le modèle HxM simplifié ne peut être utilisé, car tous les résultats de parcimonie sont situés au-dessus de la limite de 1.2 °C . Cependant, si un modèle de couplage de demande simplifié est utilisé en même temps, il est possible de passer sous la limite acceptable. Ces résultats sont transcrits dans le Tableau 5.13 de décision.

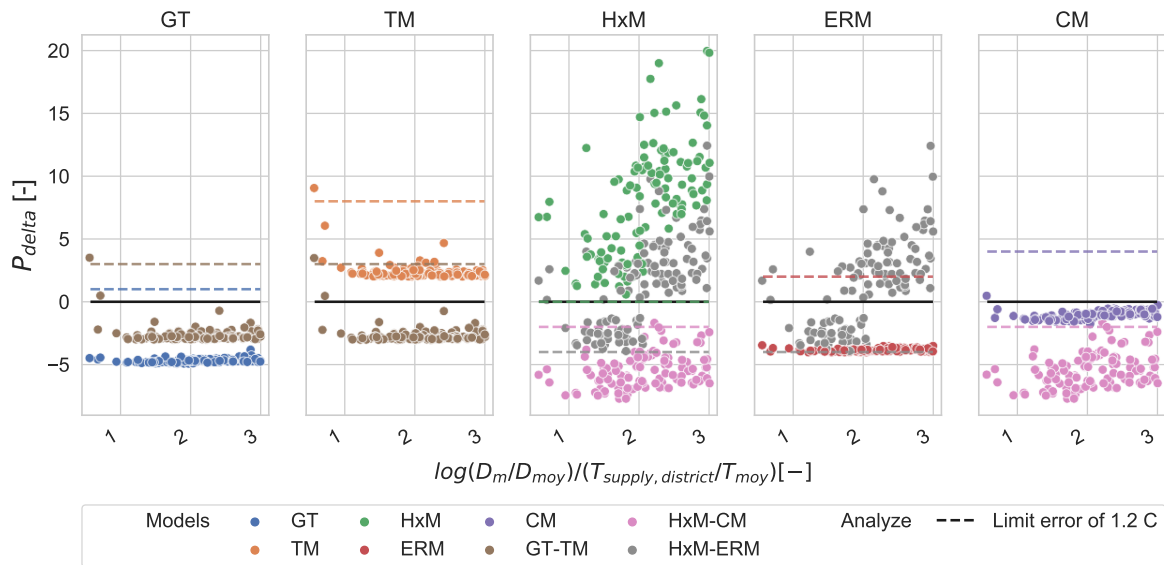


FIGURE 5.12 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour la température de retour moyenne au générateur pendant la saison de chauffage suivant les modèles de réseaux

Modèle(s) de réseau simplifié(s)	KGI _{temp} [-]			
	< 0.7	0.9	> 2.3	
Référence				
GT				
TM				
HxM				
ERM				
CM				
GT-TM				
HxM-CM				
HxM-ERM				

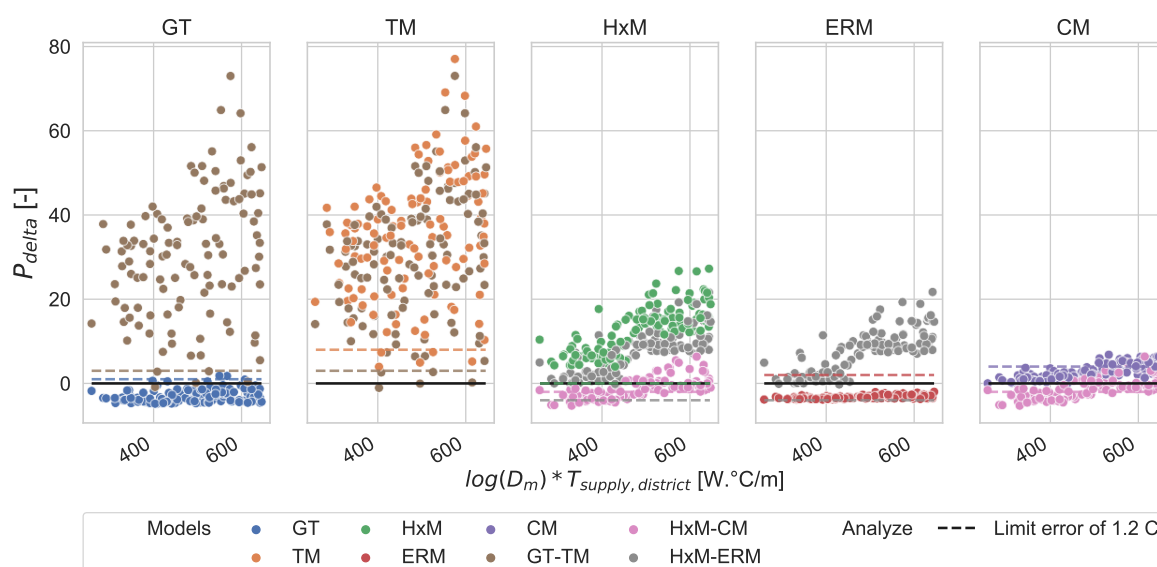
TABLEAU 5.13 – Modèles de réseaux à privilégier pour la température de retour moyenne au générateur

RMSE sur la température de retour

Un nouveau KGI est créé pour le RMSE sur la température de retour à partir de la température d’approvisionnement du quartier et de la densité de puissance (non normalisée afin d’augmenter son impact vis-à-vis de la température d’approvisionnement) :

$$\text{KGI}_{\text{RMSE}} = \log(D_m) * T_{\text{supply,district}} [\text{W} \cdot \text{C}/\text{m}] \quad (5.5)$$

La Figure 5.13 et son Tableau 5.14 de décision présentent les résultats de parcimonie. Avec la limite de 1.2 °C, le modèle de tube, qu’il soit combiné avec un modèle simplifié ou détaillé, n’est que très peu utilisable. Ce modèle est très sensible à la densité énergétique, où plus cette densité est faible, plus le modèle simplifié provoque de forts écarts (Annexe D.3.3). Ici il a été choisi de favoriser la température d’approvisionnement, les modèles liés à HxM, CM et ERM étant plus sensibles à ce paramètre.

FIGURE 5.13 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour le RMSE sur la température de retour au générateur pendant la saison de chauffage suivant les modèles de réseaux

Modèle(s) de réseau simplifié(s)	KGI _{RMSE} [W.°C/m]	
	< 400	> 500
Référence		
GT		
TM		
HxM		
ERM		
CM		
GT-TM		
HxM-CM		
HxM-ERM		

TABLEAU 5.14 – Modèles de réseaux à privilégier pour le RMSE sur la température de retour moyenne au générateur

Production annuelle d'énergie

La Figure 5.14 présente les résultats de parcimonie pour les écarts relatifs à la production annuelle d'énergie. Pour ce KPI, la densité de puissance est suffisante pour mettre en évidence des tendances. Néanmoins, ces tendances ont une utilité limitée : elle n'est utile que pour la combinaison du modèle de sol et de tube. Les autres modèles restent finalement soit toujours au-dessus de la limite de parcimonie soit toujours en-dessous.

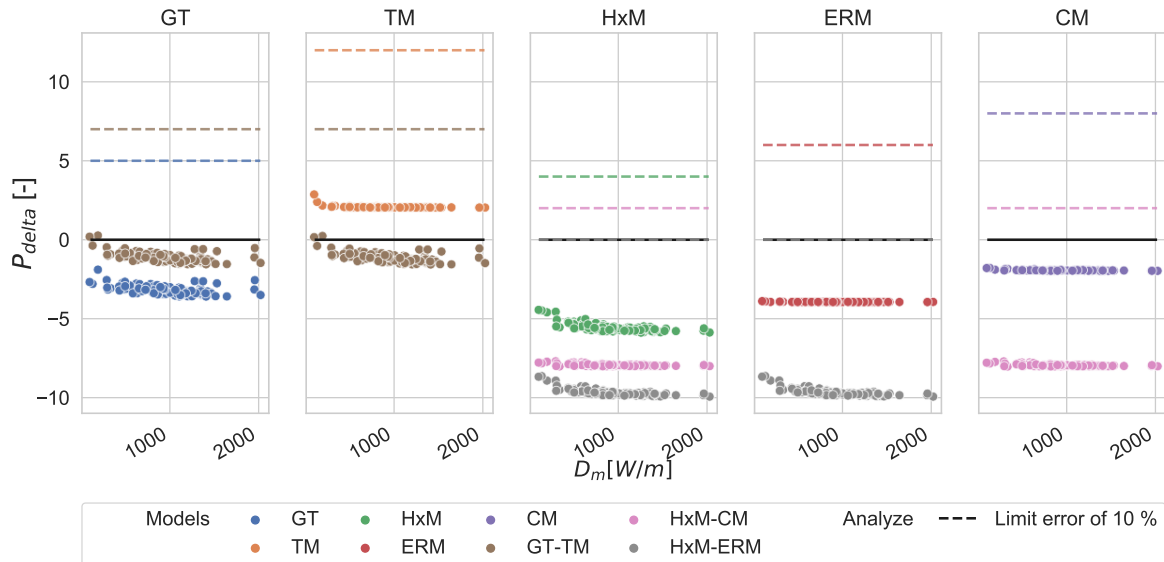


FIGURE 5.14 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour la production annuelle d'énergie pendant la saison de chauffage suivant les modèles de réseaux

En prenant une limite d'écart de 10 % sur la production annuelle, tous les modèles restent en-dessous de cette limitation. Seul le modèle TM simplifié n'est jamais parcimonieux, et seule la combinaison GT-TM a quelques restrictions d'utilisation. Ces restrictions sont résumées dans le Tableau 5.15 de décision. Ainsi, il est préférable d'utiliser un modèle de sol et de tube détaillé pour des réseaux de faible densité de puissance, sinon il est possible de les utiliser simplifiés. **Tous les modèles simplifiés peuvent être utilisés si le temps de simulation est important.**

Modèle(s) de réseau simplifié(s)	D_m [W/m] > 230
Référence	
GT	
TM	
HxM	
ERM	
CM	
GT-TM	
HxM-CM	
HxM-ERM	

TABLEAU 5.15 – Modèles de réseaux à privilégier pour la production annuelle d'énergie

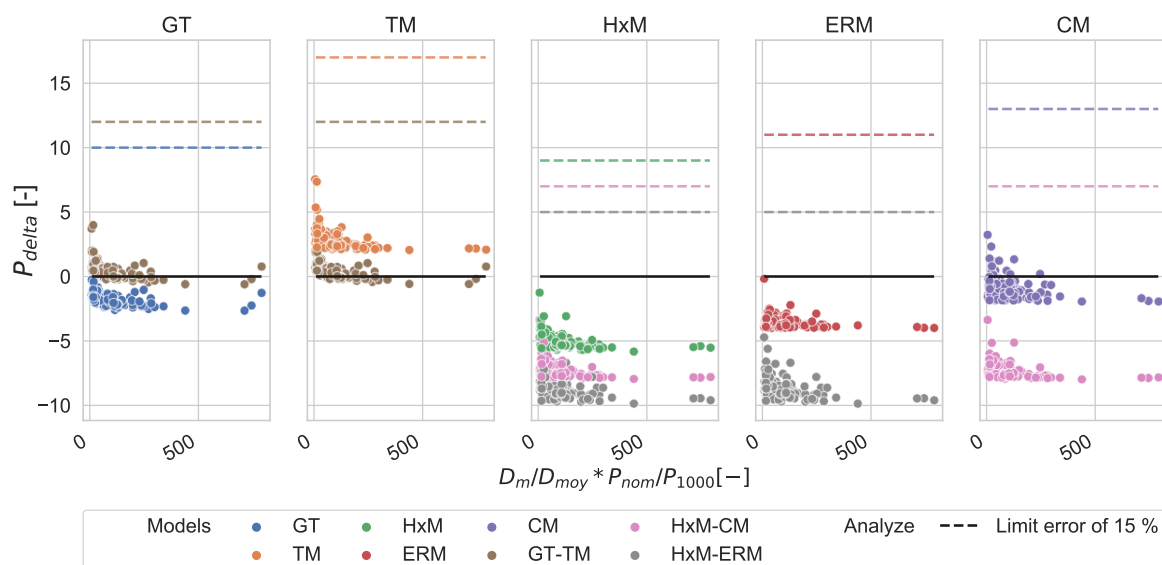
NRMSE sur la puissance du générateur

Un nouveau KGI est créé pour l'indicateur NRMSE de la puissance fournie par la PAC à partir de la densité de puissance et de la puissance nominale de chauffage du quartier :

$$KGI_{NRMSE} = \frac{D_m}{D_{moy}} * \frac{P_{nom}}{P_{1000}} [-] \quad (5.6)$$

Afin de garder une cohérence avec la normalisation du précédent KGI, le KGI_{NRMSE} est normalisé par le D_{moy} utilisé pour la température de retour, et par P_{1000} , pris à 1 000 kW. Pour ce KPI, l'utilisation du logarithme ne permet pas de faire émerger des tendances sur l'indicateur de parcimonie, et est donc écartée. La multiplication $D_m * P_{nom}$ est équivalente à la puissance nominale au carré divisée par la longueur de réseau.

Si tous les modèles simplifiés permettent d'avoir des résultats dans la limite acceptable de 15 % d'écart (Figure 5.15), le modèle TM ne présente pas de valeurs en dessous de la parcimonie de la référence, et les modèles CM et GT-TM restent très proche de celle-ci, limitant leur utilisation.

FIGURE 5.15 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour l'indicateur NRMSE de la puissance du générateur pour la saison de chauffage suivant les modèles de réseaux

Les conclusions sont résumées dans le Tableau 5.16 de décision. Les modèles ERM et HxM présentent cependant quelques résultats très proches de la limite de parcimonie, montrant ainsi toute l'importance des poids pour le calcul de l'indicateur de parcimonie.

Modèle(s) de réseau simplifié(s)	$\frac{D_m}{D_{nom}} * \frac{P_{nom}}{P_{1000}} [-]$		
	< 100	> 250	
Référence			
GT			
TM			
HxM			
ERM			
CM			
GT-TM			
HxM-CM			
HxM-ERM			

TABEAU 5.16 – Modèles de réseaux à privilégier pour l'indicateur NRMSE de la puissance du générateur

5.4.3 Choix d'un système de production énergétique

Afin d'observer les conséquences des choix de modèles sur un cas illustratif, l'ensemble des modèles et combinaisons de modèles du Tableau 5.3 est appliqué sur deux quartiers (choisis parmi les 120 créés précédemment) en faisant également varier le type de générateur. Ces quartiers sont choisis en raison de leur consommation énergétique et taux ENR différents, liés à la densité de puissance (Figure 5.16).

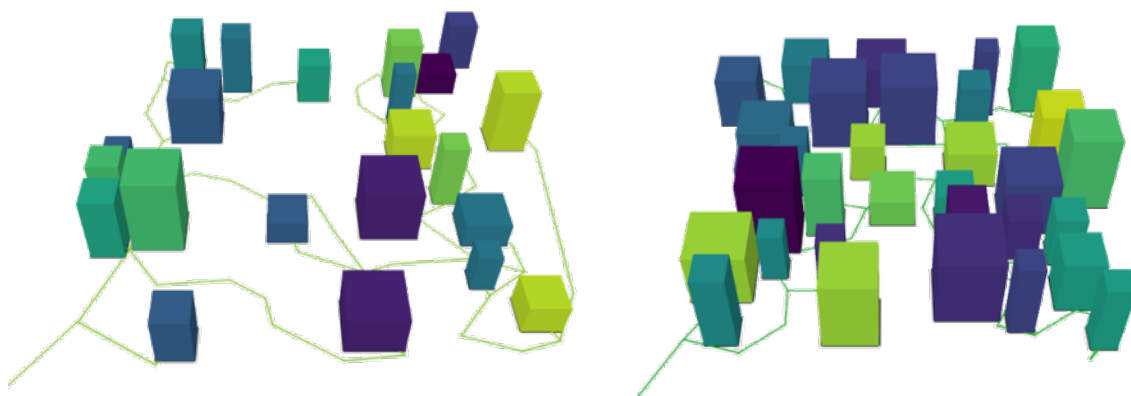


FIGURE 5.16 – Quartiers choisis pour l'application de choix de rénovation d'un générateur quartier (quartier A : gauche, quartier B : droite)

On suppose que ces quartiers sont alimentés par une chaudière condensation au gaz arrivant en fin de vie. La question est alors de savoir s'il est pertinent de la changer par un générateur différent (PAC électrique ou cogénération à turbine) ou de la remplacer par la même technologie. Quels gains (énergétiques, environnementaux et financiers) cela implique-t-il ? Quel est le temps de retour sur investissement ? Et à ce moment, quel est l'impact des combinaisons de modèles sur ce choix ? On ne s'intéresse ici qu'aux résultats agrégés annuels, et non à la dynamique du réseau.

Pour étudier cette question, une courte analyse de sensibilité est réalisée sur plusieurs paramètres

du réseau, des générateurs et économiques afin d'en voir les conséquences sur le choix de technologie :

- Réseau : **3 niveaux d'isolation du réseau** sont pris en compte, avec des conductivités thermiques λ de 0.025, 0.035 et 0.05 W/m.K à iso-épaisseur d'isolation.
- Générateur : **3 niveaux de COP nominal** pour la PAC sont testés; 2.5, 3 et 3.6
- Économique :
 - Suivant l'Energy Roadmap 2050, **3 scénarios d'évolution des prix** sont testés. L'objectif n'est pas d'avoir des prix représentant exactement les évolutions futures mais plutôt une base commune permettant de comparer les différentes solutions techniques.
 - Le **taux d'actualisation** : 2 taux sont pris en compte, 1 et 4.5 %

Cette partie est analysée en 3 étapes :

- Analyse du bilan énergétique en fonction des différents modèles de réseau
- Application d'un modèle économique fixé avec un taux d'actualisation de 4.5 %
- Application de différents scénarii économiques pour visualiser la sensibilité des résultats à ces paramètres économiques

5.4.3.1 Bilan énergétique

Pour le bilan énergétique on raisonne en énergie primaire totale (avec un coefficient pour l'électricité de 2.58 préconisé par la RT2012), sachant que la PAC consomme de l'électricité et que la cogénération en produit :

$$E_{MWhep} = E_{gas} [Mwh] + E_{elec} [Mwh] * 2.58 \quad (5.7)$$

Les Figures 5.17 et 5.18 présentent les consommations d'énergie primaire de chacun des générateurs suivant les différentes combinaisons de modèles, respectivement pour les quartiers A et B. Pour chacun des quartiers, la cogénération consomme plus de gaz que la chaudière, et la PAC consomme plus d'énergie primaire, due au facteur de 2.58 appliqué à l'électricité. De même, les consommations sont plus importantes lorsque le réseau est mal isolé. Par exemple pour la chaudière, les consommations sont en moyenne de 1 150 MW.h_p pour un réseau isolé avec une conductivité thermique de 0.025 W/m.K, à plus de 1 400 MW.h_p pour un réseau mal isolé à 0.05 W/m.K.

Au niveau du quartier A, les différences entre modèles sont assez faibles pour la chaudière et la cogénération avec moins de 45 MW.h_p (soit moins de 4 % de la consommation de référence), mais montent à 200 MW.h_p (soit 10 %) pour la PAC lorsque celle-ci a un faible COP de 2.5. Ces écarts augmentent notamment avec la dégradation du COP et de l'isolation du réseau. Le quartier B ayant plus de bâtiments, il consomme plus. Cependant les écarts entre modèles restent similaires avec des différences légèrement plus importantes entre les modèles, jusqu'à 11 % d'écart pour la PAC pour un réseau mal isolé et un mauvais COP. Les consommations diminuent notamment avec l'utilisation de modèles HxM et CM simplifiés, et augmentent avec un modèle GT simplifié.

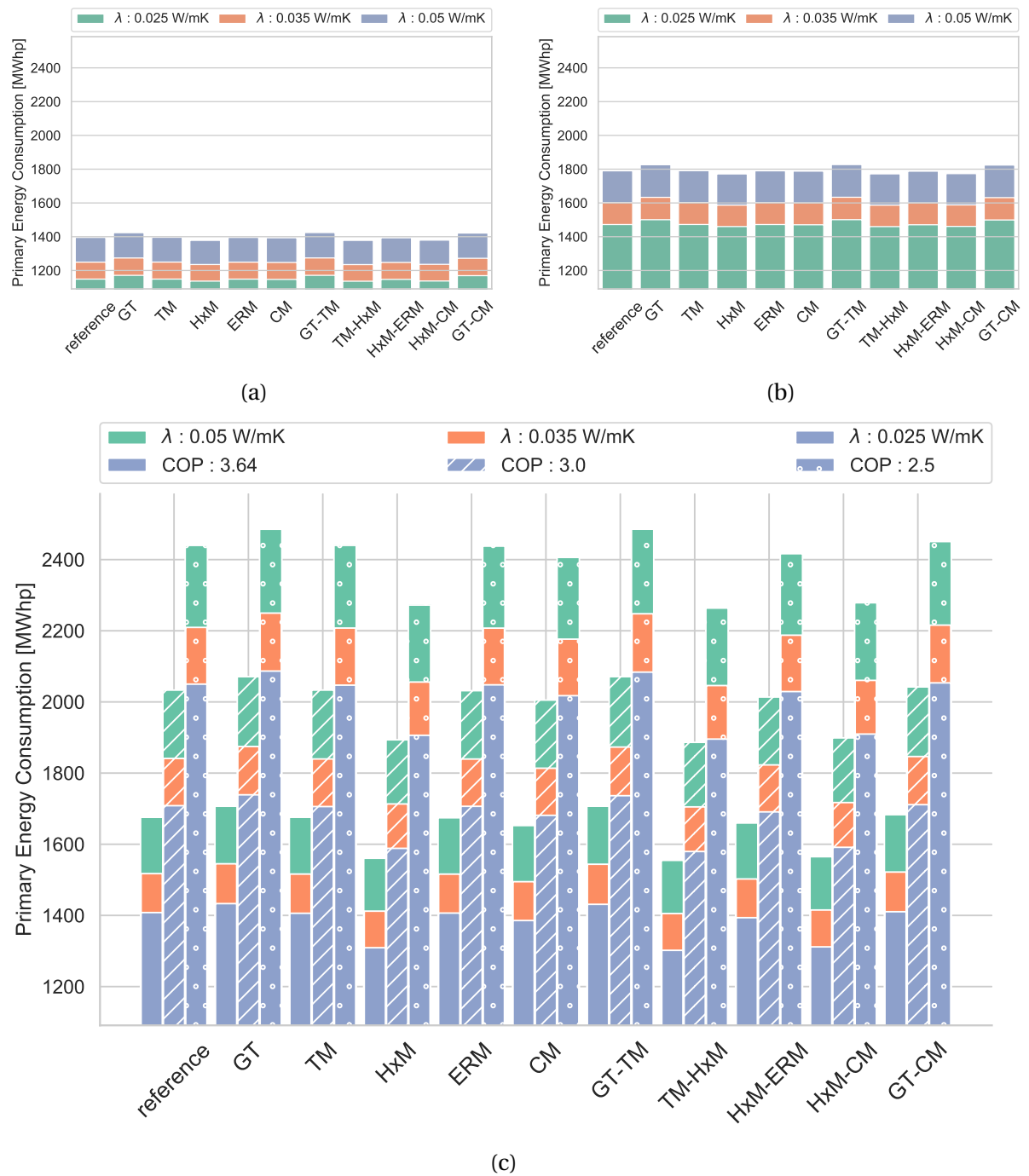


FIGURE 5.17 – Consommation d'énergie primaire par type de générateur pour le quartier A (a : chaudière, b : cogénération, c : PAC)

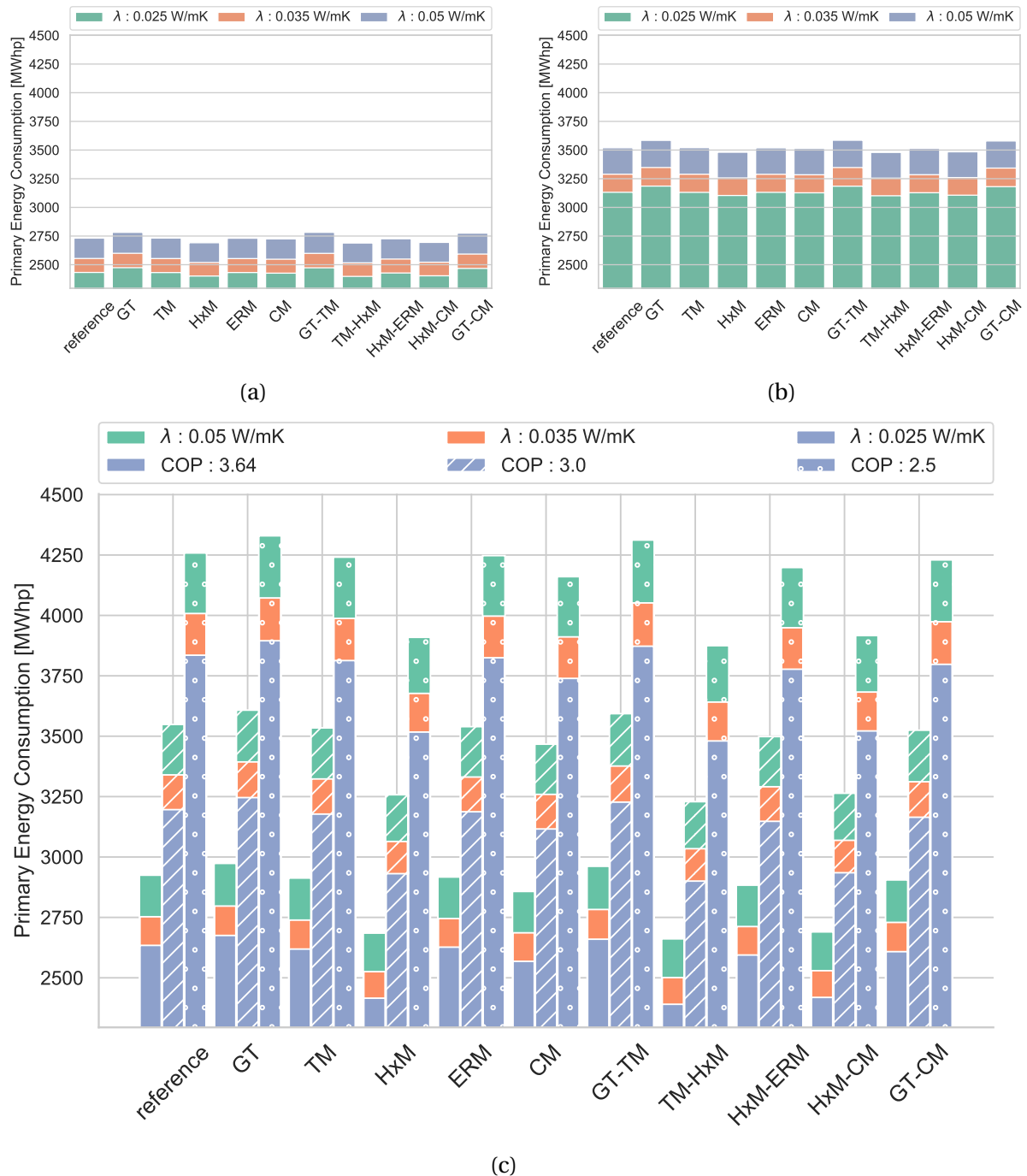


FIGURE 5.18 – Consommation d'énergie primaire par type de générateur pour le quartier B (a : chaudière, b : cogénération, c : PAC)

5.4.3.2 Application d'un modèle économique

Modèle économique

Dans cette partie, le raisonnement est fait à partir des gains G (énergétiques, financiers ou environnementaux) entre la solution avec chaudière et la solution avec un nouveau générateur (gen), calculés pour chaque année i :

$$G_i = G_{chaudiere,i} - G_{gen,i} \quad (5.8)$$

Les gains environnementaux sont calculés à partir des taux de CO_2 du Tableau 5.17. En appliquant un modèle économique sur les résultats précédents, il est possible de déterminer les gains financiers par année pour chacune des solutions. Pour cela, 3 composantes doivent être calculées :

- **Coût énergétique** : Les coûts d'énergie sont calculés suivant les tarifs du Tableau 5.17 en prenant pour la cogénération un coût de d'achat de l'électricité égal à celui de vente. En prenant E la consommation d'énergie en kWh et E_{prod} la production d'énergie en kWh, il est possible de calculer le coût de l'énergie :

$$Coût_{\text{energie}} = E_{elec} * Prix_{elec} + E_{gaz} * Prix_{gaz} - E_{prod,elec} * Prix_{elec} \quad (5.9)$$

- **Coût de maintenance annuelle** : Les coûts C_{maint} sont calculés comme 1 % du coût d'investissement du générateur (C_{invest}).
- **Coût d'investissement / renouvellement de générateur** : C_{invest} est déduit d'un ratio r lié au type de générateur et appliqué à sa puissance P :

$$C_{invest} = P_{gen} * r_{gen} \quad (5.10)$$

On évalue les coûts d'investissement et les durées de vie de chacun des générateurs à partir du rapport AMORCE de 2015 [7]. Les trois générateurs ont ici la même durée de vie de 20 ans.

Prix et taux	Électricité	Gaz
Financiers	8.5 cts€/kWh [42]	5 cts€/kWh [58]
Environnementaux	0.0395 kgCO ₂ e/kWh ([1] – 2018 mix moyen)	0.169 kgCO ₂ e/kWh PCS ([1] – 2015 mix moyen, gaz naturel)

TABLEAU 5.17 – Prix et taux de CO_2 des différentes sources d'énergie

À partir des gains financiers, il est possible de calculer le temps de retour sur investissement (ici noté TRI, différent du taux de retour sur investissement) par la valeur actuelle nette (VAN) qui prend en compte le taux d'actualisation R_{energy} . Ce TRI est atteint lorsque l'investissement est compensé par les gains financiers réalisés, soit quand :

$$(C_{invest,gen} - C_{invest,chaudiere}) - \sum_{i=0}^{TRI} VAN(G_e^i) = 0 \quad (5.11)$$

Avec :

$$VAN(G_e^i) = \begin{cases} \frac{G_{energy,infl} + G_{maint,infl} + G_{invest}}{(1 + R_{energy})^i} & \text{si } i \bmod (I_{\text{durée de vie}}) = 0 \\ \frac{G_{energy,infl} + G_{maint,infl}}{(1 + R_{energy})^i} & \text{sinon.} \end{cases} \quad (5.12)$$

On suppose en effet qu'au bout de 20 ans ($I_{durée\ de\ vie}$) les générateurs sont renouvelés par la même technologie et que la différence de coût d'investissement (G_{invest}) doit être prise en compte. Les gains sont actualisés à partir du taux d'actualisation R_{energy} fixé par la Commission Quinet 2013 [176] pour le secteur de l'énergie de 4.5 %. De plus, une inflation constante ($infl$) est prise pour chacune des composantes : 2 % pour le prix de l'électricité, 1 % pour le gaz et 1 % pour la maintenance. Ces taux permettent de prendre en compte l'augmentation du coût de la vie avec l'inflation ramené aux euros d'aujourd'hui avec le taux d'actualisation.

On se fixe un TRI maximal de 30 ans au-delà duquel on suppose trop d'incertitudes dans les prix et taux économiques.

Résultats

Au niveau des gains environnementaux, la PAC étant électrique, ces derniers sont élevés malgré une consommation plus forte (le taux de CO_2 est 5 fois plus faible pour l'électricité que pour le gaz). Si l'on s'en tient à cet argument environnemental, c'est donc la PAC qui devrait être privilégiée.

Si l'on s'intéresse à l'aspect financier, les Figures 5.19 et 5.20 présentent les résultats pour le TRI de chacun des quartiers (respectivement A et B).

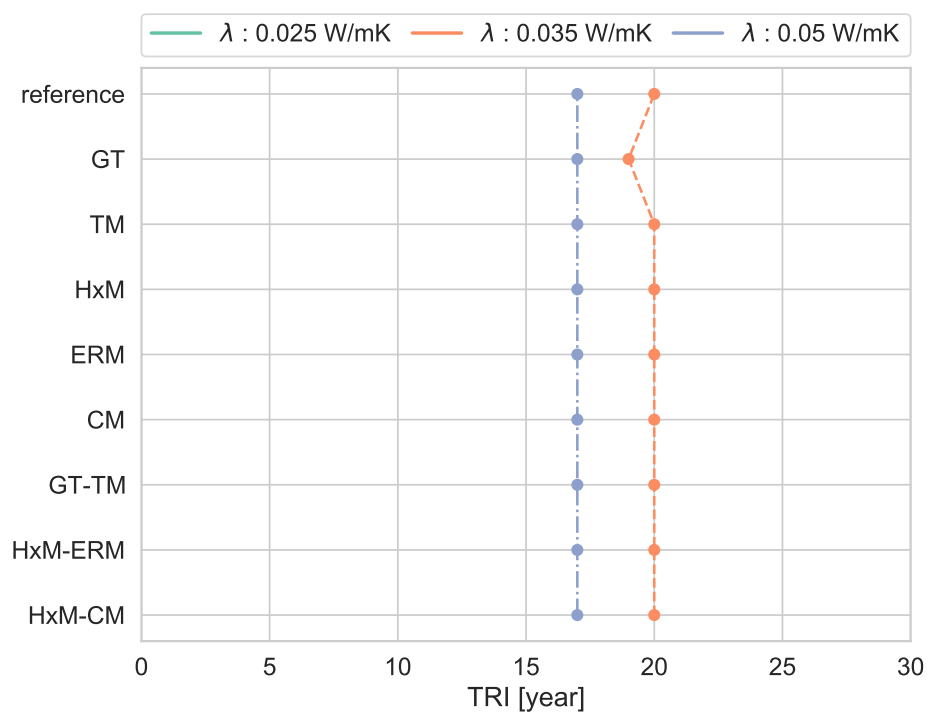
Sur la Figure 5.19 les écarts entre modèles au niveau énergétique pour le quartier A sont visibles avec des TRI différents. Pour la solution de cogénération, le TRI ne varie que d'une année entre les modèles, quel que soit le type de réseau. La vente d'électricité produite par la cogénération permet de compenser des coûts de gaz plus élevés que pour la chaudière, et permet donc d'avoir des TRI inférieurs à 20 ans pour uniquement les réseaux moyennement ou peu isolés (conductivités de 0.035 et 0.05 W/m.K). À l'inverse pour la solution de PAC, le TRI varie de 7 ans pour le réseau le mieux isolé et le meilleur COP, et est inexistant (ou supérieur à 30 ans, ici non calculé) pour le reste des réseaux. Malgré cette variation d'année, l'ensemble des modèles proposent un ordre de grandeur similaire pour le TRI.

La Figure 5.20 présente les TRI pour le quartier B. Comme pour le quartier A, les résultats de TRI pour la solution de cogénération sont similaires, aux alentours de 5-6 ans. Pour la solution de PAC les TRI sont très variables :

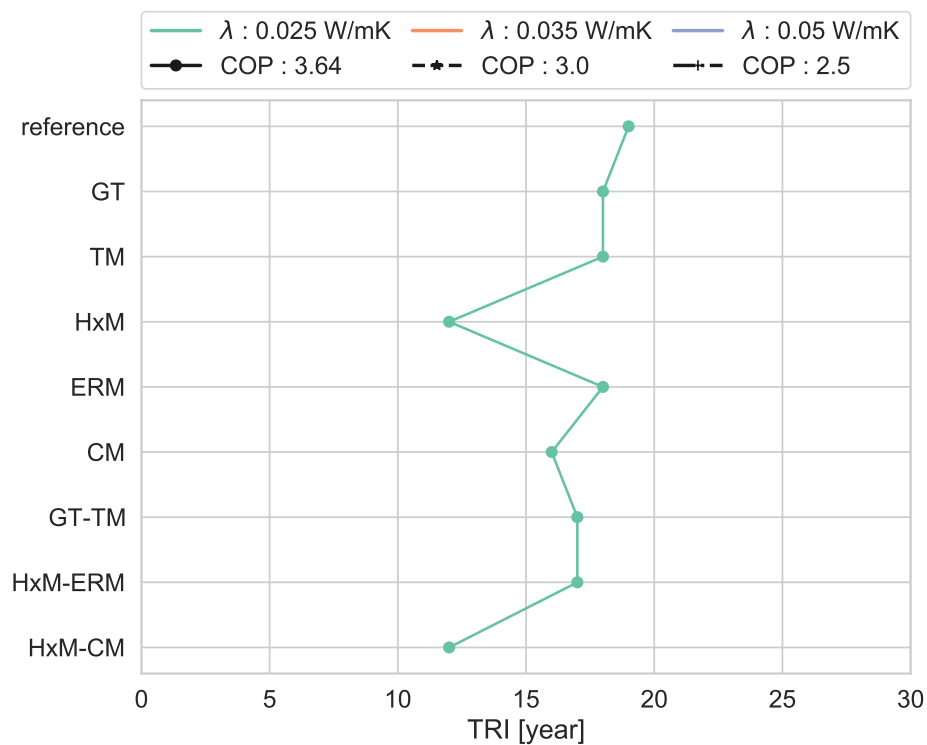
- Un TRI est atteint pour toutes les isolations de réseaux si le COP est égal à 3.64.
- Pour un COP de 3, certaines combinaisons de modèles n'arrivent pas à trouver un TRI tandis que d'autres en proposent un inférieur à 30 ans, lorsque les modèles suivants sont utilisés de manière simplifiée : HxM, CM, GT-TM, HxM-ERM et HxM-CM pour un réseau bien isolé (conductivité de 0.025 W/m.K), et HxM et HxM-CM pour un réseau moyennement isolé (conductivité de 0.03 W/m.K). Cependant aucune combinaison de modèle n'obtient de TRI pour un réseau mal isolé ou avec un COP de 2.5.

Ainsi, à l'inverse du quartier A, il est nécessaire de **faire attention au choix des modèles pour le quartier B**. Pour la solution de cogénération, les impacts des modèles sont très faibles, mais comme le TRI calculé est très proche de l'année de renouvellement du générateur (à 21 ans), les légères différences de gains énergétiques font basculer le projet de manière rentable ou non en dessous de 20 ans. Si le calcul avait été sur une période de temps plus longue, il est fort probable que le TRI pour les modèles TM et GT-TM aurait été proche de 40 ans, avant le deuxième renouvellement de générateur. Au niveau de la solution de PAC, **les modèles HxM et CM détaillés sont à privilégier, et les combinaisons de modèles simplifiés sont à éviter**.

On peut ainsi voir que les modèles impactant la solution de cogénération sont les modèles GT, TM et leur combinaison mais de manière beaucoup plus faible que les modèles HxM et CM pour la solution de PAC.

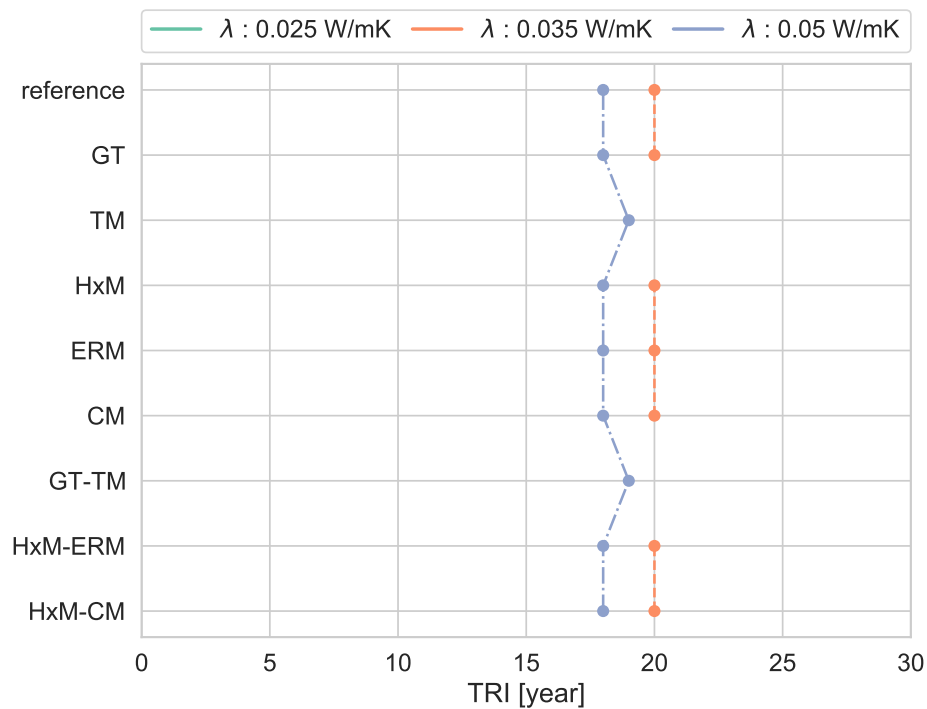


(a)

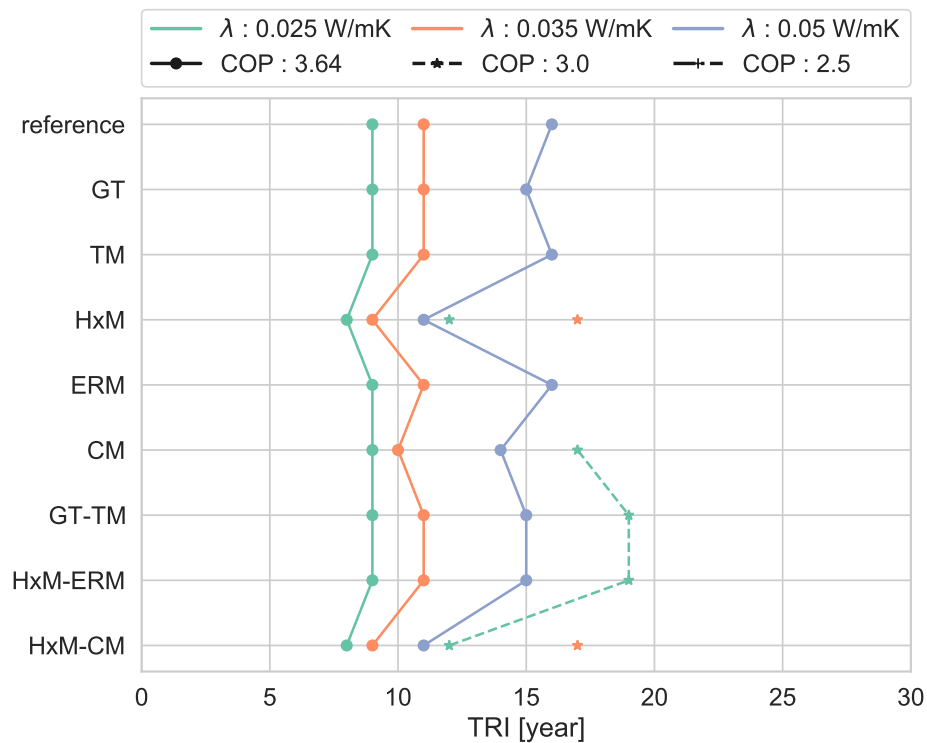


(b)

FIGURE 5.19 – TRI pour le quartier A suivant le type de générateur (a : cogénération, b : PAC)



(a)



(b)

FIGURE 5.20 – TRI pour le quartier B suivant le type de générateur (a : cogénération, b : PAC)

5.4.3.3 Application de différents scénarii économiques

En appliquant un scénario économique donné, les modèles donnent des résultats différents. Il est alors légitime de se poser la question de l'impact des incertitudes des modèles économiques : accentuent-elles encore les écarts entre modèles, notamment sur des quartiers non sensibles initialement ?

Scénarii économiques

On prend 3 scénarii d'évolution des prix de l'énergie, présentés Tableau 5.18. Cette évolution provient des prix au consommateur (en euros 2012 constants) des différentes sources d'énergie évalués pour le projet Adaptatio [77] et se basant sur l'Energy Roadmap 2050 de la commission européenne [41]. Les scénarios d'évolution des prix de l'électricité sont basés sur les politiques publiques de décarbonisation de l'énergie, avec un scénario suivant les politiques actuelles (S1), un scénario focalisé sur une forte efficacité énergétique (S2) et le dernier avec un fort développement des énergies renouvelables (S3). Ici uniquement l'évolution des prix est calculée et appliquée aux prix précédents. Deux taux d'actualisation sont pris en compte : 4.5 % et 1 % afin de voir l'impact de ce taux sur les résultats.

Scénario		S1	S2	S3
Taux d'augmentation du prix de l'électricité	2010-2030	1.20 %	1.17 %	1.42 %
	2030-2050	0.03 %	-0.22 %	0.83 %
Taux d'augmentation du prix du gaz	2010-2030	1.5 %	1.5 %	1.5 %
	2030-2050	0.86 %	0.86 %	0.86 %

TABLEAU 5.18 – Scénarios d'évolution des prix

Résultats

La Figure 5.21 présente les différents TRI obtenus suivant le taux d'actualisation, le scénario et l'isolation du réseau utilisé pour le quartier A :

- Avec la solution de cogénération, on remarque que si le scénario d'évolution des prix n'impacte que peu les valeurs de TRI, le taux d'actualisation de 1 % fait fortement baisser le TRI (6 ans) par rapport au taux de 4.5 %. Le niveau d'isolation du réseau impacte lui aussi le TRI : plus le réseau est bien isolé, plus le TRI est élevé et avec un faible écart-type. On retrouve globalement les mêmes écarts entre modèles, avec pour les modèles GT et TM des valeurs de TRI plus restreintes.
- Avec la solution de PAC, les scénarios d'évolution des prix n'influencent que peu les valeurs. Comme pour la solution de cogénération, l'isolation thermique du réseau fait fortement varier le TRI, et ce différemment suivant les types de modèles utilisés. En effet, pour un réseau mal isolé (0.05 W/m.K) les modèles HxM et combinaisons HxM-CM trouvent la solution rentable (il est possible de calculer le TRI), et pour un réseau moyennement isolé les modèles ont des plages de valeurs de TRI qui ne se recouvrent pas (par exemple : TM et HxM-CM). Le taux d'actualisation influence globalement de la même manière que l'isolation, avec cependant des écarts moins prononcés entre les deux variantes. Certains modèles calculent

eux aussi un TRI (i.e. le modèle est rentable) qui n'est pas forcément présent dans d'autres simulations soumises à d'autres niveaux de détail des modèles. Enfin, le COP de la PAC est un des paramètres les plus influents sur la rentabilité économique. Seuls les modèles HxM et HxM-CM déterminent des TRI existants pour un COP de 2.5.

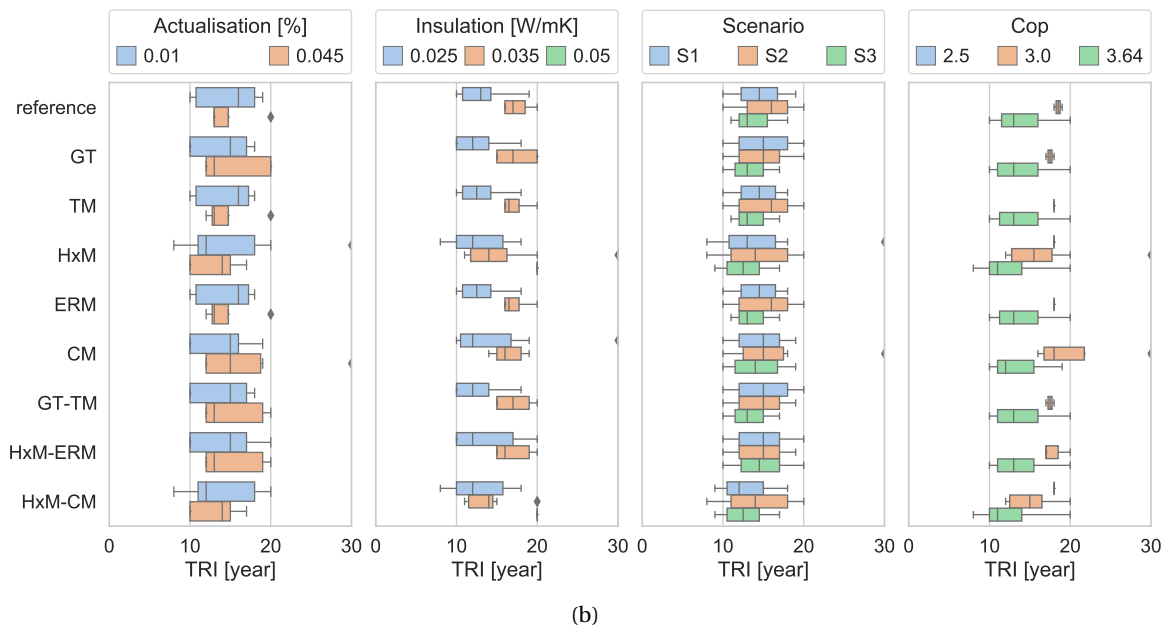
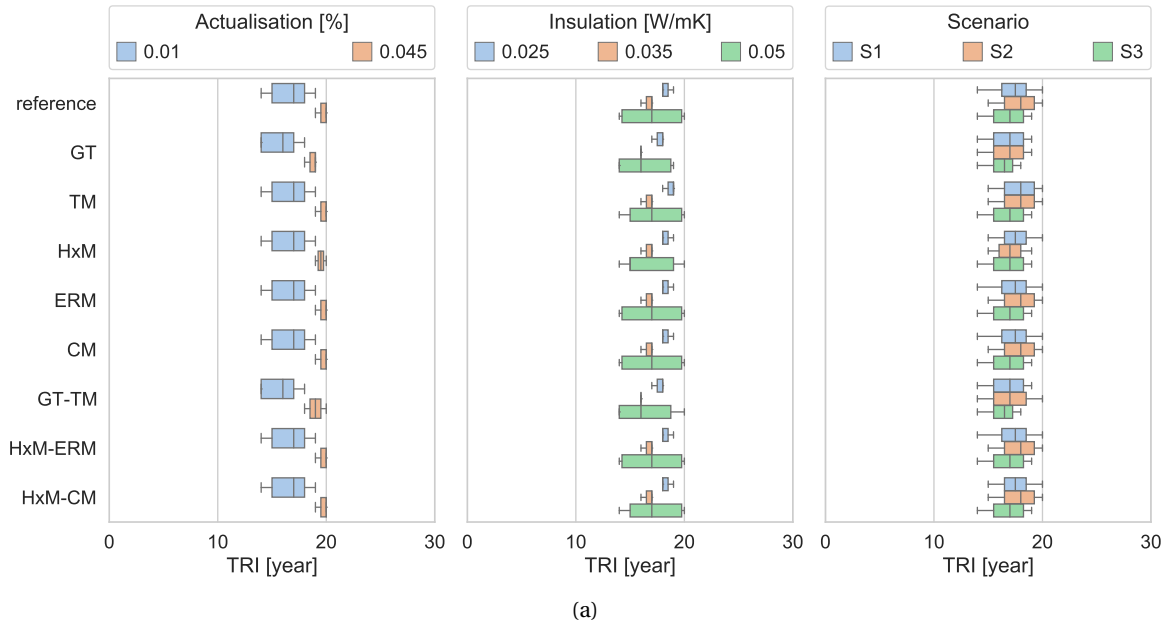
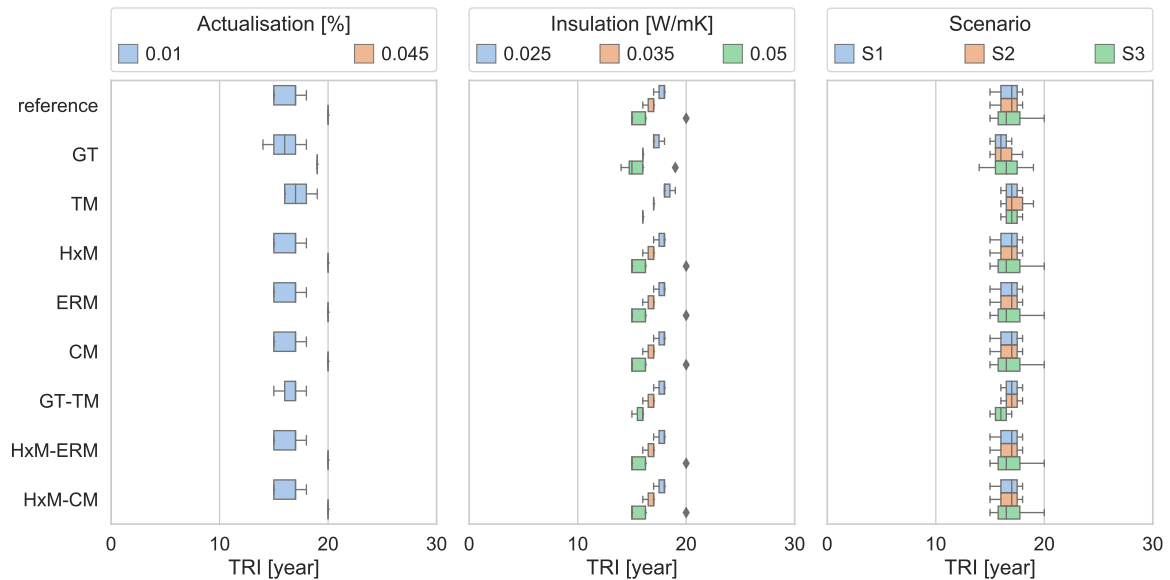


FIGURE 5.21 – TRI pour le quartier A avec la solution de cogénération suivant des paramètres économiques (a : Cogénération, b : PAC)

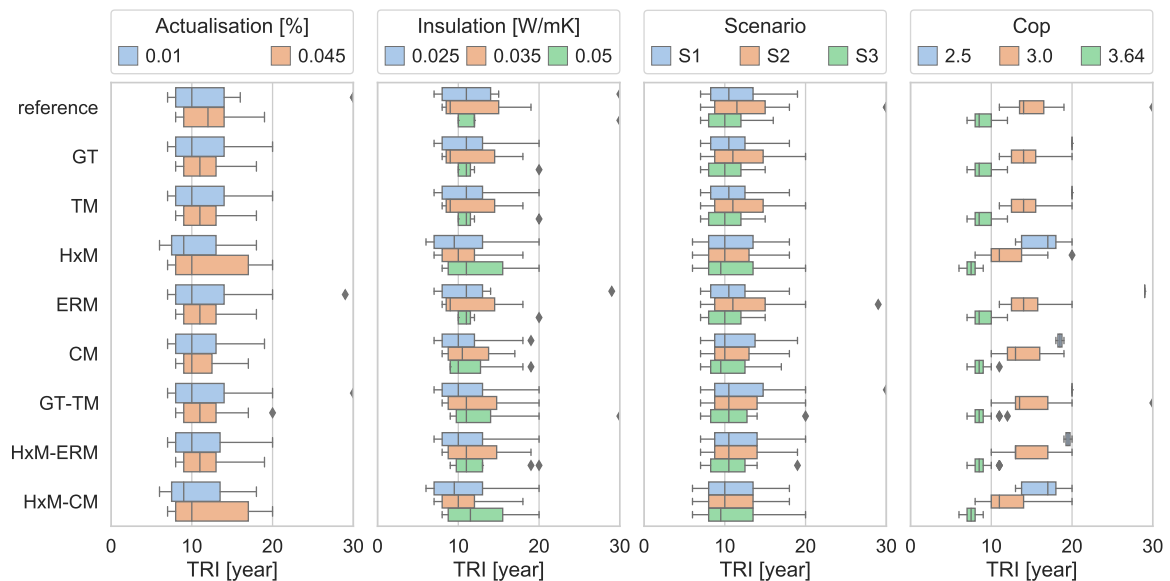
En étudiant le quartier B (Figure 5.22), on remarque les mêmes tendances qu'avec le quartier A mais de manière plus prononcée :

- Le taux d'actualisation de 1 % permet d'obtenir des TRI acceptables pour la cogénération contrairement au taux de 4.5 % utilisé précédemment.
- Les scénarios d'évolution des prix n'impactent que peu les résultats.
- La performance thermique du réseau est un des paramètres les plus influents avec le COP de la PAC. Seule l'utilisation d'un modèle ERM simplifié ne modifie pas le TRI calculé par la

référence pour un COP de 2.5. Tous les autres calculent au moins une fois un TRI inférieur à 30 ans.



(a)



(b)

FIGURE 5.22 – TRI pour le quartier B avec la solution de cogénération suivant des paramètres économiques (a : Cogénération, b : PAC)

Ainsi, **l'utilisation d'un modèle économique peut être considérée comme un chaînage complémentaire de modèles, propageant en amplifiant ainsi les incertitudes initiales liées aux modèles physiques.** Certains paramètres économiques (ici le taux d'actualisation) peuvent avoir un impact sur le TRI importants. À l'inverse, d'autres paramètres économiques (ici les scénarios d'évolution des prix) n'ont que peu d'impact par rapport aux modèles et aux paramètres techniques tels que le COP ou l'isolation du réseau. Cependant, il est à noter qu'une légère différence de consommation énergétique peut conditionner la rentabilité économique ou non en calculant un TRI.

5.5 Conclusion

Afin de prendre en compte les réseaux de chaleur dans les simulations urbaines, certains UBE M les modélisent soit de manière couplée soit de manière découplée aux bâtiments. Ils peuvent être modélisés par de nombreux sous-modèles interagissant ensemble à travers le fluide distribué.

Dans ce chapitre, l'objectif était d'étudier l'impact de différents niveaux de modélisation d'un réseau de chaleur, notamment au niveau de la température de retour et de la production d'énergie du générateur. Pour prendre en compte les interactions entre les différents sous-modèles, les plans factoriels fractionnaires (FF) ont été appliqués sur 5 familles de modèles composant le réseau, avec chacune 2 sous-modèles : un simplifié et un détaillé. Ces plans FF ont permis de réduire le nombre de simulations à réaliser tout en permettant de calculer les effets principaux et secondaires des modèles. Ils ont permis de gérer la forte combinatoire en détectant des possibles interactions d'ordre 3 ou supérieur et d'adapter ainsi le plan d'expériences.

Ces plans FF ont été appliqués sur des réseaux ayant des caractéristiques suffisamment différentes pour déterminer les interactions les plus importantes et ainsi réduire le nombre de combinaisons de modèles à simuler. Ainsi, c'est un plan d'expériences réduit qu'il a été possible d'appliquer sur une centaine de réseaux pour appliquer la méthodologie de parcimonie et déterminer des KGI adaptés.

À partir de ces analyses il a été montré qu'en fonction du KPI étudié, le KGI correspondant varie, mais intègre toujours la densité de puissance du réseau. Cette densité de puissance permet alors de distinguer les modèles parcimonieux de ceux dépassant les limites d'écarts acceptables :

- Quel que soit le KGI, **le modèle simplifié d'émetteur peut être utilisé.**
- **Le modèle de sol** simplifié conduit souvent à des résultats en-dessous de la limite acceptable, mais n'est vraiment **parcimonieux que pour résultats agrégés : la température de retour moyenne annuelle et la production annuelle du générateur.**
- Le modèle **de demande simplifié est généralement utilisable quel que soit le KGI**, mais présente des écarts pour l'indicateur NRMSE de la puissance du générateur pour de faibles densités de puissance et puissances du quartier. Ainsi, ce modèle est parcimonieux pour tout **KPI agrégé annuel, mais s'avère moins adapté dès que l'on s'intéresse à la dynamique du réseau.**
- Enfin, le **modèle d'échangeur** et ses combinaisons avec les modèles de demande et d'émetteur, est le modèle présentant **les résultats les plus variables selon les KPI** : il est déconseillé de l'utiliser de manière simplifiée pour la détermination de la température de retour, mais son influence est très réduite pour la production d'énergie.

La visualisation de l'évolution de l'indicateur de parcimonie de la température de retour sur les premières semaines de janvier et mai, a montré qu'il présente, quel que soit le type de modèle étudié, des valeurs au-dessus de la limite acceptable d'écart. Si l'étude de la dynamique du réseau est importante, il est donc nécessaire d'adapter le choix des modèles à ces résultats en complétant des tableaux de décision.

Un autre cas d'application a été testé afin de visualiser la propagation des écarts entre modèles en ajoutant un modèle économique. Pour cela, deux quartiers ont été modélisés avec 3 différentes isolations de réseaux et 3 générateurs différents (chaudière, PAC et cogénération), pour déterminer la rentabilité économique du changement de générateur. Ainsi, malgré des écarts énergétiques peu importants, l'application du modèle économique a montré que le choix des paramètres modifie la rentabilité économique du projet du tout au tout. L'application de différents scénarios d'évolution des prix et de taux d'actualisation modifie pour certains cas les résultats en profondeur. Certes, il est essentiel de définir de manière précise les paramètres d'entrée physiques du réseau, car c'est bien eux qui influencent le plus les résultats obtenus, mais cette étude montre aussi que

les choix d'analyse économique peuvent l'emporter. Ce peut être une incitation à encore plus de parcimonie.

Les réseaux de chaleur étant utilisés dans de nombreux cas d'étude, il est difficile de pouvoir tirer des conclusions générales qui couvrent l'ensemble de ces cas. Cette première approche d'évaluation de la parcimonie sur un réseau dont le tracé et les performances thermiques sont fixes, sensibilise les utilisateurs à ces questions.

Chapitre 6

Parcimonie de simulation énergétique des quartiers : mise en application

Sommaire

6.1 Quels modèles choisir pour le quartier ?	228
6.1.1 Choix de quartiers et enrichissement des données	228
6.1.2 Simulations et objectifs	232
6.1.3 Calcul et application des KGI	233
6.2 Simulations	235
6.2.1 Quartier Ville	236
6.2.2 Quartier Campagne	239
6.3 Conclusion	242

Introduction

Ce chapitre présente comment la méthode et les outils développés dans cette thèse permettent de guider l'utilisateur en lui proposant des modèles adaptés à son objectif de simulation. Ainsi la méthodologie des chapitres précédents et les KGI créés sont convertis en un guide conseil à travers les tableaux de décision. Deux quartiers servent de cas d'étude, sélectionnés à partir de la BD TOPO[®] du département 77.

Les tableaux de décision ont notamment comme objectif de pouvoir lire simplement les résultats des simulations en laissant une marge de manœuvre aux utilisateurs de logiciels de simulation urbaine (ingénieurs de bureaux d'étude ou d'établissements de recherche). Ces utilisateurs peuvent avoir des objectifs très variés, par exemple le choix de solutions techniques à mettre en place pour un réseau de chaleur, ou l'évaluation d'un potentiel de rénovation énergétique.

Dans ce chapitre, les tableaux de sélection sont exploités pour identifier la combinaison de modèles parcimonieux adaptés à la simulation des quartiers. Les résultats obtenus sont comparés à ceux d'une combinaison de référence et à la combinaison des modèles les plus simplifiés, afin de mettre en évidence le compromis précision et temps (de paramétrage et de simulation) obtenus.

6.1 Quels modèles choisir pour le quartier?

6.1.1 Choix de quartiers et enrichissement des données

Deux quartiers sont choisis dans la BD TOPO[®] du département 77, sélectionné en raison de la grande complétude des données de la BD TOPO[®] sur le territoire. Ces deux quartiers sont sélectionnés au sein d'IRIS¹ à majorité résidentielle (de type H) afin de pouvoir utiliser l'outil QIRIEL [204] pour compléter les données manquantes. QIRIEL permet de compléter :

- Le type d'occupant
- Les équipements utilisés (étiquette énergétique, volume...)
- Les valeurs de U des murs, toiture, plancher extérieur et fenêtres
- Le ratio de vitrage et le type de fenêtre : simple, double ou triple vitrage (ici uniquement simple ou double vitrage (Figure 6.3e))
- Le type d'isolation des différentes façades : intérieure ou extérieure
- Le type d'inertie du bâtiment : faible, moyenne ou forte

QIRIEL permet aussi de compléter les systèmes énergétiques mis en place dans les bâtiments et quartiers. Ici cet enrichissement est mis de côté au profit de la modélisation d'un réseau de chaleur.

Les bâtiments autres que résidentiels (nombre de logements égal à 0) sont pris en compte dans le calcul des masques solaires, mais leurs consommations ne sont pas simulées.

Un partitionnement à k-moyenne² a été utilisé afin de pouvoir choisir deux IRIS différents. Ces derniers se veulent ainsi différents dans leurs morphologies et caractéristiques thermiques :

- Quartier Ville (Figure 6.1a) : Quartier du **centre-ville** de Coulommiers (IRIS 771310202), avec des bâtiments à hauteur moyenne et une forte densité. Il se classe dans le type de quartier «

1. voir glossaire

2. Le partitionnement à k-moyenne (ou *k clustering*) est une méthode de partitionnement de données afin de répartir les données en k groupes distincts (appelés *clusters*), ayant chacun des caractéristiques spécifiques, en minimisant une fonction donnée, ici la distance euclidienne entre les points à l'intérieur de chaque *cluster* avec l'algorithme d'Elkan.

immeubles continus » (ou *compact mid-rise detached* pour le classement LCZ), avec le plus souvent des logements collectifs. Il est composé de 121 logements. Les bâtiments adjacents entourant le quartier dans un rayon de 100 m sont pris en compte dans le calcul des masques solaires (non montrés sur les graphiques).

- Quartier Campagne (Figure 6.1b) : Il se trouve en **campagne** (IRIS 773500601, partie de la commune d'Ozoir-la-Ferrière), loin des grandes villes, avec de faibles hauteurs de bâtiments et avec une densité bâtie diffuse. Il n'y a pratiquement aucune contiguïté entre les bâtiments, chacun contenant un unique logement. Il se classe donc dans le type de quartier « *pavillon discontinu* » (ou *low-rise detached* pour le classement LCZ (voir Chapitre 2) et est composé de 68 logements.

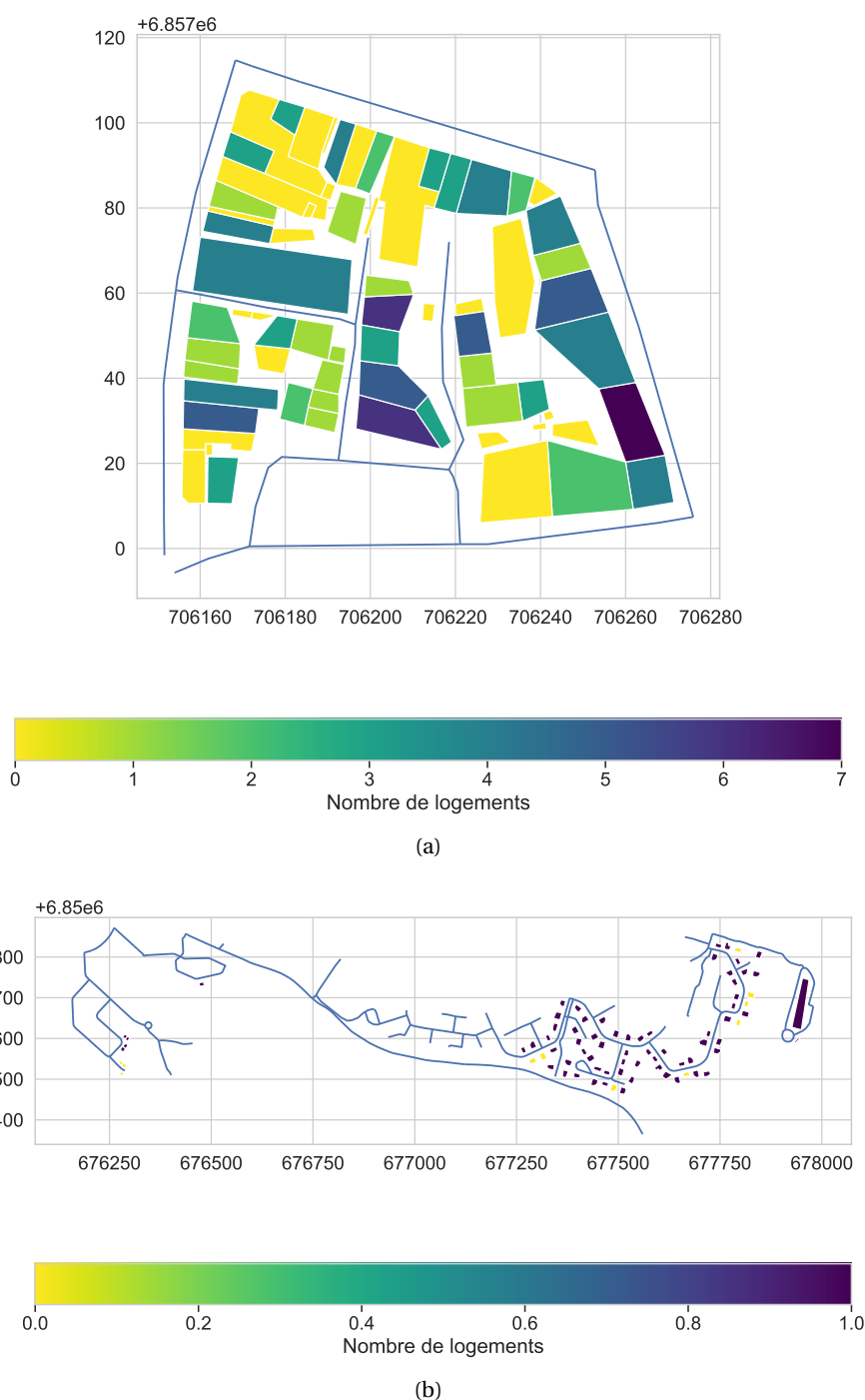


FIGURE 6.1 – Quartier Ville (a) et Campagne (b) selon le nombre de logements par bâtiment

Le quartier Ville contient de nombreux bâtiments tertiaires (bâtiments sans logements), et est donc plus fortement dépendant de la modélisation des masques solaires. Le KGI calculé est biaisé par la différence de prise en compte de ces bâtiments : ils sont utilisés lors du calcul des masques solaires mais non dans le calcul thermique (Figure 6.2). Le quartier Ville présente de plus de **nombreux bâtiments contigus**, et peut ainsi présenter des écarts de résultats vis-à-vis des études précédemment réalisées sur des quartiers à bâtiments discontinus.

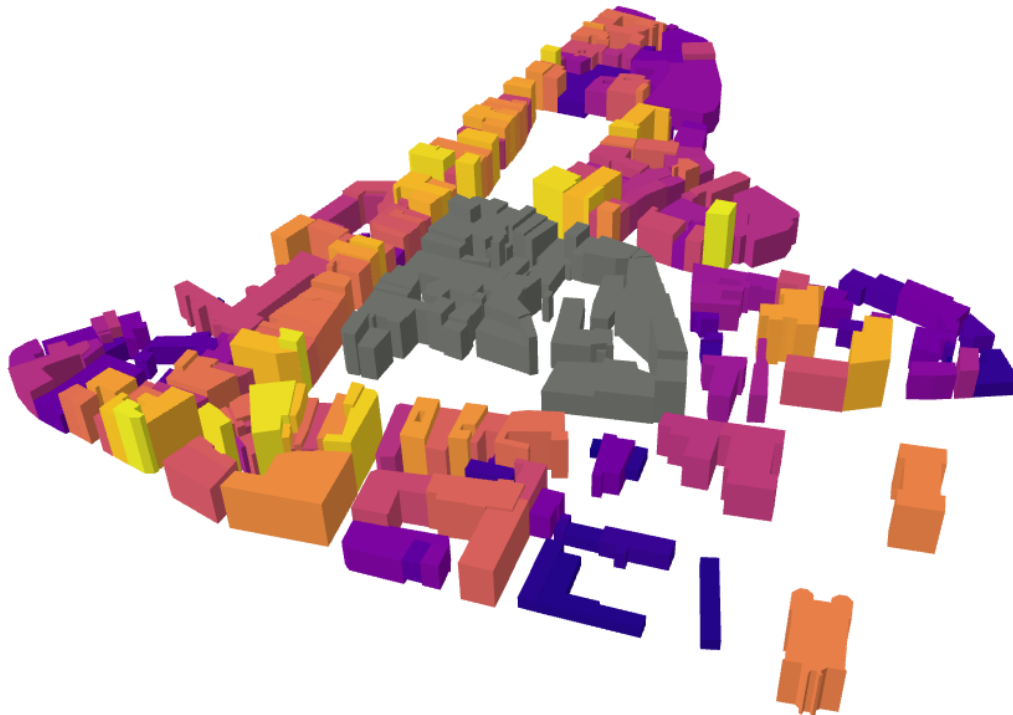


FIGURE 6.2 – Bâtiments adjacents au quartier Ville pris en compte dans le calcul des masques solaires (catégorisés suivant la hauteur) – le quartier étudié est en gris

À l'inverse du quartier Ville, le quartier Campagne comprend uniquement des maisons individuelles (Figure 6.1b). Leur taille est relativement faible, à la limite d'un besoin de décomposition en zones périphériques et centrales (Figure 6.1a). De plus, un unique bâtiment de grande taille est présent dans le quartier, influant sur les KGI, puisque basés sur des moyennes sur tous les bâtiments du quartier. Les bâtiments adjacents au quartier sont pris en compte dans le calcul des masques solaires.

Le quartier Campagne comprend des bâtiments aux paramètres thermiques divers (le U_{wall} varie de 0.2 à 2 W/m².K), mais dont une majorité est concentrée autour des mêmes valeurs, telles que le U_{wall} ou le WWR (ratio de vitrage) avec environ 35 bâtiments comprenant un U_{wall} de 1 W/m².K et 10 % de vitrages. Le quartier Ville à l'inverse présente des bâtiments très différents, avec une répartition plus équilibrée des paramètres thermiques.

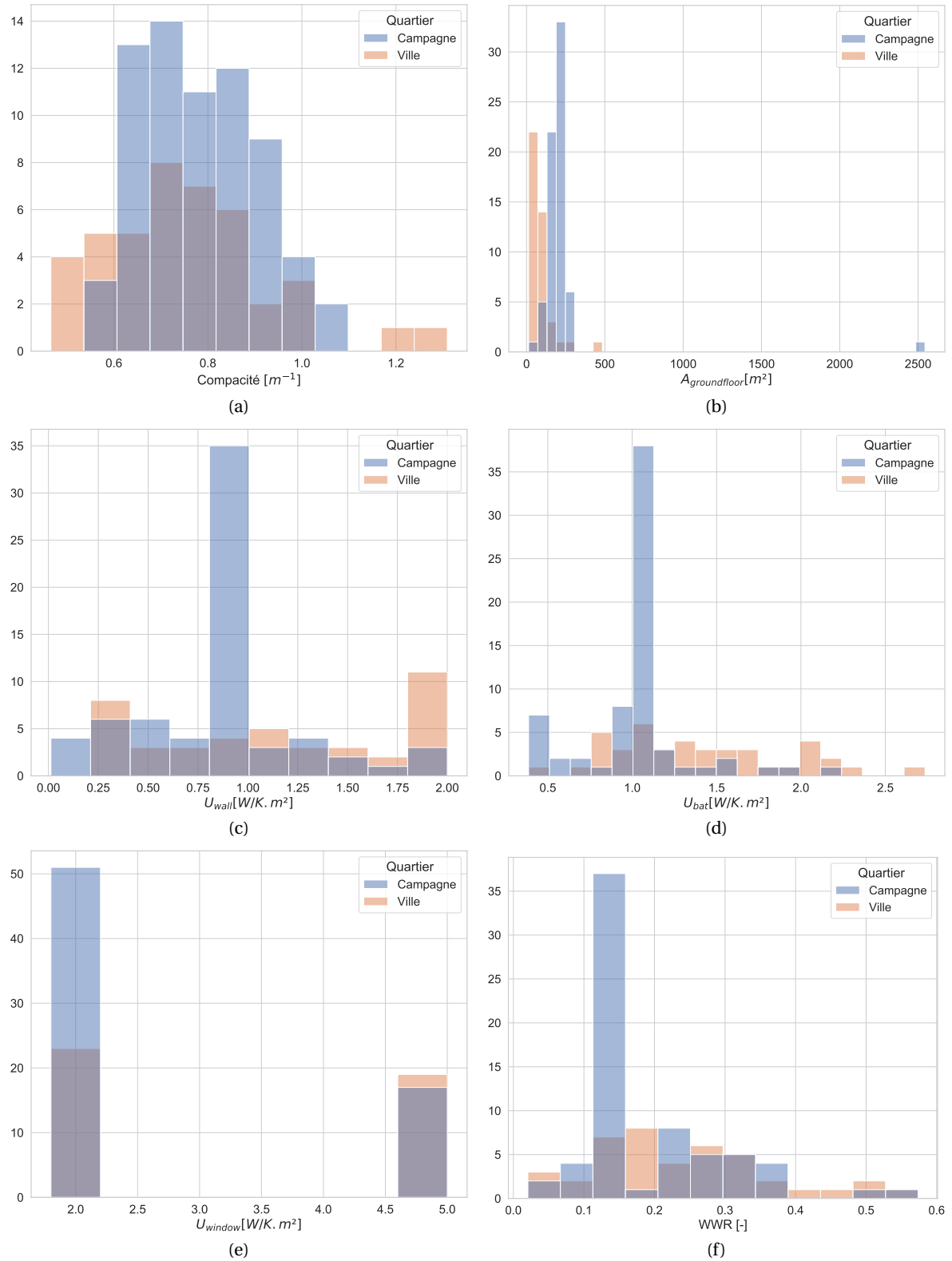


FIGURE 6.3 – Répartition des caractéristiques des bâtiments résidentiels des quartiers Ville et Campagne (a : nombre de logements, b : surface au sol, c : U_{wall} , d : U_{bat} , e : U_{window} et f : ratio de vitrage

6.1.2 Simulations et objectifs

Les données météo sont celles de la ville de Melun (provenant de Meeren [44], station 82), au sud de Paris. Cette météo étant très proche de celle de Paris (Tableau 6.1), on considère qu'il n'est pas nécessaire de calculer le KGI lié à la météo, et qu'on peut utiliser les tableaux de décision créés initialement dans les Chapitres 3, 4 et 5. Un pas de temps de 10 min est choisi, adapté aux modèles de zonage résidentiels avec échanges d'air et propre à visualiser les fronts de chaleur dans le réseau.

Paramètre	Paris Montsouris	Melun
DJU [°C]	3641	3820
Rayonnement solaire cumulé [kWh/m ²]	1401	1291
Température moyenne [°C]	11.2	11.1

TABLEAU 6.1 – Paramètres météo de Paris Montsouris et Melun

Chaque quartier est chauffé par un réseau de chaleur, dont le générateur est une PAC, comme dans le Chapitre 5, qui ne fournit que du chauffage (non l'ECS ou la climatisation). Il est considéré que les bâtiments résidentiels ont une demande de climatisation trop faible (surtout sous la météo de Melun) pour qu'une utilisation du réseau en mode froid soit considérée pendant l'été.

Ainsi, dans ce cas d'application, **on s'intéresse uniquement aux besoins de chauffage et à la production d'énergie thermique du générateur**. Ces besoins de chauffage des bâtiments sont couverts par l'énergie livrée aux sous-stations (les pertes thermiques des réseaux dans les bâtiments ne sont pas considérées) (Figure 6.4). On garde ainsi l'appellation « besoins » dans la suite du document.

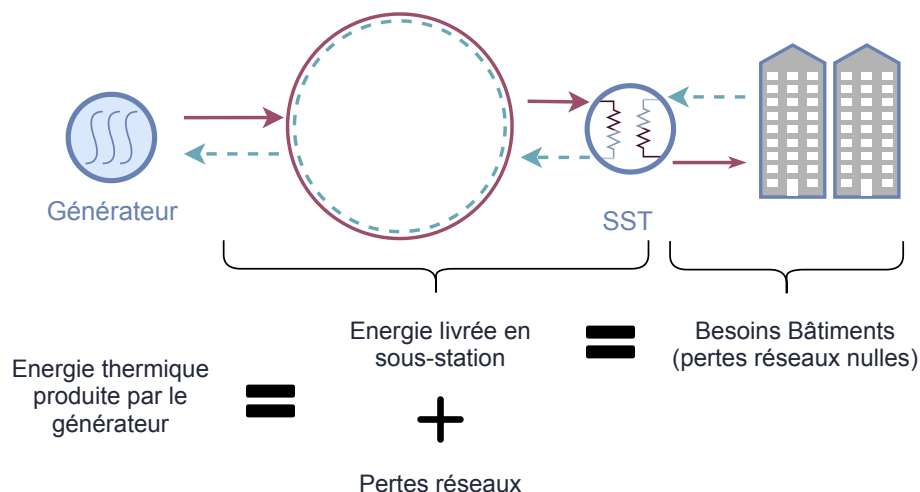


FIGURE 6.4 – Schéma des KPI considérés

Enfin, l'analyse de la parcimonie des modèles liés au bâtiment (zonage et masques solaires) porte uniquement sur **les besoins annuels de chauffage pour le quartier Campagne** (et donc production annuelle du générateur), **et sur les besoins annuels de chauffage et l'indicateur NRMSE sur la puissance de chauffage pour le quartier Ville** (respectivement pour la production d'énergie thermique du générateur). Ce choix permet de mettre en contraste la prise en compte d'un KPI ou de deux KPI pour le choix des modèles. Pour les modèles liés au réseau, c'est la production d'énergie thermique au niveau du générateur et son évolution à travers l'indicateur NRMSE qui

sont étudiées.

Les modèles de réseaux de chaleur sont couplés aux modèles de zonage et de rayonnement solaire. Ce couplage n'influençant pas la puissance nominale du générateur ni la densité énergétique du réseau, on considère que l'utilisation des KGI réseau est possible. Des études complémentaires devront tout de même être réalisées pour visualiser l'impact du chaînage de toutes ces familles de modèles. Cependant, les modèles de réseaux étant surtout sensibles aux demandes des bâtiments, la diversité des bâtiments utilisés au Chapitre 5 devrait pouvoir suffire pour les quartiers Ville et Campagne, ici assez simples, composés uniquement de bâtiments résidentiels et avec des longueurs limitées.

6.1.3 Calcul et application des KGI

Le Tableau 6.2 présente les paramètres généraux liés au quartier ainsi que l'ensemble des KGI : ceux liés aux besoins de chauffage et ceux liés au générateur avec les indicateurs PE et NRMSE de la puissance de chauffage et d'énergie thermique. Les KGI intermédiaires, tels que DH pour choisir le modèle des masques solaires sont aussi mentionnés à titre indicatif. Les paramètres (et donc KGI) sont uniquement relatifs aux bâtiments résidentiels connectés au réseau de chaleur.

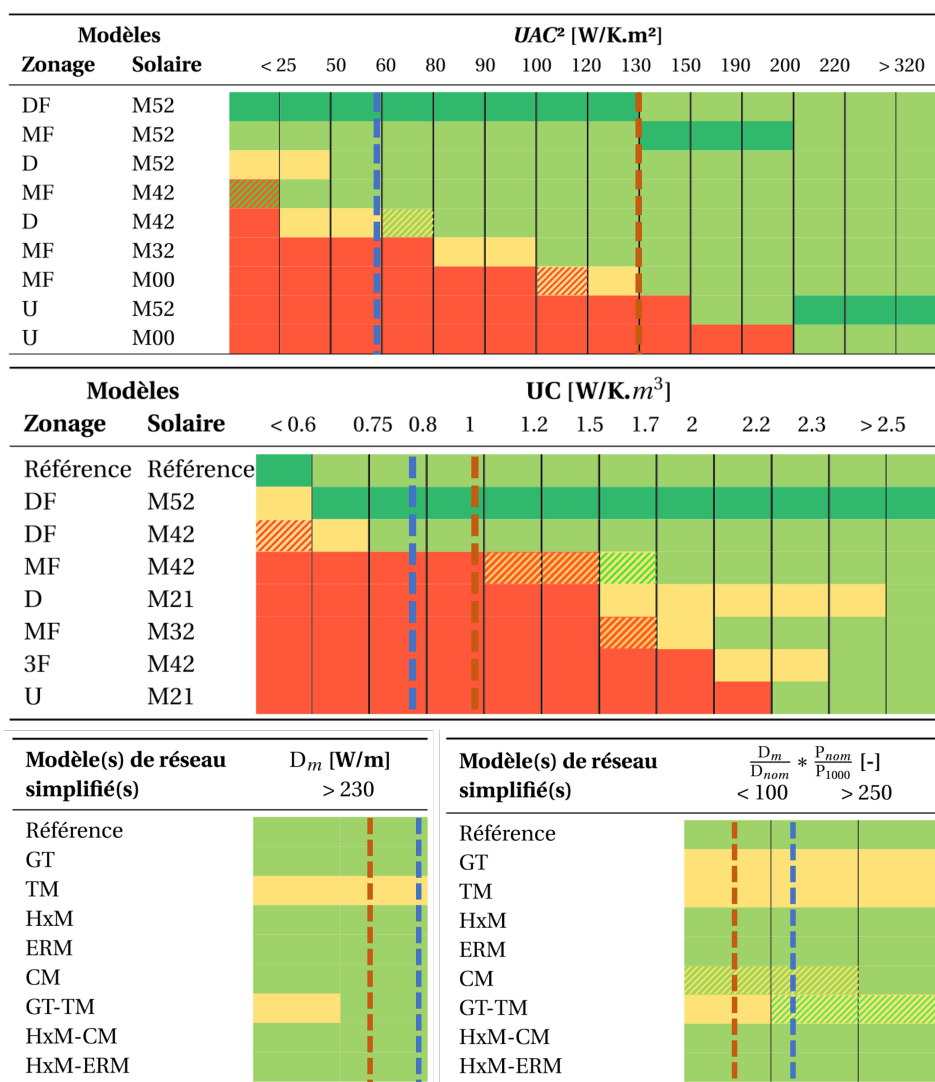


FIGURE 6.5 – Détermination des modèles parcimonieux à partir des KGI pour les quartiers Ville (bleu) et Campagne (orange)

Paramètres et KGI		Quartier Ville	Quartier Campagne
Paramètres			
Nombre de bâtiments (bâtiments résidentiels)		68 (43)	79 (68)
Densité [-]		0.47	0.02
Hauteur [m]		8.1	4.3
Compacité [m^{-1}]		0.72	0.76
$A_{\text{ground floor}}$ [m^2]		90	226
U_{bat} [$\text{W}/\text{m}^2.\text{K}$]		1.35	1
L_{network} [km]		0.96	5.2
P_{nom} [MW]		0.71	1.6
$T_{\text{district, supply}}$ [$^{\circ}\text{C}$]		60	60
KGI liés aux besoins des bâtiments			
Besoins de chauffage	DH [m]	3.8	0.12
	UAC^2 [$\text{W}/\text{m}^2.\text{K}$]	58	130
NRMSE sur les puissances de chauffage	UC [$\text{W}/\text{m}^3.\text{K}$]	0.98	0.78
KGI liés à la production d'énergie thermique du générateur			
Production d'énergie thermique annuelle	D_m [$\text{W}.\text{m}^{-1}$]	743	303
NRMSE sur les puissances de production d'énergie thermique	$\frac{D_m}{D_{\text{nom}}} * \frac{P_{\text{nom}}}{P_{1000}}$ [-]	153	64

TABEAU 6.2 – Paramètres et KGI liés aux quartiers Ville et Campagne

À partir des différents tableaux de décision (Figure 6.5) établis dans les Chapitres 3, 4 et 5, il est possible de choisir les différents modèles de zonage, de masques solaires et de réseau (résumé dans le Tableau 6.3) :

— Quartier Ville :

- Modèles de zonage et de masques solaires : Pour ce quartier il est nécessaire de choisir les modèles parcimonieux avec UAC^2 (KGI associé aux besoins de chauffage) et UC (KGI associé à l'indicateur NRMSE sur la puissance de chauffage). Ainsi, seule la combinaison incluant le modèle *detailed floor* permet d'atteindre la parcimonie pour les deux : **le modèle DF-M52 est sélectionné. À titre de comparaison, le quartier est simulé avec le modèle MF-M52** afin d'en voir l'impact sur l'indicateur NRMSE et sur le temps de calcul.
- Modèles de réseaux : Les valeurs de KGI étant plus élevées que pour le quartier Campagne, il est possible de choisir plusieurs **modèles simplifiés : HxM, ERM et CM**. En effet, en prenant en compte l'indicateur NRMSE de la puissance du générateur, les modèles GT et TM doivent être détaillés. Leur combinaison GT-TM est à la limite de la parcimonie, on prend ici une décision conservatrice.

— Quartier Campagne :

- Modèles de zonage et de masques solaires : La valeur de UAC^2 est à la limite du changement de modèles parcimonieux entre MF-M52 et DF-M42. En utilisant le temps de simulation comme arbitre, c'est la combinaison **MF-M52** qui est choisie. Le MF-M00 aurait pu être sélectionné, mais sa limite très proche du point de basculement incite à choisir un modèle solaire plus détaillé. Si l'on regarde en effet DH, celui-ci est très faible, indiquant une possible utilisation du modèle Mask-L 0.0 (masques solaires non modélisés).
- Modèles de réseaux : En ne regardant que la production d'énergie thermique du générateur, **tous les modèles simplifiés peuvent être utilisés**. En effet, la combinaison GT-TM permet d'utiliser le modèle de tube simplifié.

Modèles	Quartier Ville		Quartier Campagne	Référence	Simplifié
	<i>Parsimony</i>	<i>Comparison</i>	<i>Parsimony</i>	<i>Reference</i>	<i>Simplified</i>
Modèles de masques et de zonage thermique					
Modèle solaire	Mask-L 52		Mask-L 52	Mask-L 62	Mask-L 00
Modèle de zonage	<i>Detailed floor – EX</i>	<i>Multiple floors - EX</i>	<i>Multiple floors - EX</i>	<i>Detailed floor – EX – V</i>	<i>Unique</i>
Modèles de réseaux					
Modèle de sol GT	GT1		GT0	GT1	GT0
Modèle de tube TM	TM1		TM0	TM1	TM0
Modèle d'échangeur HxM	HxM0		HxM0	HxM1	HxM0
Modèle d'émetteur ERM	ERM0		ERM0	ERM1	ERM0
Modèle de couplage CM	CM0		CM0	CM1	CM0

TABEAU 6.3 – Choix des modèles suivant les KGI pour les quartiers Ville et Campagne

6.2 Simulations

Pour les deux quartiers, les résultats bruts sont d'abord proposés, puis analysés par rapport à la référence. On trouve pour les résultats bruts :

- Les besoins de chauffage annuels du quartier (ensemble des bâtiments)
- La puissance maximale de chauffage du quartier (ensemble des bâtiments)
- La production d'énergie thermique annuelle de la PAC
- Le taux ENR atteint

La différence entre les besoins de chauffage du quartier et la production du générateur est due aux pertes thermiques à travers le sol. Au niveau des données analysées, les indicateurs **PE** (Équation 2.10) et **NRMSE** (Équation 2.16) sont utilisés, respectivement pour les données intégrées et les données instantanées.

6.2.1 Quartier Ville

Le quartier Ville diffère du quartier Campagne de par une plus forte proximité des bâtiments (et une plus forte adjacence) et la présence de logements collectifs.

6.2.1.1 Résultats de simulation

Le Tableau 6.4 présente les mêmes KPI pour les 4 combinaisons de modèles choisies. Les besoins de chauffage sont plus faibles que pour le quartier Campagne qui comprend plus de bâtiments. Le taux ENR est ici plus impacté avec une variation de 3 %.

Le temps de simulation entre la référence et la combinaison *Parsimony* est minime, mais l'utilisation des combinaisons *Comparison* et *Simplified* permet d'accélérer fortement les simulations. Dans ces temps n'est pas compté le gain en temps lié au découplage de réseau CM. Comme expliqué dans le Chapitre 5, ce modèle est mis en place dans DIMOSIM en imposant la température d'entrée dans le bâtiment à sa valeur nominale. Les simulations nécessitent donc le lancement du modèle thermique et le gain en temps de calcul pour les combinaisons *Parsimony*, *Comparison* et *Simplified* devrait alors être plus important.

KPI	Reference	Parsimony	Comparison	Simplified
Besoins de chauffage des bâtiments [MWh]	1412	1417	1261	1039
Puissance maximale demandée par les bâtiments [kW]	1179	1179	1314	1224
Production d'énergie thermique du générateur quartier [MWh]	1526	1530	1376	1135
Taux ENR [%]	70	70	69	67
Temps de simulation (facteur d'accélération)	2 h 50	2 h 40 (1)	20 min (8)	10 min (16)

TABEAU 6.4 – Sorties de simulation liées au quartier Ville

En analysant les besoins à une échelle bâtiment (Figure 6.6), on remarque que le bâtiment 62 a des besoins élevés. Ce bâtiment est de taille importante, avec des paramètres thermiques assez faibles, dont U_{roof} égal à $2 \text{ W/m}^2.\text{K}$ et l'utilisation d'un simple vitrage.

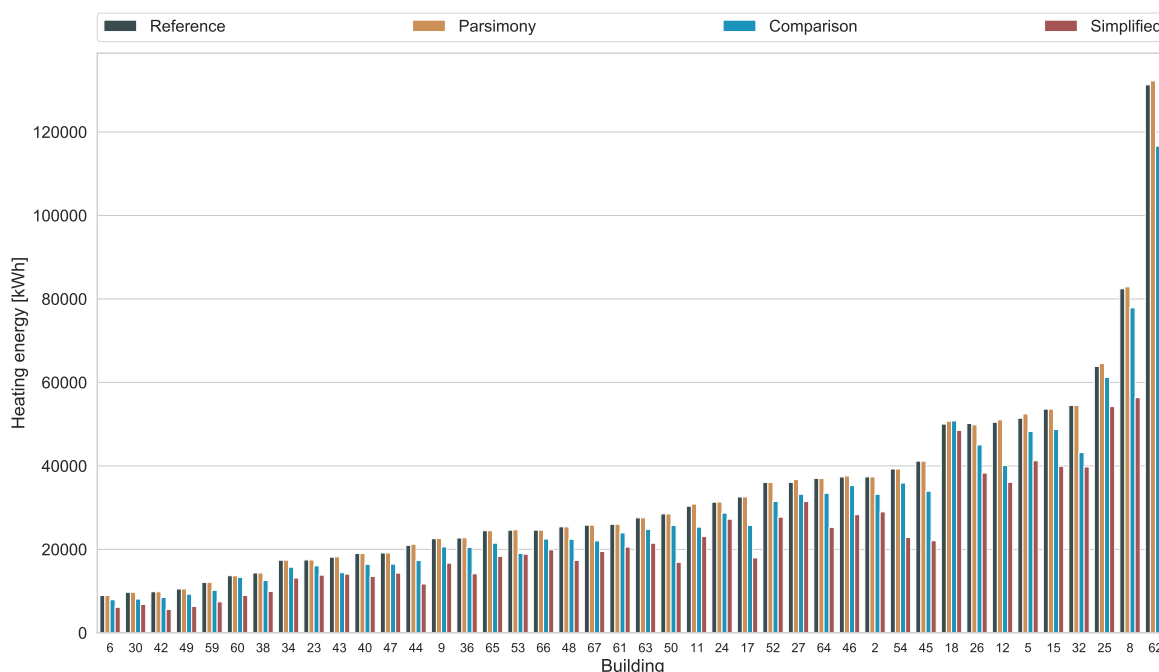


FIGURE 6.6 – Écarts relatifs de besoins de chauffage pour chacun des bâtiments du quartier Ville

6.2.1.2 Analyse

Dans le Tableau 6.5, les écarts relatifs entre les combinaisons de modèles par rapport à la référence sont présentés. Les écarts pour la combinaison *Parsimony* sont très faibles quel que soit l'indicateur étudié. L'utilisation du même type de modèle de zonage (seule la ventilation n'est pas modélisée) permet d'être proche de la référence.

La combinaison *Comparison* permet d'atteindre des écarts légèrement supérieurs à 10 % pour les besoins du quartier et la production annuelle du générateur, et aux alentours de 17 % pour les indicateurs NRMSE sur les puissances demandées par le quartier et produit par le générateur. Ainsi, cette combinaison est à la limite du conseil d'utilisation, mais dépasse les limites d'écart acceptables fixées initialement. Pour la combinaison *Simplified*, les écarts sont plus importants, aux alentours de 25 % pour les indicateurs PE et 40 % pour les indicateurs NRMSE, écartant de le recommander pour la modélisation du quartier.

KPI	Parsimony	Comparison	Simplified
Bâtiments			
PE - Besoins de chauffage [%]	0.4	-10.7	-26.4
NRMSE – Puissance de chauffage [%]	0.83	16.9	41.9
PE – Puissance maximale de chauffage [%]	0.07	11.4	3.9
Réseau			
PE - Production d'énergie thermique annuelle du générateur quartier [%]	0.3	-9.8	-25.6
NRMSE – Production d'énergie thermique [%]	0.8	15.4	38

TABLEAU 6.5 – Écarts relatifs et indicateurs NRMSE des sorties de simulation du quartier Ville

La puissance maximale n'a pas été utilisée pour la détermination des combinaisons de modèles parcimonieuses. Ainsi, les écarts des différentes combinaisons sont différents de ceux sur les besoins de chauffage. Si la combinaison *Parsimony* est proche de la référence, c'est la combinaison *Simplified* qui conduit aux meilleurs résultats par rapport à la combinaison *Comparison*. Il est alors bien nécessaire d'étudier plusieurs KPI pour la parcimonie, ceux-ci n'étant pas sensibles de la même manière aux différents modèles.

À l'échelle du réseau, les écarts sont sensiblement les mêmes, malgré l'utilisation de modèles simplifiés pour HxM, ERM et CM. En effet, entre les indicateurs NRMSE sur la puissance de chauffage du quartier et la production d'énergie thermique du générateur, il n'y a que 0.03, 1.5 et 3.9 % d'écarts pour les différentes combinaisons (respectivement *Parsimony*, *Comparison* et *Simplified*). Ces écarts sont encore plus faibles pour les résultats agrégés (0.1, 0.9 et 0.8 %). L'utilisation d'un modèle CM simplifié peut notamment expliquer cette différence d'écart, notamment sur les dynamiques d'appel de puissance. Les écarts plus importants pour le modèle *Simplified* peuvent venir de l'utilisation des modèles simplifiés TM et GT, non utilisés pour les combinaisons *Parsimony* et *Comparison*.

Ainsi, à l'échelle du quartier, le choix de modèles pour la combinaison *Parsimony*, est bien celui permettant d'avoir des résultats des indicateurs PE et NRMSE avec une précision acceptable. Le reste des combinaisons n'est pas adapté au quartier Ville.

Comme pour l'étude du quartier Campagne, il est possible de visualiser les écarts relatifs au niveau de chaque bâtiment. La Figure 6.7 permet de visualiser ces écarts pour chacune des combinaisons. Les combinaisons *Comparison* et *Simplified* sous-estiment assez systématiquement les besoins de tous les bâtiments, et donc l'ensemble des besoins du quartier. La combinaison *Parsimony* n'implique que peu d'écarts. Pour l'ensemble des combinaisons, les bâtiments présentant des écarts importants ne sont pas les mêmes suivant la combinaison de modèles. De plus, ce ne sont pas obligatoirement des bâtiments présentant de fortes adjacences. C'est bien la combinaison des caractéristiques thermiques et morphologiques qui provoquent l'évolution de ces écarts.

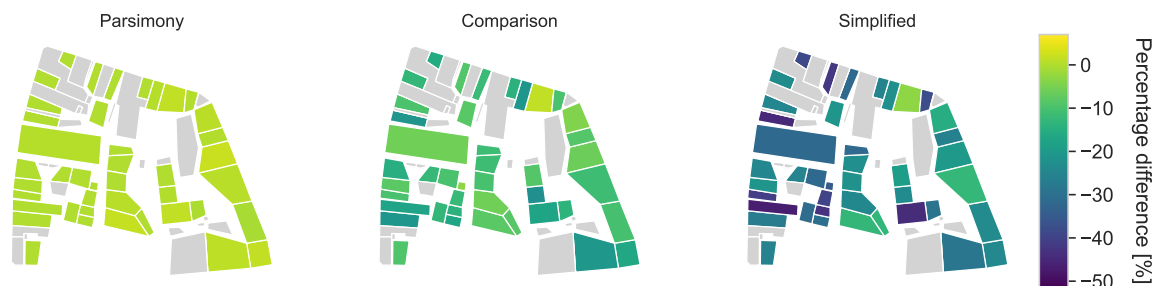


FIGURE 6.7 – Carte des écarts relatifs de besoins de chauffage de chacun des bâtiments du quartier Ville suivant les différentes combinaisons de modèles (en gris les bâtiments non résidentiels)

Les indicateurs NRMSE à l'échelle du bâtiment sont présentés Figure 6.8. Comme pour les besoins, les médianes des indicateurs NRMSE sont plus élevées que l'indicateur NRMSE à l'échelle du quartier (0.83, 16.9 et 41.9 % pour les combinaisons *Parsimony*, *Comparison* et *Simplified*).

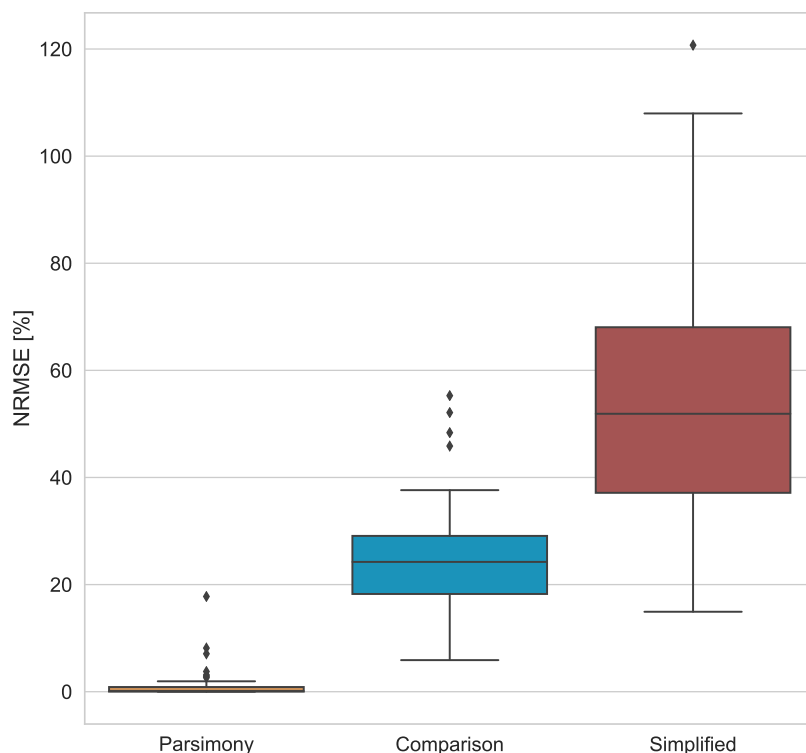


FIGURE 6.8 – NRMSE moyen des bâtiments du quartier Ville suivant les combinaisons de modèles

6.2.2 Quartier Campagne

6.2.2.1 Résultats de simulation

Le Tableau 6.6 présente les KPI pour les 3 combinaisons de modèles choisies. Les résultats intégrés présentent des résultats proches. L'utilisation des modèles *Parsimony* et *Simplified* permet de diminuer fortement les temps de calcul par rapport à la référence. Le gain de temps entre ces deux combinaisons est par contre très faible.

KPI	Reference	Parsimony	Simplified
Besoins de chauffage des bâtiments [MWh]	2085	2124	2061
Puissance maximale demandée par les bâtiments [kW]	2962	3226	3127
Production d'énergie thermique du générateur quartier [MWh]	2539	2592	2530
Taux ENR [%]	69	69	68
Temps de simulation (facteur d'accélération)	2 h	12 min (10)	10 min (12)

TABLEAU 6.6 – Sorties de simulation liées au quartier Campagne

En observant les besoins à une échelle bâtiment (Figure 6.9), on remarque que le bâtiment 63 a des besoins élevés. Ce bâtiment est celui de 2 500 m² de surface au sol, ayant ainsi 4 à 10 fois plus de besoins de chauffage que les autres. Les différences de besoins entre les différents modèles sont alors plus visibles.

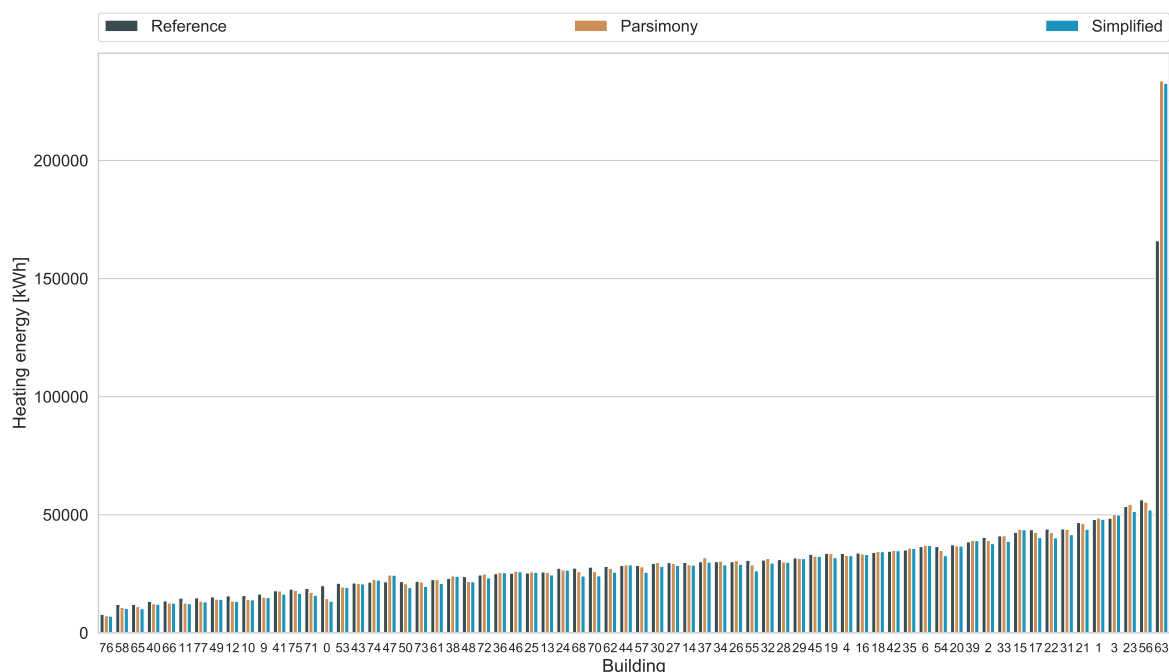


FIGURE 6.9 – Besoin de chauffage annuel pour chacun des bâtiments du quartier Campagne

En analysant le taux ENR, celui-ci ne varie que de 1 %. L'utilisation de modèles plus simplifiés, notamment le modèle d'émetteur, ne fait que peu varier ce taux. On s'y intéresse donc peu, car il dépend principalement de la température d'approvisionnement qui ici ne varie pas.

6.2.2.2 Analyse

Dans le Tableau 6.7, les écarts relatifs entre les combinaisons de modèles par rapport à la référence sont présentés. Les écarts pour la combinaison *Parsimony* sont plus importants que ceux de *Simplified* pour les résultats intégrés, mais plus faibles pour les indicateurs NRMSE. Les résultats liés aux bâtiments et ceux liés au quartier sont proches pour les deux combinaisons. L'évolution de ces écarts s'explique notamment par la prise en compte des pertes thermiques qui augmentent la production d'énergie thermique du générateur pour subvenir aux besoins des bâtiments, et ainsi compense la sous ou surestimation des résultats.

KPI	Parsimony	Simplified
Bâtiments		
PE - Besoins de chauffage [%]	1.9	-1.1
NRMSE – Puissance de chauffage [%]	11	13
PE – Puissance maximale de chauffage [%]	8.9	5.6
Réseau		
PE - Production d'énergie thermique annuelle du générateur quartier [%]	-2.1	-0.35
NRMSE – Production d'énergie thermique [%]	9.1	10.5

TABEAU 6.7 – Écarts relatifs et indicateurs NRMSE des sorties de simulation du quartier Campagne

Les écarts sur les besoins de chauffage annuels des bâtiments et de la production d'énergie thermique du générateur sont très proches de la référence, avec des écarts inférieurs à 3 %. En revanche, les écarts sur la puissance maximale de chauffage du quartier sont compris entre 5.6 et 8.9 %, inférieurs à 10 % d'écart, mais bien supérieurs aux écarts de besoins. Ils surestiment la puissance à fournir pour alimenter le quartier. Ces différentes analyses peuvent s'expliquer de différentes manières :

- Les bâtiments ont une taille plutôt réduite, avec au total 7 bâtiments non divisés en zones périphériques et centrales (surface au sol trop faible) et près de la moitié des bâtiments composés d'un seul étage ; c'est un cas particulier pour le choix des modèles de zonage. Le modèle de zonage *unique* présente donc dans ce cas des écarts moindres, et donc améliore l'indicateur de parcimonie. **Des simulations complémentaires sur des quartiers à la limite d'utilisation des modèles de zonage devront être réalisées.**
- Les écarts sont très variables selon les bâtiments (Figure 6.10) avec 2 bâtiments singuliers aux écarts particulièrement élevés :
 - Le bâtiment 63, très grand, avec un UAC très différent de la moyenne. Ce bâtiment est ici le plus consommateur et les forts écarts en besoins pèsent davantage. **Il aurait pu être envisageable d'adapter les modèles de zonage pour avoir des écarts plus faibles.**
 - Le bâtiment 0, qui a le plus fort taux de vitrage (57 %) avec U_{wall} parmi les plus élevés ($1.39 \text{ W/m}^2 \cdot \text{K}$) et du simple vitrage. La combinaison de ces valeurs extrêmes en fait aussi une exception, non adaptée à l'utilisation des règles de parcimonie.

Si pour certains bâtiments la combinaison *Parsimony* est celle présentant les écarts les plus faibles, ce n'est pas le cas pour d'autres. Les combinaisons sous-estiment en majorité les besoins des bâtiments. Des effets de compensation améliorent les résultats à l'échelle du quartier.

- Le couplage avec le réseau de chaleur peut provoquer des écarts lors de la livraison ou non de la puissance aux bâtiments. Si cette puissance n'est pas délivrée, les besoins sont donc modifiés. De plus, il est possible que les erreurs puissent se compenser, notamment avec l'utilisation du modèle simplifié d'émetteur ERM.

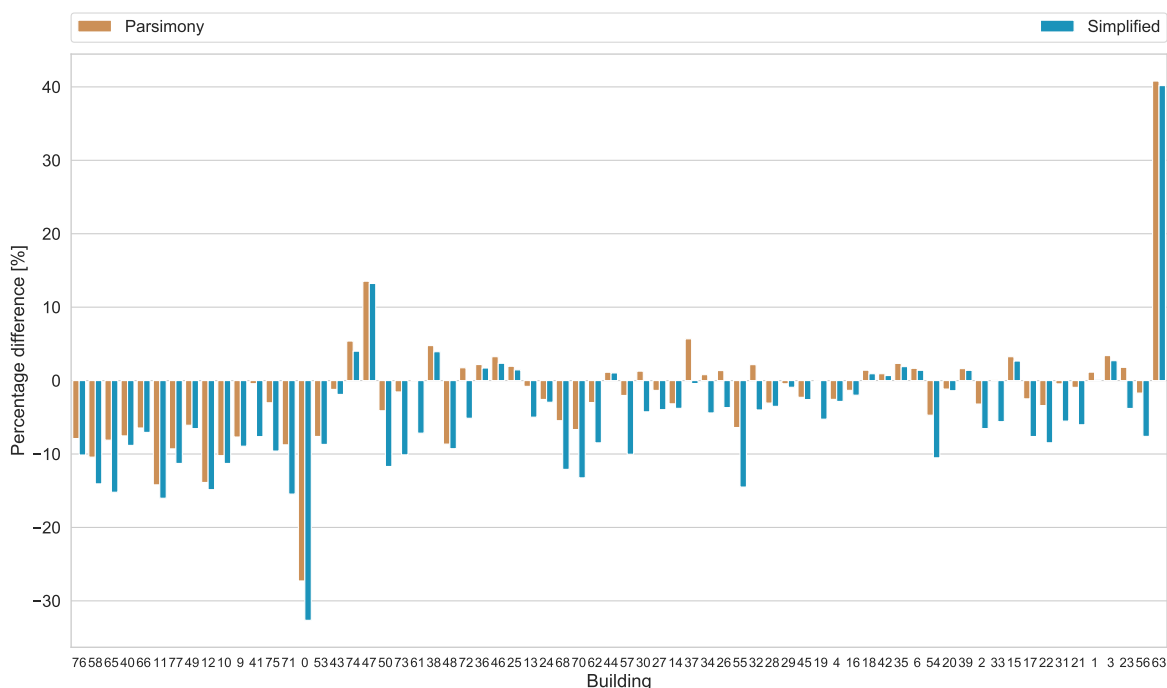


FIGURE 6.10 – Écarts relatifs de besoins de chauffage pour chacun des bâtiments du quartier Campagne

À des fins d'analyse et de comparaison au quartier Ville, l'indicateur NRMSE est étudié. En regardant les résultats sur l'indicateur NRMSE, qui n'avait pas été utilisé dans le choix des modèles, c'est la combinaison *Parsimony* qui présente les meilleurs résultats. C'est d'autant plus visible quand chacun des bâtiments est analysé (Figure 6.11). On remarque de plus que la moyenne des indicateurs NRMSE des bâtiments est différente de l'indicateur NRMSE sur la puissance totale du quartier.

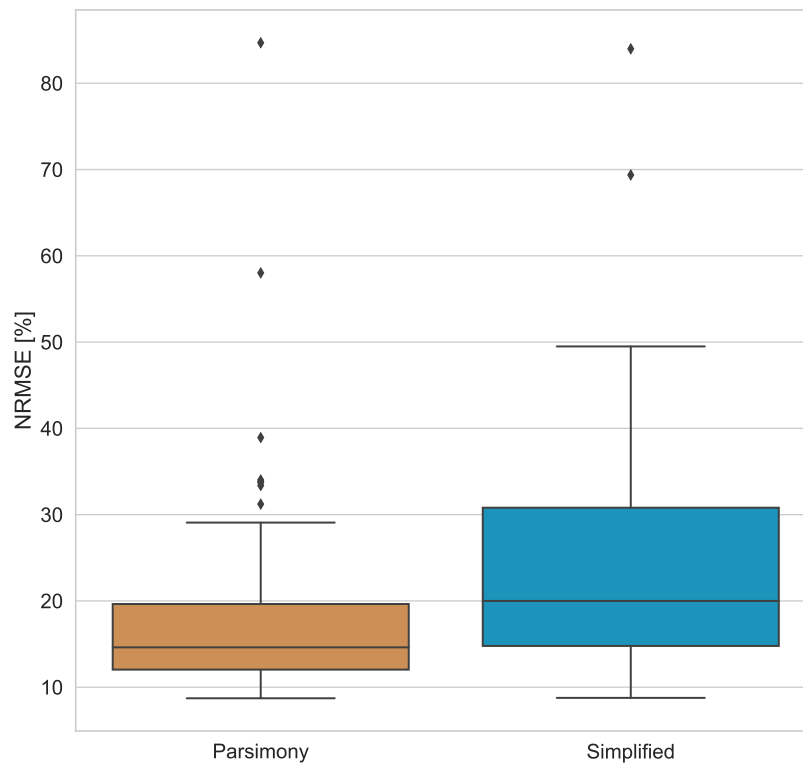


FIGURE 6.11 – NRMSE moyens des bâtiments du quartier Campagne suivant la combinaison de modèles

Le foisonnement des types de bâtiments permet de réduire les écarts. Ces écarts à l'échelle du quartier sont tout de même inférieurs à la limite acceptable de 15 % utilisée dans les chapitres précédents. La combinaison *Simplified* pourrait alors être retenue comme la plus parcimonieuse, avec un écart acceptable et une complexité moindre que la combinaison *Parsimony*. La combinaison *Simplified* présente cependant un écart proche de 15 %. En reprenant les analyses de parcimonie, cette combinaison indiquée comme non adaptée, s'avère néanmoins proche de la limite acceptable.

6.3 Conclusion

Pour le quartier Ville, l'utilisation de modèles de zonage proches de la référence comme combinaison parcimonieuse, permet d'avoir des écarts inférieurs à 1 %, que cela soit pour les besoins du quartier ou la production du générateur quartier. Le choix des modèles de réseau n'a alors que très peu d'influence. L'utilisation d'une combinaison de modèles de zonage et solaire (*Comparison*) équivalente à la combinaison parcimonieuse du quartier Campagne, provoque des écarts plus importants, juste au-dessus des limites acceptables d'écart. **La combinaison parcimonieuse à choisir dépend bien du quartier étudié.** L'influence des modèles de réseau se fait un peu plus sentir pour la combinaison *Simplified*, où l'utilisation des modèles TM et GT simplifiés détériorent les résultats. On peut aussi supposer que le chaînage avec des modèles de zonage et solaires plus simplifiés avec les modèles de réseau simplifiés transmet les incertitudes et les amplifie.

Pour le quartier Campagne, la combinaison de modèles choisie comme étant parcimonieuse permet d'atteindre les objectifs de précision, que cela soit au niveau des besoins de chauffage ou de la production d'énergie thermique du générateur. Néanmoins, la combinaison parcimonieuse respecte les 15 % d'écart limite de l'indicateur NRMSE (non pris en compte dans le choix des modèles parcimonieux), ce qui n'avait pas été trouvé initialement à partir des résultats de la thèse. De plus, la combinaison la plus simplifiée possible permet elle aussi de respecter les limites acceptables d'écart. Plusieurs facteurs expliquent ces différences vis-à-vis des résultats des chapitres précédents, notamment le couplage avec le réseau de chaleur, et donc des modèles d'émetteurs présents au sein même du bâtiment. Pour ce quartier il aurait été pertinent d'adapter le zonage pour un bâtiment (numéro 63) qui est très différent du reste du quartier et qui dégrade les résultats.

Ainsi, l'étude du quartier Campagne a montré des limites dans l'utilisation des tableaux de décision, vis-à-vis notamment de l'application des divisions de zones intérieures : des précautions sont à prendre dans leur mise en œuvre, surtout si des singularités existent au niveau du quartier. En effet, les quartiers simulés pour obtenir les tableaux d'aide à la décision ont été créés de manière diversifiée, mais cette diversité est distribuée de manière uniforme, sans importante singularité dans leur composition comme cela est le cas pour le quartier Campagne. Il est alors nécessaire de mettre en garde l'utilisateur afin que celui-ci garde un regard expert sur la configuration du quartier à modéliser et les propositions de modèles. Des alertes pourraient être mises en place afin de vérifier la bonne adéquation des KGI avec les compositions des quartiers, notamment pour la division en plusieurs zones thermiques qui n'est appliquée qu'à partir d'une certaine taille de bâtiment. Une autre possibilité est de réaliser des travaux complémentaires pour les modèles de zonage thermique afin d'ajouter des limites d'utilisation du tableau de décision en fonction de la fraction de bâtiments non soumis à certaines divisions de zone (que cela soit une division verticale ou horizontale). Le tableau proposé est en effet trop restrictif dans l'utilisation des modèles simplifiés. D'autres quartiers tirés de la BD TOPO® pourront être simulés pour vérifier si cette restriction est bien présente pour d'autres cas d'application et non que pour cet exemple. De même, le chaînage des modèles de réseau de chaleur avec le reste des modèles devra être étudié. Ces derniers influencent peu les résultats de ces deux cas d'étude, mais pourraient prendre plus d'importance dans l'étude de quartiers aux morphologies plus diverses, notamment si les réseaux sont plus étendus. Ainsi, un jeu de quartiers plus diversifié devra être simulé.

Néanmoins, **les choix des combinaisons parcimonieuses pour les 2 quartiers ont permis d'obtenir des résultats en-dessous des limites acceptables d'écart**, avec des simulations plus rapides que celles de référence.

Conclusion

Afin de limiter le changement climatique, il est nécessaire aujourd'hui de proposer des solutions pour l'amélioration des performances énergétiques des bâtiments à l'échelle urbaine, telles que les potentiels de rénovation énergétique ou de développement des ENR. Pour cela des outils de simulation énergétique UBEM sont développés, qui doivent s'adapter aux contraintes de manque de données de paramétrage et d'augmentation du temps de calcul liées au nombre de bâtiments à considérer. Une des possibilités est alors de simplifier ou d'adapter les modèles utilisés aux objectifs de simulation.

Le Chapitre 1 a présenté les différentes problématiques liées à la simulation des bâtiments à l'échelle du quartier et de la ville. En effet, les effets d'échelle, la prise en compte plus globale de l'environnement extérieur mais aussi les inter-effets entre bâtiments, complexifient encore plus la modélisation, limitant l'utilisation d'outils à l'échelle du bâtiment pour ces thématiques. Or, c'est à l'échelle urbaine que certaines solutions efficaces peuvent être choisies (par exemple les systèmes mutualisés) et qu'il est possible de mettre en place une politique énergétique efficace, grâce à une vision plus globale du parc actuel de bâtiments. De nombreux UBEM sont développés aujourd'hui, chacun focalisés sur un objectif particulier. Ils sont composés de modèles à différents niveaux de détail afin de répondre à des enjeux précis. L'adaptation de la complexité des modèles aux objectifs de simulation est notamment nécessaire afin d'accélérer les simulations, mais sa validité est rarement testée sur des quartiers suffisamment diversifiés pour avoir des conclusions généralisables quand cela est possible. La question de la disponibilité des données d'entrée s'ajoute à ces problématiques d'adaptation, imposant une gestion des incertitudes provenant des modèles et des données d'entrée. Cette gestion se traduit par la promotion d'une simulation dite *parcimonieuse*, afin d'obtenir un équilibre entre : la qualité et disponibilité des données, le niveau de détail des différents modèles, l'objectif de la simulation, le tout en un temps raisonnable et pour un contexte d'étude donné. La question des procédures ou algorithmes d'enrichissement des données a été ici mise de côté, afin de se focaliser sur les modèles composant les outils de simulation urbaine.

Méthodologie d'analyse de la parcimonie

Une proposition de méthodologie pour l'obtention d'une simulation parcimonieuse est présentée dans le Chapitre 2, basée sur le développement d'un indicateur de parcimonie. L'objectif est de proposer une aide à la décision aux utilisateurs d'UBEM : à partir de leur cas d'étude, des indicateurs appelés KGI (*key guidance indicators*) sont calculés (basés sur des caractéristiques simples décrivant le quartier) permettant de déterminer quels modèles sont adaptés pour leur contexte et objectif de simulation, et quelle est la combinaison de modèles la plus parcimonieuse.

Pour créer l'indicateur de parcimonie, les différents principes de parcimonie sont évoqués dans ce chapitre, et leurs caractéristiques analysées. Une extension/adaptation de ces dernières est réalisée afin d'appliquer la parcimonie à la simulation énergétique urbaine. Ainsi, la création de l'indicateur de parcimonie comprend plusieurs différences notables par rapport à ce qui a déjà été réalisé :

- Le temps de simulation n'est pas pris en compte dans le calcul de l'indicateur. Celui-ci étant extrêmement dépendant des ressources informatiques de chacun, il est préféré de le prendre comme une information complémentaire au calcul de la parcimonie. L'arbitrage final entre coût de calcul et parcimonie est alors laissé à l'utilisateur.
- L'incertitude et la complexité de récupération des données sont prises en compte comme pondération pour chaque paramètre d'entrée. On suppose dans cette thèse que ces données sont les plus précises possibles, leur incertitude n'est traitée que de manière relative en fonction des paramètres pris en compte dans les indicateurs de parcimonie (vis-à-vis des sources de données).
- Afin de contrebalancer la différence de nombre de paramètres d'entrée entre les modèles détaillés et simplifiés, les hypothèses simplificatrices choisies pour ces derniers sont comptées, relativement aux modèles les plus détaillés. Cela permet de compenser la perte d'information lié à cette simplification, et à la non-modélisation de certains phénomènes secondaires.

Cet indicateur de parcimonie est calculé pour un modèle à partir de ces caractéristiques, de l'écart à la référence du modèle, dont on soustrait la complexité de la référence. Ainsi, plus la valeur de l'indicateur est faible, plus le modèle sera parcimonieux. Cet indicateur est appliqué sur un type de sortie de simulation et une limite d'écart est définie afin de garder une précision minimum vis-à-vis de l'objectif de simulation. Ainsi, la parcimonie n'est pas étudiée par rapport à un cas d'étude mais par rapport à une sortie de simulation qui pourra ensuite être utilisée dans différents cas d'usage. Seule la limite d'écart acceptable est reliée à ce cas d'usage.

Une fois l'indicateur de parcimonie défini, une méthodologie pour la détermination des KGI est présentée, afin de gérer la forte combinatoire de modèles et la diversité existant à l'échelle quartier. Cette méthodologie repose sur des méthodes d'analyse de sensibilité, qui peuvent être adaptées au nombre de modèles et sous-modèles étudiés, tout en considérant les effets d'interaction entre modèles. Les résultats sont comparés à une référence, prise au sein des modèles étudiés, et ce, pour des quartiers créés virtuellement. En effet, peu de données sont disponibles permettant de valider les modèles à l'échelle quartier, la majorité provenant de bases de données privées, non accessibles. Ainsi, il a été choisi d'utiliser des quartiers virtuels, où l'environnement est contrôlé et où une diversité de paramètres d'entrée peut être plus facilement élaborée.

Cette méthodologie est appliquée sur différentes familles de modèles dans les chapitres suivants, grâce à la plateforme de simulation DIMOSIM. L'objectif est de pouvoir comparer les modèles à iso-modélisation en n'utilisant qu'un unique outil, permettant de s'affranchir de toute autre source d'écart que le changement de niveau de détail d'un modèle donné. Pour chacune des familles de modèles, des graphiques de parcimonie et les tableaux de décision associés sont créés, permettant aux utilisateurs de faire des choix entre les différents niveaux de détail.

Détermination des KGI pour différents phénomènes

Dans le Chapitre 3, les sollicitations extérieures, et plus particulièrement les effets d'ombrages sont étudiés. Ce sont 6 différents niveaux de modèles qui sont évalués, avec des raffinements de maillage pour le calcul du rayonnement solaire sur les façades. La complexité de ces modèles reste assez proche, avec finalement des différences de temps de calcul à prendre en compte. Ainsi, il est possible de tenir compte de ces temps de simulation en parallèle de l'indicateur de parcimonie. Un KGI basé sur la densité et la hauteur est créé, permettant de classer les modèles : plus la densité et la hauteur du quartier augmentent, plus les modèles simples (utilisation d'un facteur de masque unique et constant pour le bâtiment) présentent de forts écarts. Néanmoins, de légères simplifications avec le calcul des masques par façade ou par façade d'étage présentent de très bons résultats vis-à-vis de la référence que cela soit pour les besoins de chauffage, de climatisation ou de rayonnement solaire en toiture. Ils peuvent être de bons compromis pour des quartiers

de grande hauteur, où les temps de simulation de la référence augmentent rapidement. Des simulations complémentaires ont été réalisées afin de prendre en compte l'effet du climat, de la taille du quartier étudié ou de sa performance thermique. À partir de ces nouvelles simulations, de nouveaux KGI sont créés afin de prendre en compte les particularités, et ce de manière différenciée en fonction des sorties étudiées. Des études complémentaires sur des quartiers réels issus de bases de données comme la BD TOPO® devront être conduites, où la diversité de géométrie des bâtiments peut influencer de manière importante le temps de calcul des masques solaires, favorisant ainsi l'utilisation, ou non, de modèles plus simplifiés.

Dans le Chapitre 4, les modèles de zonage thermique de bâtiment, couplés avec les modèles d'échanges thermiques conductifs et de ventilation inter-zones, sont analysés. Avec la prise en compte de différents modèles composés de plusieurs sous-modèles, il est nécessaire de prendre en compte les interactions entre sous-modèles. Cette analyse est réalisée tout d'abord à une échelle bâtiment puis à une échelle quartier avec l'agrégation simple des résultats de chacun des bâtiments. Les inter-effets entre bâtiments, liés notamment au calcul des masques solaires sont analysés dans une deuxième partie. À partir des différentes simulations de bâtiments, puis de quartiers, il a été montré que les modèles d'échanges conductifs ont un impact important, notamment pour les divisions en zones par orientation. Ils sont ainsi essentiels pour obtenir des résultats proches de la référence. Les modèles de ventilation sont à l'inverse mis de côté en raison d'une amélioration des résultats peu significative, notamment comparativement à l'augmentation de la complexité à cause du nombre de paramètres à prendre en compte. Les KGI développés sont basés sur les performances thermiques des bâtiments mais aussi sur la compacité, qui joue un rôle conséquent. Ces KGI ont permis de déterminer que la division thermique par étage avec la modélisation des échanges thermiques, est un bon compromis de simulation, entre temps de calcul, précision et nombre de paramètres d'entrée. Il permet notamment d'avoir une meilleure précision à l'échelle du quartier grâce à la diversité des bâtiments modélisés. Cependant, l'étude de l'indicateur NRMSE sur les puissances de chauffage limite l'utilisation de ce modèle, en favorisant l'utilisation de divisions par façade et par étage pour des quartiers avec des bâtiments neufs et peu compacts.

En lien avec le chapitre 3, ces modèles sont ensuite combinés avec les modèles de masques solaires. Les combinaisons de modèles solaires et de zonage thermique n'étant pas toutes pertinentes, ni utilisées à l'échelle du quartier, c'est une sélection a priori qui est utilisée pour la réduction du nombre de simulations à réaliser. Les résultats montrent que les modèles de zonage et d'échanges thermiques conductifs ont des influences majoritairement plus importantes. Ce n'est qu'avec l'augmentation de la hauteur des bâtiments, que les modèles de masques solaires prennent toute leur importance. Le modèle de zonage thermique avec une division en zone par étage et la modélisation des échanges thermiques, reste l'un des modèles les plus parcimonieux pour les besoins de chauffage, avec notamment le calcul des masques solaires par façade ou par façade d'étage.

D'autres modèles plus simplifiés de masques solaires peuvent être utilisés pour des quartiers composés de bâtiments compacts et de faible performance thermique. Cependant, comme pour l'étude des modèles de zonage et d'échanges seuls, l'étude de l'indicateur NRMSE sur les puissances de chauffage montre des limites dans l'utilisation de cette combinaison de modèles. Ainsi, si l'on s'intéresse à la dynamique de demande de chauffage, il est préférable d'utiliser des divisions en zones thermiques par étage et par orientation avec les mêmes modèles de masques solaires, notamment pour des quartiers composés de bâtiments neufs. Les autres modèles de masques solaires sont à éviter. Si le temps de calcul est le critère de choix le plus important, il est possible de simplifier le modèle de rayonnement solaire, voire d'utiliser un modèle monozone pour certains quartiers.

Afin d'appliquer la méthodologie sur une autre structure de familles de modèles, l'analyse des réseaux de chaleur a été choisie pour le Chapitre 5. En effet, ces derniers sont composés de nombreux sous-modèles, liés entre eux par le fluide caloporteur. De nombreux cas d'usage existent

pour les réseaux de chaleur, avec une très grande variété d'utilisation des modèles. Ainsi, contrairement aux chapitres précédents, il a été choisi de prendre en compte un cas d'usage pour réduire le nombre de possibilités et de paramètres à prendre en compte. D'autres études devront alors être mises en place pour compléter les analyses réalisées dans cette thèse. Afin de gérer le nombre important de sous-modèles, les plans factoriels fractionnaires sont utilisés, calculant les effets principaux et secondaires des modèles. Cette méthode permet de réduire fortement la combinatoire, tout en permettant de visualiser si des effets à plus haut degré d'interaction existent à travers l'analyse des résultats. Si ces analyses présentent des anomalies, des simulations complémentaires doivent être réalisées pour déterminer quels effets supplémentaires sont à prendre en compte. Ces plans d'expériences ont d'abord été appliqués sur un jeu réduit de quartiers afin de sélectionner les bonnes combinaisons à utiliser pour l'analyse de la parcimonie. Ces analyses ont pu être réalisées avec des KPI agrégés mais ont aussi permis de voir l'évolution des impacts sur des semaines complètes, montrant ainsi des différences d'influence selon la période de la journée et de l'année. En appliquant les combinaisons sélectionnées sur un ensemble de quartiers et de réseaux, il a été montré que les modèles de régulation d'émetteurs simplifiés peuvent être utilisés quel que soit le KGI utilisé ou le KPI étudié. À l'inverse, les modèles d'échangeurs doivent être utilisés avec précaution pour l'analyse de la température de retour au générateur, ainsi que les modèles de tube, et dans une moindre mesure les modèles de couplage entre la demande des bâtiments et le réseau. Le modèle de sol simplifié est également utilisable, mais avec précaution lors de son couplage avec le modèle de tube.

Le Chapitre 6 propose l'application de la méthodologie telle que proposée pour un utilisateur de simulation énergétique urbaine. Deux quartiers réels du département de Seine-et-Marne sont choisis, les données manquantes enrichies et les KGI associés calculés. À partir des tableaux de décision des chapitres précédents, les modèles parcimonieux sont choisis et comparés à la combinaison des modèles de référence et à celle des modèles les plus simplifiés. Le choix des modèles parcimonieux a permis d'atteindre les objectifs de précision voulus tout en accélérant les calculs. Ces simulations ont permis aussi d'identifier des limites d'utilisation des tableaux d'aide à la décision, avec quelques zones d'incertitudes à explorer.

Perspectives

Ce travail de recherche a ainsi étudié la parcimonie sur trois familles de modèles distincts (les sollicitations extérieures, les modèles de bâti et les systèmes énergétiques), en se focalisant sur quelques modèles essentiels pour la simulation urbaine. Cependant de nombreux autres modèles existent; toutes les briques principales n'ont pas été investiguées et d'autres analyses méritent d'être menées pour compléter celles présentées dans ce manuscrit.

De plus, la question de la qualité des données (donc l'incertitude qui en dépend) a été délibérément mise de côté dans cette thèse, laissant le champ à de nombreuses perspectives quant à l'utilisation d'enrichisseurs et à l'utilisation de modèles statistiques pour reconstituer et approcher les données terrain. Ces modèles, non étudiés ici, seront intéressants à comparer aux modèles *bottom-up*, ainsi qu'aux modèles simplifiés type méta-modèles, notamment utilisés avec DIMO-SIM dans la thèse de Rogeau [192].

De même, l'analyse des paramètres d'entrée à l'échelle quartier, et plus particulièrement sur l'enrichissement de celles-ci, est une étape incontournable dans la simulation urbaine. Les modèles d'occupation par exemple, étant fortement corrélés aux données disponibles et à la question de foisonnement, impliquent des écarts importants entre l'échelle bâtiment et l'échelle quartier. Ces modèles sont à la frontière des problématiques de données et de modèles. Des travaux sont actuellement en cours sur cette question de validation et d'enrichissement des données d'entrée, afin de mieux gérer leurs incertitudes [132]. Ainsi, le couplage des analyses d'incertitudes sur les don-

nées d'entrée et les modèles physiques permettrait d'obtenir les informations nécessaires pour avoir une simulation à la fois parcimonieuse en niveau de détail et en recherche d'information. Les efforts pourront alors être focalisés sur les bons leviers pour éviter toute dépense d'énergie peu utile.

Enfin, les résultats présentés dans cette thèse ne peuvent être considérés comme des vérités absolues. C'est uniquement la comparaison de ces modèles qui doit être prise en compte ainsi que la méthodologie proposée. En effet, les écarts de chacune des combinaisons de modèles ne sont relatifs qu'à une référence donnée, confortée par des comparaisons à d'autres modèles, mais non validée à des données réelles. Ce travail est ainsi une contribution à la recherche, à la réflexion et au développement de logiciels de simulation énergétique urbaine, ainsi qu'à leurs applications concrètes dans des projets d'étude. Avec le développement du « toujours plus » et d'une consommation toujours plus grandissante, il est temps aujourd'hui de s'interroger sur la pertinence de l'utilisation de modèles toujours plus détaillés, notamment au vu des incertitudes sur les données d'entrée pour la simulation urbaine. Ainsi que l'énonce l'artiste Rudolf Arnheim, « *the principle of parsimony is valid esthetically in that the artist must not go beyond what is needed for his purpose* » (le principe de parcimonie est valable sur le plan esthétique dans la mesure où l'artiste ne doit pas aller au-delà de ce qui est nécessaire à son objectif), le modélisateur et/ou utilisateur d'outil de simulation énergétique urbaine, se doit de porter ses efforts sur ce qui est nécessaire à son objectif.

Bibliographie

- [1] ADEME. 2020, «ADEME - Site Bilans GES», https://www.bilans-ges.ademe.fr/fr/accueil/contenu/index/page/telecharger_donnees/siGras/0. 217
- [2] AKAIKE, H. 1974, «A new look at the statistical model identification», *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 19, p. 716–722. 32
- [3] ALLDREDGE, M. W., K. H. POLLOCK, T. R. SIMONS et S. A. SHRINER. 2007, «Multiple-species analysis of point count data: A more parsimonious modelling framework», *Journal of Applied Ecology*, vol. 44, n° 2, doi :10.1111/j.1365-2664.2006.01271.x, p. 281–290, ISSN 1365-2664. 30
- [4] ALLEGRI, J., V. DORER et J. CARMELIET. 2012, «Influence of the urban microclimate in street canyons on the energy demand for space cooling and heating of buildings», *Energy and Buildings*, vol. 55, doi :10.1016/j.enbuild.2012.10.013, p. 823–832, ISSN 0378-7788. 20, 23, 65
- [5] ALLEGRI, J., V. DORER et J. CARMELIET. 2015, «Influence of morphologies on the microclimate in urban neighbourhoods», *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, vol. 144, doi :10.1016/j.jweia.2015.03.024, p. 108–117, ISSN 0167-6105. 24
- [6] ALLEGRI, J., K. OREHOUNIG, G. MAVROMATIDIS, F. RUESCH, V. DORER et R. EVINS. 2015, «A review of modelling approaches and tools for the simulation of district-scale energy systems», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 52, doi :10.1016/j.rser.2015.07.123, p. 1391–1404, ISSN 1364-0321. 12
- [7] AMORCE et ADEME. 2015, «Comparatif des modes de chauffage et prix de vente de la chaleur en 2013», http://www.amorce.asso.fr/media/filer_public/5f/5b/5f5b8f43-286f-4e32-8171-3f3f7f401b2c/rce23_-_comparatif_modes_chauffage_et_prix_de_vente_chaleur_2013ok.pdf. 194, 217
- [8] AMORCE et INDIGO. 2011, «Solutions techniques pour optimiser les réseaux de chaleur dans un contexte de développement de bâtiments basse consommation», cahier de recherche RCT 35, AMORCE. 194
- [9] ASHRAE. 2019, «ANSI/ASHRAE/IES Standard 90.1-2019 – Energy Standard for Buildings Except Low-Rise Residential Buildings», . 120
- [10] ASSOCIATION, M. 2014, «Modelica® – a unified object-oriented language for systems modeling language specification version 3.3 revision 1», . 13, 185, 316
- [11] AUTODESK. «Autodesk Revit», Autodesk. 119
- [12] AXELROD, R. Sun, 09/07/1997 - 12 :00, *The Complexity of Cooperation*, princeton university press éd., Princeton Studies in Complexity : Agent-Based Models of Competition and Collaboration, Princeton University Press, ISBN 978-0-691-01567-5. 38

- [13] BAETENS, R., R. DE CONINCK, F. JORISSEN, D. PICARD, L. HELSEN et D. SAELENS. 2015, «OpenIDEAS - An Open Framework for Integrated District Energy Simulations», dans *Proceedings of Building Simulation 2015 : 14th Conference of IBPSA*, Hyderabad, India, p. 347–354. [14](#)
- [14] BAETENS, R. et D. SAELENS. 2016, «Modelling uncertainty in district energy simulations by stochastic residential occupant behaviour», *Journal of Building Performance Simulation*, vol. 9, n° 4, doi :10.1080/19401493.2015.1070203, p. 431–447, ISSN 1940-1493. [14](#)
- [15] BAGHERI, A., V. FELDHEIM, D. THOMAS et C. S. IOAKIMIDIS. 2017, «The adjacent walls effects in simplified thermal model of buildings», *Energy Procedia*, vol. 122, doi :10.1016/j.egypro.2017.07.359, p. 619–624, ISSN 1876-6102. [24](#)
- [16] BANOS, A., L. SANDERS, F. VARENNE et M. SILBERSTEIN. 2013, «Modéliser et simuler les systèmes spatiaux en géographie», *Modéliser et Simuler - Epistémologies et pratiques des modèles et des simulations*, *Matériologiques*, p. 833–863. [xiii](#), [38](#)
- [17] BELAZI, W., S.-E. OULDOUKHITINE, A. CHATEAUNEUF et H. BOUCHAIR. 2018, «Uncertainty analysis of occupant behavior and building envelope materials in office building performance simulation», *Journal of Building Engineering*, doi :10.1016/j.jobbe.2018.06.005, ISSN 2352-7102. [22](#)
- [18] BEN HASSINE, I. et U. EICKER. 2013, «Impact of load structure variation and solar thermal energy integration on an existing district heating network», *Applied Thermal Engineering*, vol. 50, n° 2, doi :10.1016/j.applthermaleng.2011.12.037, p. 1437–1446, ISSN 1359-4311. [185](#)
- [19] BENONYSSON, A., B. BØHM et H. F. RAVN. 1995, «Operational optimization in a district heating system», *Energy Conversion and Management*, vol. 36, n° 5, doi :10.1016/0196-8904(95)98895-T, p. 297–314, ISSN 0196-8904. [185](#), [186](#)
- [20] BERAN, P., C. PAPE et C. WEBER. 2019, «Modelling German electricity wholesale spot prices with a parsimonious fundamental model – Validation & application», *Utilities Policy*, vol. 58, doi :10.1016/j.jup.2019.01.008, p. 27–39, ISSN 0957-1787. [30](#)
- [21] BERTHOU, T., B. DUPLESSIS, P. RIVIÈRE, P. STABAT, D. CASETTA et D. MARCHIO. 2015, «SMART-E : A Tool For Energy Demand Simulation And Otimization At The City Scale», dans *Proceedings of BS2015 : 14th Conference of IBPSA*, Hyderabad, India, p. 1782–1789. [13](#), [21](#)
- [22] BERTHOU, T., B. DUPLESSIS, P. STABAT, P. RIVIÈRE et D. MARCHIO. 2019, «Urban Energy Models Validation in Data Scarcity Context : Case of the Electricity Consumption in the French Residential Sector», dans *Proceedings of BS2019 : 16th Conference of IBPSA*, Rome, Italy, p. 3140–3147, doi :10.26868/25222708.2019.210134. [16](#), [82](#)
- [23] BHANDARI, M., S. SHRESTHA et J. NEW. 2012, «Evaluation of weather datasets for building energy simulation», *Energy and Buildings*, vol. 49, doi :10.1016/j.enbuild.2012.01.033, p. 109–118, ISSN 0378-7788. [20](#)
- [24] BILJECKI, F., G. B. M. HEUVELINK, H. LEDOUX et J. STOTER. 2015, «Propagation of Positional Error in 3D GIS : Estimation of the Solar Irradiation of Building Roofs», *Int. J. Geogr. Inf. Sci.*, vol. 29, n° 12, doi :10.1080/13658816.2015.1073292, p. 2269–2294, ISSN 1365-8816. [77](#)
- [25] BILJECKI, F., H. LEDOUX, J. STOTER et G. VOSSELMAN. 2016, «The variants of an LOD of a 3D building model and their influence on spatial analyses», *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 116, doi :10.1016/j.isprsjprs.2016.03.003, p. 42–54, ISSN 0924-2716. [20](#)
- [26] BØHM, B. 1994, «Optimum operation of district heating systems», cahier de recherche NEI-DK-1759, Danmarks Tekniske Univ. [185](#)

- [27] BOLLINGER, L. et R. EVINS. 2015, «HUES : A holistic urban energy simulation platform for effective model integration», dans *Proceedings of International Conference CISBAT 2015 Future Buildings and Districts Sustainability from Nano to Urban Scale*, Lausanne, Swiss, p. 841–846, doi :10.5075/epfl-cisbat2015-841-846. 13, 15
- [28] BONHOMME, M. 2013, *Contribution à La Génération de Bases de Données Multi-Scalaire et Évolutives Pour Une Approche Pluridisciplinaire de l'énergie Urbaine*, thèse de doctorat, Université de Toulouse. xxiii, xxiv, 56, 59, 60, 97, 112
- [29] BONHOMME, M., H. AIT HADDOU et L. ADOLPHE. 2012, «GENIUS : A tool for classifying and modelling evolution of urban typologies», dans *28th Conference, Opportunities, Limits & Needs Towards an Environmentally Responsible Architecture*, Lima, Peru. 59, 60, 97, 112, 191
- [30] BOOTH, A. T., R. CHOUDHARY et D. J. SPIEGELHALTER. 2012, «Handling uncertainty in housing stock models», *Building and Environment*, vol. 48, doi :10.1016/j.buildenv.2011.08.016, p. 35–47, ISSN 0360-1323. 18, 20, 25
- [31] BUENO, B., G. PIGEON, L. K. NORFORD, K. ZIBOUCHE et C. MARCHADIER. 2012, «Development and evaluation of a building energy model integrated in the TEB scheme», *Geoscientific Model Development*, vol. 5, n° 2, doi :10.5194/gmd-5-433-2012, p. 433–448, ISSN 1991-959X. 17
- [32] CACIOLO, M. 2010, *Analyse expérimentale et simulation de la ventilation naturelle mono-façade pour le rafraîchissement des immeubles de bureaux*, thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Mines de Paris. 119
- [33] CAMPOLONGO, F., J. CARIBONI et A. SALTELLI. 2007, «An effective screening design for sensitivity analysis of large models», *Environmental Modelling & Software*, vol. 22, n° 10, doi :10.1016/j.envsoft.2006.10.004, p. 1509–1518, ISSN 1364-8152. 66
- [34] CEREMA. 2018, «Table des Fichiers Fonciers», [http ://piece-jointe-carto.developpement-durable.gouv.fr/NAT004/DTerNP/html3/_ff_descriptif_tables_liste.html](http://piece-jointe-carto.developpement-durable.gouv.fr/NAT004/DTerNP/html3/_ff_descriptif_tables_liste.html). 35
- [35] CHAN, A. L. S. 2012, «Effect of adjacent shading on the thermal performance of residential buildings in a subtropical region», *Applied Energy*, vol. 92, doi :10.1016/j.apenergy.2011.11.063, p. 516–522, ISSN 0306-2619. 24
- [36] CHEN, K., R. A. O'LEARY et F. H. EVANS. 2019, «A simple and parsimonious generalised additive model for predicting wheat yield in a decision support tool», *Agricultural Systems*, vol. 173, doi :10.1016/j.agsy.2019.02.009, p. 140–150, ISSN 0308-521X. 30
- [37] CHEN, Y. et T. HONG. 2018, «Impacts of building geometry modeling methods on the simulation results of urban building energy models», *Applied Energy*, vol. 215, doi :10.1016/j.apenergy.2018.02.073, p. 717–735, ISSN 0306-2619. 21, 120, 151, 174
- [38] CHIESA, G. et M. GROSSO. 2015, «The Influence of Different Hourly Typical Meteorological Years on Dynamic Simulation of Buildings», *Energy Procedia*, vol. 78, doi :10.1016/j.egypro.2015.11.280, p. 2560–2565, ISSN 1876-6102. 20
- [39] CHO, J., C. YOO et Y. KIM. 2014, «Viability of exterior shading devices for high-rise residential buildings : Case study for cooling energy saving and economic feasibility analysis», *Energy and Buildings*, vol. 82, doi :10.1016/j.enbuild.2014.07.092, p. 771–785. 24
- [40] COMISSARIAT GÉNÉRAL AU DÉVELOPPEMENT DURABLE. 2019, «Chiffres clés de l'énergie - Édition 2019», cahier de recherche, Commissariat général au développement durable. 179

- [41] COMMISSION, E. 2011, «Energy Roadmap 2050», cahier de recherche, European Commission. 221
- [42] COMMISSION EUROPÉENNE. 2020, «Eurostat», <https://ec.europa.eu/eurostat/fr/home>. 217
- [43] COMPAGNON, R. 2001, «RADIANCE: A simulation tool for daylighting systems», . 12, 77, 84, 112, 121
- [44] CSTB. 2019, «Mereen», <https://mereen.dimn-cstb.fr/home>. 232
- [45] DALLA ROSA, A., H. LI et S. SVENDSEN. 2011, «Method for optimal design of pipes for low-energy district heating, with focus on heat losses», *Energy*, vol. 36, n° 5, doi:10.1016/j.energy.2011.01.024, p. 2407–2418, ISSN 0360-5442. 185
- [46] DE CONINCK, R., F. MAGNUSSON, J. KESSON et L. HELSEN. 2014, «Grey-Box Building Models for Model Order Reduction and Control», dans *10th International Modelica Conference*, p. 666, doi:10.3384/ECP14096657. 14
- [47] DE JAEGER, I., J. LAGO et D. SAELENS. 2018, «A probabilistic approach to allocate building parameters within district energy simulations», dans *Proceedings of the Urban Energy Simulation Conference 2018*, Glasgow, Scotland. 59
- [48] DE JAEGER, I., G. REYNDERS et D. SAELENS. 2017, «Impact of spatial accuracy on district energy simulations», *Energy Procedia*, vol. 132, doi:10.1016/j.egypro.2017.09.741, p. 561–566, ISSN 18766102. 20
- [49] DE WIT, S. et G. AUGENBROE. 2002, «Analysis of uncertainty in building design evaluations and its implications», *Energy and Buildings*, vol. 34, n° 9, doi:10.1016/S0378-7788(02)00070-1, p. 951–958, ISSN 0378-7788. 18, 19, 25
- [50] DEL HOYO ARCE, I., S. HERRERO LÓPEZ, S. LÓPEZ PEREZ, M. RĂMĂ, K. KLOBUT et J. A. FEBRES. 2018, «Models for fast modelling of district heating and cooling networks», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 82, doi:10.1016/j.rser.2017.06.109, p. 1863–1873, ISSN 1364-0321. 188
- [51] DIRECTION DE L'INFORMATION LÉGALE ET ADMINISTRATIVE. 2012, «Modification de la méthode de calcul 3CL-DPE pour la réalisation des DPE introduite par l'arrêté du 9 novembre 2006», . 82
- [52] DOGAN, T. et C. REINHART. 2017, «Shoeboxer : An algorithm for abstracted rapid multi-zone urban building energy model generation and simulation», *Energy and Buildings*, vol. 140, doi:10.1016/j.enbuild.2017.01.030, p. 140–153, ISSN 0378-7788. 121
- [53] DOGAN, T., C. REINHART et P. MICHALATOS. 2015, «Autozoner : An algorithm for automatic thermal zoning of buildings with unknown interior space definitions», *Journal of Building Performance Simulation*, doi:10.1080/19401493.2015.1006527, p. 1–14. 121, 124
- [54] DOMÍNGUEZ-MUÑOZ, F., J. M. CEJUDO-LÓPEZ et A. CARRILLO-ANDRÉS. 2010, «Uncertainty in peak cooling load calculations», *Energy and Buildings*, vol. 42, n° 7, doi:10.1016/j.enbuild.2010.01.013, p. 1010–1018, ISSN 0378-7788. 19
- [55] EDF. 2007, «Code_Saturne», EDF. 118
- [56] EDMONDS, B. et S. MOSS. 2005, «From KISS to KIDS – An ‘Anti-simplistic’ Modelling Approach», dans *Multi-Agent and Multi-Agent-Based Simulation*, édité par P. Davidsson, B. Logan et K. Takadama, Lecture Notes in Computer Science, Springer, Berlin, Heidelberg, ISBN 978-3-540-32243-6, p. 130–144, doi:10.1007/978-3-540-32243-6_11. 38

- [57] EGAN, J., D. FINN, P. H. DEOGENE SOARES, V. A. ROCHA BAUMANN, R. AGHAMOLAEI, P. BEAGON, O. NEU, F. PALLONETTO et J. O'DONNELL. 2018, «Definition of a useful minimal-set of accurately-specified input data for Building Energy Performance Simulation», *Energy and Buildings*, vol. 165, doi :10.1016/j.enbuild.2018.01.012, p. 172–183, ISSN 0378-7788. 18, 25
- [58] ENGIE. 2020, «ENGIE», <https://www.engie.com/>. 217
- [59] EQUA-SIMULATION-AB. 2013, «User manual - IDA Indoor Climate and Energy v4.5», . 183
- [60] ERBA, S., F. CAUSONE et R. ARMANI. 2017, «The effect of weather datasets on building energy simulation outputs», *Energy Procedia*, vol. 134, doi :10.1016/j.egypro.2017.09.561, p. 545–554, ISSN 1876-6102. 20
- [61] EUROPEAN COMMISSION - CORDIS et R. C. S. (COORDINATOR). 2012, «RESILIENT : Coupling RENEwable, Storage and ICTs, for Low carbon Intelligent Energy maNagementT at district level», cahier de recherche FP7-2012-NMP-ENV-ENERGY-ICT-EeB, European Commission, CORDIS. 59
- [62] EVINS, R., V. DORER et J. CARMELIET. 2014, «Simulating external longwave radiation exchange for buildings», *Energy and Buildings*, vol. 75, doi :10.1016/j.enbuild.2014.02.030, p. 472–482, ISSN 0378-7788. 23
- [63] FEDENE et SNCU. 2013, «Enquête 2013 sur les réseaux de chaleur et de froid – données 2012», cahier de recherche, Fedene. 209
- [64] FEDENE et SNCU. 2018, «Enquête 2018 sur les réseaux de chaleur et de froid – données 2017», cahier de recherche, Fedene. 196, 202
- [65] FEDENE et SNCU. 2019, «Enquête 2019 sur les réseaux de chaleur et de froid – données 2018», cahier de recherche, Fedene. xvi, 178, 179, 180
- [66] FERRANDO, M., F. CAUSONE, T. HONG et Y. CHEN. 2020, «Urban Building Energy Modeling (UBEM) Tools: A State-of-the-Art Review of bottom-up physics-based approaches», *Sustainable Cities and Society*, doi :10.1016/j.scs.2020.102408, p. 102 408, ISSN 2210-6707. 12
- [67] FNAIM (FÉDÉRATION NATIONALE DE L'IMMOBILIER). 2018, «Logements non occupés : le problème s'aggrave dans les villes moyennes et petites...», . 125
- [68] FONSECA, J., T.-A. NGUYEN, A. SCHLUETER et F. MARÉCHAL. 2015, «City Energy Analyst (CEA) : Integrated framework for analysis and optimization of building energy systems in neighborhoods and city districts», *Energy and Buildings*, vol. 113, doi :10.1016/j.enbuild.2015.11.055. 13, 15, 21, 39, 84, 183, 186, 208
- [69] FRAYSSINET, L. 2018, *Adapting Buldings Heating and Cooling Power Need Models at the District Scale*, thèse de doctorat, Université de Lyon. 65
- [70] FRAYSSINET, L., F. KUZNIK, J.-L. HUBERT, M. MILLIEZ et J.-J. ROUX. 2017, «Adaptation of building envelope models for energy simulation at district scale», *Energy Procedia*, vol. 122, doi :10.1016/j.egypro.2017.07.327, p. 307–312, ISSN 1876-6102. 22
- [71] FRAYSSINET, L., L. MERLIER, D. DAVID, J.-J. ROUX, F. KUZNIK, U. LYON, U. C. B. LYON et C. UMR. 2019, «Simulating the energy loads at the district scale: Introduction to a dedicated platform», dans *Proceedings of BS2019 : 16th Conference of International Building Performance Simulation Association*, vol. Proceedings of Building Simulation 2019, Rome, Italy, p. 1467–1474, doi :10.26868/25222708.2019.210819. 13, 16

- [72] FRAYSSINET, L., L. MERLIER, F. KUZNIK, J.-L. HUBERT, M. MILLIEZ et J.-J. ROUX. 2018, «Modeling the heating and cooling energy demand of urban buildings at city scale», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 81, doi :10.1016/j.rser.2017.06.040, p. 2318–2327, ISSN 1364-0321. [xiii](#), [11](#), [12](#)
- [73] FREITAS, S., C. CATITA, P. REDWEIK et M. C. BRITO. 2015, «Modelling solar potential in the urban environment : State-of-the-art review», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 41, doi :10.1016/j.rser.2014.08.060, p. 915–931, ISSN 1364-0321. [77](#)
- [74] GABRIELAITIENE, I., B. BØHM et B. SUNDEN. 2007, «Modelling temperature dynamics of a district heating system in Naestved, Denmark—A case study», *Energy Conversion and Management*, vol. 48, n° 1, doi :10.1016/j.enconman.2006.05.011, p. 78–86, ISSN 0196-8904. [184](#), [188](#)
- [75] GABRIELAITIENE, I., B. BØHM et B. SUNDEN. 2008, «Evaluation of Approaches for Modeling Temperature Wave Propagation in District Heating Pipelines», *Heat Transfer Engineering*, vol. 29, n° 1, doi :10.1080/01457630701677130, p. 45–56, ISSN 0145-7632. [185](#)
- [76] GANG, W., S. WANG, G. AUGENBROE et F. XIAO. 2016, «Robust optimal design of district cooling systems and the impacts of uncertainty and reliability», *Energy and Buildings*, vol. 122, doi :10.1016/j.enbuild.2016.04.012, p. 11–22, ISSN 0378-7788. [23](#)
- [77] GARABETIAN, T. et A. LESEUR. 2015, «Projet ADAPTATIO - Annexe 1 : Méthode de projection des prix de l'énergie au consommateur domestique et tertiaire français à 2050», cahier de recherche, CDC Climat Recherche, CSTB, Egis, Caisse des dépôts, Mairie de Paris. [221](#)
- [78] GARREAU, E., T. BERTHOU, B. DUPLESSIS, V. PARTENAY et D. MARCHIO. 2019, «Urban-scale Energy Simulation : A Development Of A Novel Method For Parsimonious Modelling - The Example Of Solar Shading Model Calculation», dans *Proceedings of Building Simulation 2019 : 16th Conference of IBPSA*, Rome, Italy, p. 3258–3265, doi :10.26868/25222708.2019.210344. [68](#), [76](#)
- [79] GAY, C. et P. SCHETELAT. 2013, «Low carbon district - Energy and behaviour modeling», dans *Proceedings of The4th Workshop Organised by the EEB Data Models Community ICT for Sustainable Places*, Nice, France, p. 33–45. [59](#)
- [80] GIDARIS, I. et A. A. TAFLANIDIS. 2013, «Parsimonious modeling of hysteretic structural response in earthquake engineering: Calibration/validation and implementation in probabilistic risk assessment», *Engineering Structures*, vol. 49, doi :10.1016/j.engstruct.2012.12.030, p. 1017–1033, ISSN 0141-0296. [30](#)
- [81] GIRAUD, L., R. BAVIÈRE, C. PAULUS, M. VALLÉE et J.-F. ROBIN. 2015, «Dynamic Modelling, Experimental Validation and Simulation of a Virtual District Heating Network», dans *The 28th Internatinal Conference on Efficiency, Cost, Optimization, Simulation and Environmental Impact on Energy Systems*, Pau, France. [185](#), [186](#)
- [82] GIRAUD, L., R. BAVIERE, M. VALLÉE et C. PAULUS. 2015, «Presentation, Validation and Application of the DistrictHeating Modelica Library», dans *11th International Modelica Conference*, p. 79–88, doi :10.3384/ecp1511879. [184](#)
- [83] GMBH, E. «Envi-MET Software», ENVI_MET GmbH. [12](#), [118](#)
- [84] GOUPY, J. 2006, «Les plans d'expérience», , n° 34, p. 74–116. [322](#)
- [85] GROS, A. 2013, *Modélisation de La Demande Énergétique Des Bâtiments à l'échelle d'un Quartier*, These de doctorat, La Rochelle. [21](#)

-
- [86] GROS, A., E. BOZONNET, C. INARD et M. MUSY. 2016, «Simulation tools to assess micro-climate and building energy – A case study on the design of a new district», *Energy and Buildings*, vol. 114, doi :10.1016/j.enbuild.2015.06.032, p. 112–122, ISSN 0378-7788. [13](#), [17](#)
 - [87] GROSSWINDHAGER, S., A. VOIGT et M. KOZEK. 2011, «Linear Finite-Difference Schemes for Energy Transport in District Heating Networks», dans *CSSim*, Czecg Republic, p. 8. [185](#)
 - [88] GUELPA, E. 2020, «Impact of network modelling in the analysis of district heating systems», *Energy*, doi :10.1016/j.energy.2020.118393, p. 118 393, ISSN 0360-5442. [65](#)
 - [89] GUELPA, E., A. SCIACOVELLI et V. VERDA. 2017, «Thermo-fluid dynamic model of large district heating networks for the analysis of primary energy savings», *Energy*, doi :10.1016/j.energy.2017.07.177, ISSN 0360-5442. [185](#)
 - [90] GUELPA, E., C. TORO, A. SCIACOVELLI, R. MELLI, E. SCIUBBA et V. VERDA. 2016, «Optimal operation of large district heating networks through fast fluid-dynamic simulation», *Energy*, vol. 102, doi :10.1016/j.energy.2016.02.058, p. 586–595, ISSN 0360-5442. [185](#)
 - [91] GUSTAFSSON, J., J. DELSING et J. VAN DEVENTER. 2010, «Improved district heating substation efficiency with a new control strategy», *Applied Energy*, vol. 87, n° 6, doi :10.1016/j.apenergy.2009.12.015, p. 1996–2004, ISSN 0306-2619. [187](#)
 - [92] HAMBY, D. M. 1994, «A review of techniques for parameter sensitivity analysis of environmental models», *Environmental Monitoring and Assessment*, vol. 32, n° 2, doi :10.1007/BF00547132, p. 135–154, ISSN 0167-6369, 1573-2959. [26](#)
 - [93] HAN, Y., J. E. TAYLOR et A. L. PISELLO. 2017, «Exploring mutual shading and mutual reflection inter-building effects on building energy performance», *Applied Energy*, vol. 185, doi :10.1016/j.apenergy.2015.10.170, p. 1556–1564, ISSN 0306-2619. [24](#), [65](#), [76](#)
 - [94] HAPPLE, G., J. A. FONSECA et A. SCHLUETER. 2017, «Effects of air infiltration modeling approaches in urban building energy demand forecasts», *Energy Procedia*, vol. 122, doi : 10.1016/j.egypro.2017.07.323, p. 283–288, ISSN 1876-6102. [22](#)
 - [95] HAY, J. E. 1986, «Calculation of solar irradiances for inclined surfaces: Validation of selected hourly and daily models», *Atmosphere-Ocean*, vol. 24, n° 1, doi :10.1080/07055900.1986.9649238, p. 16–41, ISSN 0705-5900, 1480-9214. [77](#)
 - [96] HEAPS, C. 2016, «Long-range Energy Alternatives Planning (LEAP) system», Stockholm Environment Institute. [183](#)
 - [97] HEIDARINEJAD, M., N. MATTISE, M. DAHLHAUSEN, K. SHARMA, K. BENNE, D. MACUMBER, L. BRACKNEY et J. SREBRIC. 2017, «Demonstration of reduced-order urban scale building energy models», *Energy and Buildings*, vol. 156, doi :10.1016/j.enbuild.2017.08.086, p. 17–28, ISSN 0378-7788. [31](#), [32](#)
 - [98] HEO, Y., R. CHOUDHARY et G. A. AUGENBROE. 2012, «Calibration of building energy models for retrofit analysis under uncertainty», *Energy and Buildings*, vol. 47, doi :10.1016/j.enbuild.2011.12.029, p. 550–560, ISSN 0378-7788. [23](#), [25](#)
 - [99] HEO, Y., G. REN et M. SUNIKKA-BLANK. 2018, «Investigating an Adequate Level of Modelling for Energy Analysis of Domestic Buildings», dans *3rd Asia Conference of International Building Performance Simulation Association - ASim2016*, doi :10.17863/CAM.21153. [120](#)
 - [100] HERMAN, J. et W. USHER. 2017, «SALib: An open-source Python library for Sensitivity Analysis», doi :10.21105/joss.00097. [68](#)

- [101] HOLMGREN, W., C. HANSEN et M. MIKOFSKI. 2018, «Pvlib python : A python package for modeling solar energy systems», *Journal of Open Source Software*, vol. 3, doi :10.21105/joss.00884, p. 884. [80](#)
- [102] HONG, T., Y. CHEN, S. H. LEE et M. PIETTE. 2016, «CityBES : A Web-based Platform to Support City-Scale Building Energy Efficiency», dans *5th International Urban Computing Workshop*, San Francisco, doi :10.1145/12345.67890. [13](#), [15](#)
- [103] HOPFE, C. J. et J. L. M. HENSEN. 2011, «Uncertainty analysis in building performance simulation for design support», *Energy and Buildings*, vol. 43, n° 10, doi :10.1016/j.enbuild.2011.06.034, p. 2798–2805, ISSN 0378-7788. [18](#), [19](#), [25](#)
- [104] HOTTEL, H. et B. WOERTZ. 1942, «Performance of flat-plate solar-heat collectors», *Trans. ASME (Am. Soc. Mech. Eng.) ; (United States)*, vol. 64. [77](#)
- [105] HYUN, S.-H., C.-S. PARK et G. AUGENBROE. 2007, «Uncertainty and Sensitivity Analysis of Natural Ventilation in High-rise Apartment Buildings», *Building Simulation*, p. 8. [19](#)
- [106] IBARRA, D. et C. F. REINHART. 2011, «Solar availability: A comparison study of six irradiation distribution methods», dans *Proceedings of BS2009 : 12th Conference of International Building Performance Simulation Association*, Sydney, p. 8. [65](#), [84](#)
- [107] IGN. 2020, «BD TOPO® Version 3.0 - Descriptif de contenu», cahier de recherche, IGN. [35](#)
- [108] INSEE. 2012, «Enquête emploi du temps en 2010», cahier de recherche Insee Résultats N°130, INSEE. [72](#)
- [109] IOOSS, B. et P. LEMAÎTRE. 2015, «A Review on Global Sensitivity Analysis Methods», dans *Uncertainty Management in Simulation-Optimization of Complex Systems*, vol. 59, édité par G. Dellino et C. Meloni, Springer US, Boston, MA, ISBN 978-1-4899-7546-1 978-1-4899-7547-8, p. 101–122, doi :10.1007/978-1-4899-7547-8_5. [25](#)
- [110] ISO. 2008, «Performance énergétique des bâtiments — Calcul des besoins d'énergie pour le chauffage et le refroidissement des locaux - ISO 13790 :2008», . [77](#)
- [111] JACQUES, J. 2005, *Contributions à l'analyse de sensibilité et à l'analyse discriminante généralisée*, thèse de doctorat, Université Joseph-Fourier - Grenoble I. [25](#)
- [112] JIE, P., Z. TIAN, S. YUAN et N. ZHU. 2012, «Modeling the dynamic characteristics of a district heating network», *Energy*, vol. 39, n° 1, doi :10.1016/j.energy.2012.01.055, p. 126–134, ISSN 0360-5442. [185](#)
- [113] JOE HUANG, Y. et D. CRAWLEY. 1996, «Does it Matter Which Weather Data You Use in Energy Simulations?», dans *1996 ACEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings*, vol. 4, California, p. 4.69–4.76. [20](#)
- [114] JOHARI, F., G. PERONATO, P. SADEGHIAN, X. ZHAO et J. WIDÉN. 2020, «Urban building energy modeling: State of the art and future prospects», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 128, doi :10.1016/j.rser.2020.109902, p. 109 902, ISSN 1364-0321. [11](#)
- [115] JORISSEN, F., G. REYNDERS, R. BAETENS, D. PICARD, D. SAELENS et L. HELSEN. 2018, «Implementation and verification of the IDEAS building energy simulation library», *Journal of Building Performance Simulation*, doi :10.1080/19401493.2018.1428361, p. 1–20. [14](#), [17](#)
- [116] KALAMEES, T. 2004, «IDA ICE : The simulation tool for making the whole building energy- and HAM analysis», dans *IEA-Annex 41 MOIST-ENG*, vol. Annex 41 - MOIST-ENG, Switzerland. [12](#), [13](#), [15](#), [21](#), [183](#)

- [117] KALYANPUR, A., M.-E. MERCADIER et P. BLANC. 2013, «Gisement solaire en France : caractérisation de la ressource énergétique, profil de répartition et volatilité», *Environnement & Technique*, vol. 331, p. 54–59. [109](#), [153](#)
- [118] KARIM, M. N., C. M. REID, L. TRAN, A. COCHRANE et B. BILLAH. 2017, «Variable selection methods for multiple regressions influence the parsimony of risk prediction models for cardiac surgery», *The Journal of Thoracic and Cardiovascular Surgery*, vol. 153, n° 5, doi : 10.1016/j.jtcvs.2016.11.028, p. 1128–1135.e3, ISSN 0022-5223. [30](#)
- [119] KASTEN, F. et A. T. YOUNG. 1989, «Revised optical air mass tables and approximation formula», *Applied Optics*, vol. 28, n° 22, doi :10.1364/AO.28.004735, p. 4735–4738, ISSN 2155-3165. [80](#)
- [120] KASUDA, T., P. ARCHENBACH et UNITED STATES - OFFICE OF CIVIL DEFENSE. 1965, «Earth Temperature and Thermal Diffusivity at Selected Stations in the United States», cahier de recherche 8972, National Bureau of Standards (Washington, DC). [320](#)
- [121] KEIRSTEAD, J., M. JENNINGS et A. SIVAKUMAR. 2012, «A review of urban energy system models : Approaches, challenges and opportunities», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 16, n° 6, doi :10.1016/j.rser.2012.02.047, p. 3847–3866, ISSN 1364-0321. [12](#)
- [122] KHATIBI, R. H., R. J. MOORE, M. J. BOOIJ, D. CADMAN et G. BOYCE. 2002, «Parsimonious Catchment and River Flow Modelling», dans *1st International Congress on Environmental Modelling and Software*, Lugano, Switzerland, p. 7. [30](#)
- [123] KLUCHER, T. M. 1979, «Evaluation of models to predict insolation on tilted surfaces», *Solar Energy*, vol. 23, n° 2, doi :10.1016/0038-092X(79)90110-5, p. 111–114, ISSN 0038-092X. [77](#)
- [124] KOŠIR, M., I. G. CAPELUTO, A. KRAINER et Ž. KRISTL. 2014, «Solar potential in existing urban layouts—Critical overview of the existing building stock in Slovenian context», *Energy Policy*, vol. 69, doi :10.1016/j.enpol.2014.01.045, p. 443–456, ISSN 0301-4215. [24](#)
- [125] KRISTENSEN, M. H. et S. PETERSEN. 2016, «Choosing the appropriate sensitivity analysis method for building energy model-based investigations», *Energy and Buildings*, vol. 130, doi :10.1016/j.enbuild.2016.08.038, p. 166–176, ISSN 0378-7788. [xix](#), [26](#)
- [126] KURDGELASHVILI, L., J. LI, C.-H. SHIH et B. ATTIA. 2016, «Estimating technical potential for rooftop photovoltaics in California, Arizona and New Jersey», *Renewable Energy*, vol. 95, doi :10.1016/j.renene.2016.03.105, p. 286–302, ISSN 0960-1481. [24](#)
- [127] KYRIAKODIS, G.-E. 2020, *Development of a Coupled Simulation Tool for Urban Building Energy Demand, District Energy Systems and Microclimate Modeling*, thèse de doctorat, Université de La Rochelle. [80](#), [89](#)
- [128] LARSEN, H. V., B. BØHM et M. WIGBELS. 2004, «A comparison of aggregated models for simulation and operational optimisation of district heating networks», *Energy Conversion and Management*, vol. 45, n° 7, doi :10.1016/j.enconman.2003.08.006, p. 1119–1139, ISSN 0196-8904. [184](#)
- [129] LARSEN, H. V., H. PÁLSSON, B. BØHM et H. F. RAVN. 2002, «Aggregated dynamic simulation model of district heating networks», *Energy Conversion and Management*, vol. 43, n° 8, doi : 10.1016/S0196-8904(01)00093-0, p. 995–1019, ISSN 01968904. [184](#)
- [130] LAUZET, N., B. MORILLE, T. LEDUC et M. MUSY. 2017, «What is the Required Level of Details to Represent the Impact of the Built Environment on Energy Demand?», *Procedia Environmental Sciences*, vol. 38, doi :10.1016/j.proenv.2017.03.140, p. 611–618, ISSN 1878-0296. [65](#)

- [131] LEE, K. S., J. W. LEE et J. S. LEE. 2016, «Feasibility study on the relation between housing density and solar accessibility and potential uses», *Renewable Energy*, vol. 85, doi :10.1016/j.renene.2015.06.070, p. 749–758, ISSN 0960-1481. [76](#)
- [132] LEFORT, L. 2019, *Développement d'une Méthode de Référence Pour La Validation Des Outils de Simulation Énergétique Des Bâtiments à l'échelle Urbaine*, These en préparation, Université Paris sciences et lettres. [248](#)
- [133] LI, D., G. LIU et S. LIAO. 2015, «Solar potential in urban residential buildings», *Solar Energy*, vol. 111, doi :10.1016/j.solener.2014.10.045, p. 225–235, ISSN 0038-092X. [76](#)
- [134] LOEWEN, A., M. WIGBELS, W. ALTHAUS, A. AUGUSIAK et A. RENSKI. 2001, «Structural simplification of complex DH-networks - Part 2», *Euroheat and Power/Fernwärme International*, vol. 30, n° 6, p. 46–50. [184](#)
- [135] LTD, D. S. «DesignBuilder», DesignBuilder Software Ltd. [118](#)
- [136] LUND, H. et B. V. MATHIESEN. 2009, «Energy system analysis of 100% renewable energy systems—The case of Denmark in years 2030 and 2050», *Energy*, vol. 34, n° 5, doi :10.1016/j.energy.2008.04.003, p. 524–531, ISSN 0360-5442. [183](#)
- [137] LUND, H. et J. Z. THELLUFSEN. 2020, «EnergyPLAN - Advanced Energy Systems Analysis Computer Model (version 15.1)», doi :10.5281/zenodo.4017214. [183](#)
- [138] MACDONALD, I. 2002, *Quantifying the Effects of Uncertainty in Building Simulation*, thèse de doctorat, University of Strathclyde, University of Strathclyde. [18](#), [19](#)
- [139] MARTIN, M., N. H. WONG, D. J. C. HUI et M. IGNATIUS. 2017, «Comparison between simplified and detailed EnergyPlus models coupled with an urban canopy model», *Energy and Buildings*, vol. 157, doi :10.1016/j.enbuild.2017.01.078, p. 116–125, ISSN 0378-7788. [21](#), [65](#), [120](#)
- [140] MARTÍNEZ-DURBÁN, M., L. F. ZARZALEJO, J. L. BOSCH, S. ROSIEK, J. POLO et F. J. BATLLES. 2009, «Estimation of global daily irradiation in complex topography zones using digital elevation models and meteosat images : Comparison of the results», *Energy Conversion and Management*, vol. 50, n° 9, doi :10.1016/j.enconman.2009.05.009, p. 2233–2238, ISSN 0196-8904. [24](#), [77](#)
- [141] MAVROMATIDIS, G., K. OREHOUNIG et J. CARMELIET. March 15, 2018a, «Uncertainty and global sensitivity analysis for the optimal design of distributed energy systems», *Applied Energy*, vol. 214, doi :10.1016/j.apenergy.2018.01.062, p. 219–238, ISSN 0306-2619. [23](#), [51](#)
- [142] MAVROMATIDIS, G., K. OREHOUNIG et J. CARMELIET. May 1, 2018b, «A review of uncertainty characterisation approaches for the optimal design of distributed energy systems», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 88, doi :10.1016/j.rser.2018.02.021, p. 258–277, ISSN 1364-0321. [23](#), [51](#)
- [143] MINISTÈRE DE LA TRANSITION ÉCOLOGIQUE. 2012, «Enquête Performance de l'Habitat, Équipements, Besoins et Usages de l'énergie (Phébus) | Données et études statistiques», . [35](#)
- [144] MINISTÈRE DE LA TRANSITION ÉCOLOGIQUE. 2015, «LOI n° 2015-992 du 17 août 2015 relative à la transition énergétique pour la croissance verte», . [179](#)
- [145] MINISTÈRE DE L'ENVIRONNEMENT, DE L'ÉNERGIE ET DE LA MER EN CHARGE DES RELATIONS INTERNATIONALES SUR LE CLIMAT. 2017, «Chiffres clés de l'énergie - Edition 2016», cahier de recherche. [1](#)

- [146] MIRZAEI, P. A. et F. HAGHIGHAT. 2010, «Approaches to study Urban Heat Island – Abilities and limitations», *Building and Environment*, vol. 45, n° 10, doi :10.1016/j.buildenv.2010.04.001, p. 2192–2201, ISSN 0360-1323. [23](#)
- [147] MOSTEIRO-ROMERO, M., J. A. FONSECA et A. SCHLUETER. 2017, «Seasonal effects of input parameters in urban-scale building energy simulation», *Energy Procedia*, vol. 122, doi :10.1016/j.egypro.2017.07.459, p. 433–438, ISSN 1876-6102. [19](#), [25](#)
- [148] MOSTEIRO-ROMERO, M., I. HISCHIER, J. A. FONSECA et A. SCHLUETER. 2020, «A novel population-based occupancy modeling approach for district-scale simulations compared to standard-based methods», *Building and Environment*, doi :10.1016/j.buildenv.2020.107084, p. 107 084, ISSN 0360-1323. [22](#)
- [149] MÜLLER, D., M. LAUSTER, A. CONSTANTIN, M. FUCHS et P. REMMEN. 2016, «AIXLIB – An Open-Source Modelica Library Within The IEA-EBC ANNEX 60 Framework», dans *BauSIM 2016*, p. 3–9. [16](#), [183](#)
- [150] NAGELER, P., R. HEIMRATH, T. MACH et C. HOCHENAUER. 2019, «Prototype of a simulation framework for georeferenced large-scale dynamic simulations of district energy systems», *Applied Energy*, vol. 252, doi :10.1016/j.apenergy.2019.113469, p. 113 469, ISSN 0306-2619. [12](#), [183](#)
- [151] NIKPOUR, M., M. KANDAR, M. GHOMESHI, N. MOEINZADEH et M. GHASEMI. 2011, «Investigating the effectiveness of self-shading strategy on overall thermal transfer value and window size in high rise buildings», *World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 50, p. 161–166. [24](#)
- [152] NOUVEL, R., M. ZIRAK, V. COORS et U. EICKER. 2017, «The influence of data quality on urban heating demand modeling using 3D city models», *Computers, Environment and Urban Systems*, vol. 64, doi :10.1016/j.compenvurbsys.2016.12.005, p. 68–80, ISSN 0198-9715. [18](#), [20](#), [22](#), [288](#)
- [153] NYTSCH-GEUSEN, C., J. HUBER, M. LJUBIJANKIC et J. RÄDLER. 2013, «Modelica Building-Systems - eine Modellbibliothek zur Simulation komplexer energietechnischer Gebäudesysteme», *Bauphysik*, vol. 35, doi :10.1002/bapi.201310045. [13](#), [16](#)
- [154] NZENGUE, Y., A. DU BOISHAMON, K. LAFFONT-ELOIRE, V. PARTENAY, Y. ABDELOUADOUD, P. ZAMBELLI, V. D'ALONZO et R. VACCARO. 2017, «Planning city refurbishment : An exploratory study at district scale how to move towards positive energy districts – approach of the SINFONIA project», dans *2017 International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC)*, IEEE, ISBN 978-1-5386-0774-9, p. 1394–1400, doi :10.1109/ICE.2017.8280045. [59](#)
- [155] OGC. 2017, «CityGML 2017», <https://www.citygml.org/>. [77](#)
- [156] OKE, T. R. 1987, *Boundary Layer Climates*, Psychology Press, ISBN 978-0-415-04319-9. [xxiii](#)
- [157] OLSTHOORN, D., F. HAGHIGHAT et P. A. MIRZAEI. 2016, «Integration of storage and renewable energy into district heating systems : A review of modelling and optimization», *Solar Energy*, vol. 136, doi :10.1016/j.solener.2016.06.054, p. 49–64, ISSN 0038-092X. [183](#), [188](#)
- [158] OPPELT, T., T. URBANECK, U. GROSS et B. PLATZER. 2016, «Dynamic thermo-hydraulic model of district cooling networks», *Applied Thermal Engineering*, p. 336–345. [184](#), [185](#)
- [159] ÖZISIK, M. N. 1985, *Heat Transfer - a Basic Approach*, ise editions éd., Mcgraw-hill book company, ISBN 0-07-047982-8. [278](#)

- [160] PACTE, P. 2012, rev 2017, «RAGE, Analyse détaillée du parc résidentiel existant. (Detailed analysis of the existing residential building stock)», cahier de recherche, Ministère de la cohésion des territoires et des relations avec les collectivités territoriales. [58](#)
- [161] PÁLSSON, H., H. V. LARSEN, B. BOHM, H. F. RAVN et J. ZHOU. 1999, *Equivalent Models of District Heating Systems*, DTU-ET-ES-99-03, Technical University of Denmark (Department of Energy Engineering), ISBN 87-7475-221-9. [184](#), [185](#), [186](#), [188](#)
- [162] PEREZ, N., P. RIEDERER, C. INARD et V. PARTENAY. Dec. 7-9, 2015, «Thermal Building Modelling Adapted To District Energy Simulation», dans *Proceedings of BS2015 : 14th Conference of International Building Performance Simulation Association*, Hyderabad, India, p. 270–277, doi :10.13140/RG.2.1.3714.2163/1. [21](#), [24](#), [119](#), [120](#)
- [163] PEREZ, R., P. INEICHEN, R. SEALS, J. MICHALSKY et R. STEWART. 1990, «Modeling daylight availability and irradiance components from direct and global irradiance», *Solar Energy*, vol. 44, n° 5, doi :10.1016/0038-092X(90)90055-H, p. 271–289, ISSN 0038-092X. [77](#)
- [164] PEREZ, R., R. SEALS, P. INEICHEN, R. STEWART et D. MENICUCCI. 1987, «A new simplified version of the perez diffuse irradiance model for tilted surfaces», *Solar Energy*, vol. 39, n° 3, doi :10.1016/S0038-092X(87)80031-2, p. 221–231, ISSN 0038-092X.
- [165] PEREZ, R., R. SEALS et J. MICHALSKY. 1993, «All-weather model for sky luminance distribution—Preliminary configuration and validation», *Solar Energy*, vol. 50, n° 3, doi :10.1016/0038-092X(93)90017-I, p. 235–245, ISSN 0038-092X. [77](#), [84](#)
- [166] PERRIN, C., C. MICHEL et V. ANDRÉASSIAN. 2003, «Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation», *Journal of Hydrology*, vol. 279, n° 1, doi :10.1016/S0022-1694(03)00225-7, p. 275–289, ISSN 0022-1694. [30](#)
- [167] PETITJEAN, F., A. KETTERLIN et P. GANÇARSKI. 2011, «A global averaging method for dynamic time warping, with applications to clustering», *Pattern Recognition*, vol. 44, n° 3, doi :10.1016/j.patcog.2010.09.013, p. 678–693, ISSN 0031-3203. [198](#)
- [168] PEUPORTIER, B. 2019, «Pléiades Comfie», IZUBA Energie. [115](#), [118](#)
- [169] PITT, M. A., W. KIM et I. J. MYUNG. 2003, «Flexibility versus generalizability in model selection», *Psychonomic Bulletin & Review*, vol. 10, n° 1, doi :10.3758/BF03196467, p. 29–44, ISSN 1531-5320. [32](#)
- [170] PLESSIS, G., A. KAEMMERLEN et A. LINDSAY. 2014, «BuildSysPro : A Modelica library for modelling buildings and energy systems», dans *10th International Modelica Conference*, Lund, Sweden, ISBN 978-91-7519-380-9, p. 1161–1169, doi :10.3384/ecp140961161. [13](#), [17](#)
- [171] POLLY, B., C. KUTSCHER, D. MACUMBER, M. SCHOTT, S. PLESS, B. LIVINGOOD et O. GEET. 2016, «From Zero Energy Buildings to Zero Energy Districts», dans *American Council for an Energy Efficient Economy*. [13](#), [16](#)
- [172] POSADA, D. et T. BUCKLEY. 2004, «Model Selection and Model Averaging in Phylogenetics : Advantages of Akaike Information Criterion and Bayesian Approaches Over Likelihood Ratio Tests», *Systematic biology*, vol. 53, doi :10.1080/10635150490522304, p. 793–808. [30](#)
- [173] PROGRAMME, I. E. E. 2015, «TABULA - Bâtiments résidentiels Typologie du parc existant et solutions exemplaires pour la rénovation énergétique en France», cahier de recherche, European Union. [58](#)
- [174] PROGRAMME, I. E. E. 2016, «EPISCOPE - Monitor Progress Towards Climate Targets in European Housing Stocks - Main Results», cahier de recherche, European Union. [58](#)

- [175] QUAN, S. J., Q. LI, G. AUGENBROE, J. BROWN et P. P.-J. YANG. 2015, «A GIS-based Energy Balance Modeling System for Urban Solar Buildings», *Energy Procedia*, vol. 75, doi :10.1016/j.egypro.2015.07.598, p. 2946–2952, ISSN 1876-6102. [24](#)
- [176] QUINET, E. 2013, «Evaluation socioéconomique des investissements publics - sept. 2013», cahier de recherche, Commissariat général à la stratégie et à la prospective. [218](#)
- [177] RASHEED, A., D. ROBINSON, A. CLAPPIER, C. NARAYANAN et D. LAKEHAL. 2011, «Representing complex urban geometries in mesoscale modeling», *International Journal of Climatology*, vol. 31, doi :10.1002/joc.2240. [20](#)
- [178] RECKNAGEL, H., E. SPRENGER, HONMANN et SCHRAMMEK. 1980, *Manuel Pratique Du Génie Climatique*, PYC Edition, ISBN 2-85330-040-4. [278](#)
- [179] REINDL, D. T., W. A. BECKMAN et J. A. DUFFIE. 1990, «Diffuse fraction correlations», *Solar Energy*, vol. 45, n° 1, doi :10.1016/0038-092X(90)90060-P, p. 1–7, ISSN 0038-092X. [77](#)
- [180] REINDL, D. T., W. A. BECKMAN et J. A. DUFFIE. 1990, «Evaluation of hourly tilted surface radiation models», *Solar Energy*, vol. 45, n° 1, doi :10.1016/0038-092X(90)90061-G, p. 9–17, ISSN 0038-092X. [77](#)
- [181] REINHART, C. et P.-F. BRETON. 2009, «Experimental validation of 3DS MAX design 2009 and DAYSIM 3.0», dans *Proceedings of BS2011 : 12th Conference of International Building Performance Simulation Association*, Glasgow, Scotland, p. 1514–1521, doi :10.1582/LEUKOS.2009.06.01001. [76](#), [77](#), [84](#), [112](#)
- [182] REINHART, C., T. DOGAN, J. JAKUBIEC, T. RAKHA et A. SANG. 2013, «UMI - An urban simulation environment for building energy use, daylighting and walkability», dans *Proceedings of BS 2013 : 13th Conference of IBPSA*, p. 476–483. [17](#)
- [183] REINHART, C. et S. HERKEL. 2000, «The simulation of annual daylight illuminance distributions — a state-of-the-art comparison of six RADIANCE-based methods», *Energy and Buildings*, vol. 32, n° 2, doi :10.1016/S0378-7788(00)00042-6, p. 167–187, ISSN 0378-7788. [84](#)
- [184] REINHART, C. et O. WALKENHORST. 2001, «Validation of dynamic RADIANCE-based daylight simulations for a test office with external blinds», *Energy and Buildings*, vol. 33, n° 7, doi : 10.1016/S0378-7788(01)00058-5, p. 683–697, ISSN 0378-7788. [84](#)
- [185] REMMEN, P., M. LAUSTER, M. MANS, M. FUCHS, T. OSTERHAGE et D. MÜLLER. 2018, «TEASER : An open tool for urban energy modelling of building stocks», *Journal of Building Performance Simulation*, vol. 11, n° 1, doi :10.1080/19401493.2017.1283539, p. 84–98, ISSN 1940-1493. [17](#), [44](#), [59](#)
- [186] RIEDERER, P., V. PARTENAY, N. PEREZ, C. NOCITO, R. TRIGANCE et T. GUIOT. 2015, «Development Of A Simulation Platform For The Evaluation Of District Energy System Performances», dans *Proceedings of BS2015 : 14th Conference of International Building Performance Simulation Association*, Hyderabad, India, p. 2499–2506. [15](#), [21](#), [30](#), [71](#)
- [187] RIVALIN, L. 2016, *Vers Une Démarche de Garantie Des Consommations Énergétiques Dans Les Bâtiments Neufs : Méthodes d'évaluation Des Incertitudes Associées à La Simulation Thermique Dynamique Dans Le Processus de Conception et de Réalisation.*, Paris Sciences et Lettres. [23](#)
- [188] RIVALIN, L., D. MARCHIO, P. STABAT, M. CACIOLO et B. COGNÉ. 2014, «Influence of building zoning on annual energy demand», dans *Proceedings 2014 : International High Performance Buildings Conference*, Purdue, USA. [120](#)

- [189] ROBINSON, D., N. CAMPBELL, W. GAISER, K. KABEL, A. LE-MOUEL, N. MOREL, J. PAGE, S. STANKOVIC et A. STONE. 2007, «SUNtool – A new modelling paradigm for simulating and optimising urban sustainability», *Solar Energy*, vol. 81, n° 9, doi :10.1016/j.solener.2007.06.002, p. 1196–1211, ISSN 0038-092X. [13](#), [16](#), [21](#)
- [190] ROBINSON, D., F. HALDI, J. KÄMPF, P. LEROUX, D. PEREZ, A. RASHEED et U. WILKE. 2009, «CITYSIM: Comprehensive Micro-Simulation of Resource Flows For Sustainable Urban Planning», dans *Proceedings of BS2009 : 11th Conference of International Building Performance Simulation Association*, Glasgow, Scotland, p. 1083–1090. [13](#), [15](#), [21](#)
- [191] ROBINSON, D. et A. STONE. 2005, «A simplified radiosity algorithm for general urban radiation exchange», *Building Services Engineering Research and Technology*, vol. 26, n° 4, doi : 10.1191/0143624405bt133oa, p. 271–284, ISSN 0143-6244. [77](#)
- [192] ROGEAU, A. 2020, *Vers Une Approche Intégrée d'aide à La Planification Énergétique Territoriale : Application à La Rénovation Énergétique Des Bâtiments*, These de doctorat, Université Paris sciences et lettres. [248](#)
- [193] ROMERO RODRÍGUEZ, L., R. NOUVEL, E. DUMINIL et U. EICKER. 2017, «Setting intelligent city tiling strategies for urban shading simulations», *Solar Energy*, vol. 157, doi :10.1016/j.solener.2017.09.017, p. 880–894, ISSN 0038-092X. [24](#), [76](#)
- [194] ROSA, A. D., H. LI et S. SVENDSEN. 2013, «Modeling Transient Heat Transfer in Small-Size Twin Pipes for End-User Connections to Low-Energy District Heating Networks», *Heat Transfer Engineering*, vol. 34, n° 4, doi :10.1080/01457632.2013.717048, p. 372–384, ISSN 0145-7632. [185](#)
- [195] SAELENS, D., I. D. JAEGER, F. BÜNNING, M. MANS, A. VANDERMEULEN, B. V. DER HEIJDE, E. GARREAU, A. MACCARINI, Ø. RØNNESETH, I. SARTORI et L. HELSEN. 2019, «Towards a DESTEST: A District Energy Simulation Test Developed in IBPSA Project 1», dans *Proceedings of Building Simulation 2019 : 16th Conference of IBPSA*, IBPSA, Rome, Italy, p. 3569–3577, doi :10.26868/25222708.2019.210806. [69](#)
- [196] SALTELLI, A., P. ANNONI, I. AZZINI, F. CAMPOLONGO, M. RATTO et S. TARANTOLA. 2010, «Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index», *Computer Physics Communications*, vol. 181, n° 2, doi :10.1016/j.cpc.2009.09.018, p. 259–270, ISSN 0010-4655. [67](#)
- [197] SALTELLI, A., M. RATTO, T. ANDRES, F. CAMPOLONGO, J. CARIBONI, D. GATELLI, M. SAISANA et S. TARANTOLA. 2007, *Global Sensitivity Analysis. The Primer*, John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, UK, ISBN 978-0-470-72518-4 978-0-470-05997-5, doi :10.1002/9780470725184. [xix](#), [25](#), [26](#), [66](#)
- [198] SALTELLI, A., S. TARANTOLA, F. CAMPOLONGO et M. RATTO. 2002, *Sensitivity Analysis in Practice*, John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, UK, ISBN 978-0-470-87093-8 978-0-470-87095-2, doi :10.1002/0470870958. [xix](#), [25](#), [26](#), [67](#)
- [199] SANDOU, G., S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET et C. MONDON. 2005, «Predictive Control of a Complex District Heating Network», dans *44th IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference 2005*, Seville, Spain, p. 7372–7377, doi :10.1109/CDC.2005.1583351. [185](#), [186](#)
- [200] SANDOU, G., S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET et C. MONDON. 2007, «DISTRICT HEATING NETWORK MODELS : COMPLEXITY, TRACTABILITY AND APPLICATIONS», *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 40, n° 9, doi :10.3182/20070723-3-PL-2917.00024, p. 149–154, ISSN 1474-6670. [184](#)

- [201] SARKAR, S., X. ZHU, V. MELNYKOV et S. INGRASSIA. 2020, «On parsimonious models for modeling matrix data», *Computational Statistics & Data Analysis*, vol. 142, doi :10.1016/j.csda.2019.106822, p. 106 822, ISSN 0167-9473. [30](#)
- [202] SCARTEZZINI, J.-L., R. NOUVEL, K.-H. BRASSEL, M. BRUSE, E. DUMINIL, V. COORS, U. EICKER et D. ROBINSON. 2015, «SimStadt, a new workflow-driven urban energy simulation platform for CityGML city models», dans *CISBAT 2015*, Lausanne, Swiss, p. 889–894. [13](#), [16](#)
- [203] SCHALLENBERG-RODRÍGUEZ, J. 2013, «Photovoltaic techno-economical potential on roofs in regions and islands : The case of the Canary Islands. Methodological review and methodology proposal», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 20, doi :10.1016/j.rser.2012.11.078, p. 219–239, ISSN 1364-0321. [24](#), [77](#)
- [204] SCHETELAT, P. 2020, «Urban data imputation using multi-output multi-class classification», dans *uSIM2020*, Scotland. [59](#), [63](#), [228](#)
- [205] SCHNEIDER-ELECTRIC. 2012, «TERMIS user guide - Version 5.0», . [183](#), [186](#)
- [206] SEABOLD, S. et J. PERKTOLD. 2010, «Statsmodels: Econometric and Statistical Modeling with Python», dans *9th Python in Science Conference*, p. 5. [68](#)
- [207] SHIN, M. et J. S. HABERL. 2019, «Thermal zoning for building HVAC design and energy simulation: A literature review», *Energy and Buildings*, vol. 203, doi :10.1016/j.enbuild.2019.109429, p. 109 429, ISSN 0378-7788. [119](#), [120](#)
- [208] SILVA, A. et E. GHISI. June 1, 2014a, «Uncertainty analysis of user behaviour and physical parameters in residential building performance simulation», *Energy and Buildings*, vol. 76, doi :10.1016/j.enbuild.2014.03.001, p. 381–391. [22](#)
- [209] SILVA, A. et E. GHISI. June 1, 2014b, «Uncertainty analysis of the computer model in building performance simulation», *Energy and Buildings*, vol. 76, doi :10.1016/j.enbuild.2014.02.070, p. 258–269, ISSN 0378-7788. [25](#)
- [210] SMITH, L. 2012, «Beyond the Shoebox: Thermal Zoning Approaches for Complex Building Shapes», *ASHRAE Transactions*, vol. 118, p. 8. [119](#), [120](#)
- [211] SNOEK, C., L. YANG, T. ONNO, S. FREDERIKSEN et H. KORSMAN. 2002, *Optimization of District Heating Systems by Maximizing Building Heating System Temperature Difference*, novem, netherlands agency for energy and the environment éd., IEA District Heating and Cooling, ISBN 90-5748-022-0. [187](#)
- [212] SOLA, A., C. CORCHERO, J. SALOM et M. SANMARTI. 2020, «Multi-domain urban-scale energy modelling tools: A review», *Sustainable Cities and Society*, vol. 54, doi :10.1016/j.scs.2019.101872, p. 101 872, ISSN 2210-6707. [11](#)
- [213] SPITZ, C., L. MORA, E. WURTZ et A. JAY. 2012, «Practical application of uncertainty analysis and sensitivity analysis on an experimental house», *Energy and Buildings*, vol. 55, doi :10.1016/j.enbuild.2012.08.013, p. 459–470, ISSN 0378-7788. [25](#)
- [214] STEVANOVIC, V. D., B. ZIVKOVIC, S. PRICA, B. MASLOVARIC, V. KARAMARKOVIC et V. TRKULJA. 2009, «Prediction of thermal transients in district heating systems», *Energy Conversion and Management*, vol. 50, n° 9, doi :10.1016/j.enconman.2009.04.034, p. 2167–2173, ISSN 0196-8904. [185](#)

- [215] STEWART, I. D. et T. R. OKE. 2012, «Local Climate Zones for Urban Temperature Studies», *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 93, n° 12, doi :10.1175/BAMS-D-11-00019.1, p. 1879–1900, ISSN 0003-0007. [xiii](#), [59](#), [60](#)
- [216] STRØMANN-ANDERSEN, J. et P. A. SATTRUP. 2011, «The urban canyon and building energy use : Urban density versus daylight and passive solar gains», *Energy and Buildings*, vol. 43, n° 8, doi :10.1016/j.enbuild.2011.04.007, p. 2011–2020, ISSN 0378-7788. [20](#), [24](#), [76](#), [84](#)
- [217] STRZALKA, A., D. MONIEN, A. KOUKOFIKIS et U. EICKER. 2015, «Sensitivity analysis for minimization of input data for urban scale heat demand forecasting.», dans *14th International Conference on Sustainable Energy Technologies – SET 2015*, Nottingham, UK. [20](#)
- [218] SUDRET, B. 2008, «Global sensitivity analysis using polynomial chaos expansions», *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 93, n° 7, doi :10.1016/j.res.2007.04.002, p. 964–979, ISSN 0951-8320. [25](#)
- [219] SUGIURA, N. 1978, «Further analysts of the data by akaike' s information criterion and the finite corrections», *Communications in Statistics - Theory and Methods*, vol. 7, n° 1, doi : 10.1080/03610927808827599, p. 13–26, ISSN 0361-0926. [32](#)
- [220] SUN, S. et J.-L. BERTRAND-KRAJEWSKI. 2013, «Sélection d'un modèle hydrologique conceptuel parcimonieux pour différents objectifs», *NOVATECH*, p. 5. [30](#)
- [221] TALEBI, B., P. A. MIRZAEI, A. BASTANI et F. HAGHIGHAT. 2016, «A Review of District Heating Systems: Modeling and Optimization», *Frontiers in Built Environment*, vol. 2, doi :10.3389/fbuil.2016.00022, ISSN 2297-3362. [189](#)
- [222] TESS. «TRNSYS : Transient System Simulation Tool», . [21](#), [115](#), [118](#), [183](#), [185](#)
- [223] THEODORIDOU, I., M. KARTERIS, G. MALLINIS, A. M. PAPADOPOULOS et M. HEGGER. 2012, «Assessment of retrofitting measures and solar systems' potential in urban areas using Geographical Information Systems : Application to a Mediterranean city», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 16, n° 8, doi :10.1016/j.rser.2012.03.075, p. 6239–6261, ISSN 1364-0321. [24](#)
- [224] THEURER, W. 1999, «Typical building arrangements for urban air pollution modelling», *Atmospheric Environment*, vol. 33, n° 24, doi :10.1016/S1352-2310(99)00147-8, p. 4057–4066, ISSN 1352-2310. [59](#)
- [225] TIAN, W. 2013, «A review of sensitivity analysis methods in building energy analysis», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 20, doi :10.1016/j.rser.2012.12.014, p. 411–419, ISSN 1364-0321. [xix](#), [26](#)
- [226] TORNAY, N., R. SCHOETTER, M. BONHOMME, S. FARAUT et V. MASSON. 2017, «GENIUS : A methodology to define a detailed description of buildings for urban climate and building energy consumption simulations», *Urban Climate*, vol. 20, doi :10.1016/j.uclim.2017.03.002, p. 75–93, ISSN 2212-0955. [59](#), [60](#), [97](#), [112](#)
- [227] TUOMINEN, P., R. HOLOPAINEN, L. ESKOLA, J. JOKISALO et M. AIRAKSINEN. 2014, «Calculation method and tool for assessing energy consumption in the building stock», *Building and Environment*, vol. 75, doi :10.1016/j.buildenv.2014.02.001, p. 153–160, ISSN 0360-1323. [12](#)
- [228] TZEMPELIKOS, A. et H. SHEN. 2013, «Comparative control strategies for roller shades with respect to daylighting and energy performance», *Building and Environment*, vol. 67, doi : 10.1016/j.buildenv.2013.05.016, p. 179–192, ISSN 0360-1323. [24](#)
- [229] UIUC. 2015, «EnergyPlus Documentation : Engineering Reference», . [13](#), [118](#)

- [230] URRACA, R., E. SODUPE-ORTEGA, J. ANTONANZAS, F. ANTONANZAS-TORRES et F. J. MARTINEZ-DE-PISON. 2018, «Evaluation of a novel GA-based methodology for model structure selection : The GA-PARSIMONY», *Neurocomputing*, vol. 271, doi :10.1016/j.neucom.2016.08.154, p. 9–17, ISSN 0925-2312. [32](#)
- [231] VAN DER HEIJDE, B., M. FUCHS, C. RIBAS TUGORES, G. SCHWEIGER, K. SARTOR, D. BASCIOTTI, D. MÜLLER, C. NYTSCH-GEUSEN, M. WETTER et L. HELSEN. 2017, «Dynamic equation-based thermo-hydraulic pipe model for district heating and cooling systems», *Energy Conversion and Management*, vol. 151, doi :10.1016/j.enconman.2017.08.072, p. 158–169, ISSN 0196-8904. [184](#), [185](#), [186](#), [188](#)
- [232] VAN IERSEL, L., M. JONES et C. SCORNAVACCA. 2018, «Improved Maximum Parsimony Models for Phylogenetic Networks», *Systematic Biology*, vol. 67, n° 3, doi :10.1093/sysbio/syx094, p. 518–542, ISSN 1063-5157. [30](#)
- [233] VANDEKERCKHOVE, J., D. MATZKE et E.-J. WAGENMAKERS. 2015, «Model Comparison and the Principle of Parsimony», *The Oxford Handbook of Computational and Mathematical Psychology*, doi :10.1093/oxfordhb/9780199957996.013.14. [30](#)
- [234] VANDERMEULEN, A., B. VAN DER HEIJDE et L. HELSEN. 2018, «Controlling district heating and cooling networks to unlock flexibility : A review», *Energy*, vol. 151, doi :10.1016/j.energy.2018.03.034, p. 103–115, ISSN 0360-5442. [187](#)
- [235] VASSOLER, R. et G. ZEBENDE. 2012, «DCCA cross-correlation coefficient apply in time series of air temperature and air relative humidity», *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 391, n° 7, doi :10.1016/j.physa.2011.12.015, p. 2438–2443. [198](#)
- [236] WALLENTÉN, P. 1991, *Steady-State Heat Loss from Insulated Pipes*, thèse de doctorat, Byggnadsfysik LTH. [185](#)
- [237] WANG, D., J. LANDOLT, G. MAVROMATIDIS, K. OREHOUNIG et J. CARMELIET. 2018, «CESAR: A bottom-up building stock modelling tool for Switzerland to address sustainable energy transformation strategies», *Energy and Buildings*, vol. 169, doi :10.1016/j.enbuild.2018.03.020, p. 9–26, ISSN 0378-7788. [13](#), [15](#)
- [238] WARREN, P. R. et L. M. PARKINS. 1985, «Single-Sided Ventilation Through Open Windows», dans *Proceedings of Conference 'Thermal Performance of the Exterior Envelopes of Buildings', ASHRAE SP49*, Florida, USA, p. 209–228. [119](#)
- [239] WETTER, M. 2009, «Modelica-based modelling and simulation to support research and development in building energy and control systems», *Journal of Building Performance Simulation*, vol. 2, n° 2, doi :10.1080/19401490902818259, p. 143–161, ISSN 1940-1493. [13](#), [16](#), [183](#)
- [240] WETTER, M., M. FUCHS, P. GROZMAN, L. HELSEN, F. JORISSEN et M. LAUSTER. 2015, «IEA EBC ANNEX 60 Modelica library – an international collaboration to develop a free open-source model library for buildings and community energy systems», dans *14th Conference of International Building Performance Simulation Association*, Hyderabad, India, p. 395–402. [185](#), [316](#)
- [241] WETTER, M. et C. VAN TREECK. 2017, «IBPSA Project 1», <https://ibpsa.github.io/project1/>. [86](#)
- [242] WOLISZ, H., L. BÖSE, H. HARB, R. STREBLOW et D. MÜLLER. 2014, «City District Information Modeling as a Foundation for Simulation and Evaluation of Smart City Approaches», dans *Conference : Building Simulation and Optimization Conference*, London, UK, ISBN 978-0-9930137-0-6, p. 8, doi :10.18154/RWTH-CONV-206004. [19](#)

- [243] YANG, X., L. ZHAO, M. BRUSE et Q. MENG. 2012, «An integrated simulation method for building energy performance assessment in urban environments», *Energy and Buildings*, vol. 54, doi :10.1016/j.enbuild.2012.07.042, p. 243–251, ISSN 0378-7788. [23](#)
- [244] YAO, J. 2014, «An investigation into the impact of movable solar shades on energy, indoor thermal and visual comfort improvements», *Building and Environment*, vol. 71, doi : 10.1016/j.buildenv.2013.09.011, p. 24–32, ISSN 0360-1323. [24](#)
- [245] ZHANG, B.-T. et H. MUHLENBEIN. 1995, «Balancing Accuracy and Parsimony in Genetic Programming», *Evolutionary Computation*, vol. 3, n° 1, p. 33. [30](#)
- [246] ZHAO, H. 1995, *Analysis, Modelling and Operational Optimization of District Heating Systems*, thèse de doctorat, Lyngby, Techn. Univ. of Denmark, Ph. D. Thesis. [185](#)

Annexe A

Compléments d'information sur DIMOSIM

A.1 Procédure de simulation de DIMOSIM

La procédure de simulation s'articule en plusieurs phases (Figure A.1) :

- L'initialisation (*INPUT DATA*) :
 - Mise en place des données d'entrée : La définition des géométries de bâtiments et de leurs caractéristiques physiques côtoie le choix des solutions énergétiques centrales ou locales à l'échelle de la zone thermique, du bâtiment ou du quartier, pour couvrir le chauffage, le refroidissement, la production d'eau chaude sanitaire (ECS), le stockage et la consommation d'électricité. Le couplage de DIMOSIM avec deux outils du CSTB permet la modélisation non déterministe de l'occupation (CRONIQ) et la génération de données manquantes à partir de bases de données nationales (QIRIEL). Sa connexion avec les maquettes numériques urbaines (BD TOPO®, CityGML) permet de tenir compte de la géométrie du quartier et de sa morphologie, influant sur le calcul des masques solaires et des adjacences de bâtiment.
 - Définition de la simulation : Le pas de temps (de la seconde à quelques heures) et l'horizon de temps sont à définir, permettant de s'adapter aux différents cas d'étude.
- La simulation (*DIMOSIM Simulation*) : Cette phase est séquentielle, où pour chaque pas de temps les modèles sont appelés en séquence ou dans un système global d'équations. Elle se compose de 3 étapes :
 - *Object creator* : Cette procédure permet de créer les différents objets indiqués dans les fichiers d'entrée (bâtiment, zone thermique, systèmes énergétiques, façades, réseau de chaleur...) et de déterminer l'adjacence entre les différentes zones thermiques.
 - *Sizer* : Le *sizer* importe tous les paramètres du quartier (et les complète par des paramètres par défaut si besoin) et génère les modèles de chacun des objets (création profils d'occupation des appartements, détermination des puissances nominales des systèmes...). Ensuite les réseaux existants (chaleur, climatisation, électricité) sont dimensionnés suivant les demandes des bâtiments.
 - *Simulator* : Le principe de résolution de cette boucle temporelle se base sur la définition de dépendances entre les objets, à partir desquelles une boucle automatique de résolution crée l'ordre d'exécution des fonctions. Tous les systèmes sont donc découplés, pouvant induire de légères erreurs. Les résultats sont enregistrés à chaque pas de temps et sont utilisables à la fin de la simulation.

- L'évaluation des sorties (*OUTPUT DATA*) : Les états des systèmes (températures des générateurs, des réseaux...) ainsi que les flux d'énergie (consommations détaillées des générateurs, les pertes de production, de distribution...), sont récupérés, et peuvent être post-traités.

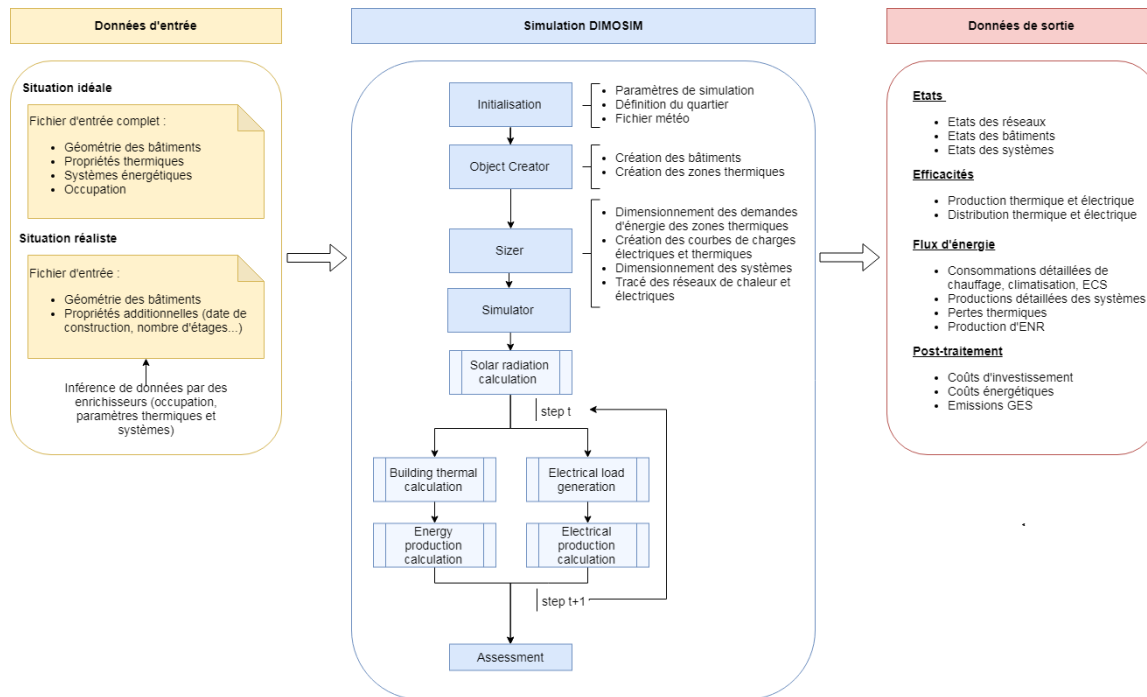


FIGURE A.1 – Schéma de principe d'utilisation de DIMOSIM

L'utilisation de classes d'objets (liées entre elles par des dépendances) couplées avec la boucle de simulation automatique, permet la mise en place rapide de nouveaux modèles et leur intégration dans la chaîne de simulation. Cette modularité permet de coupler des systèmes à différentes échelles spatiales de manière automatique et de récupérer les résultats à n'importe quel niveau (de l'émetteur au quartier). Enfin, la transcription automatique du code python en C grâce à un compiler Cython, permet d'avoir une réduction du temps de calcul importante par rapport au code python pur.

A.2 Modèle thermique de DIMOSIM

Dans l'outil DIMOSIM un modèle de type R_iC_j est implémenté. Il prend en compte plusieurs phénomènes de transport de chaleur :

- La conduction thermique à travers l'enveloppe opaque (murs, toit, plancher extérieur) et les parois vitrées. Cette conduction est aussi considérée pour la masse thermique, modélisée comme une paroi à part.
- Les échanges conductifs extérieurs des parois opaques et vitrées
- L'absorption du rayonnement court longueur d'onde des parois opaques et vitrées
- Les échanges de grandes longueurs d'onde en prenant les facteurs de vue et la réflexion du sol
- La convection intérieure avec les parois internes et les fenêtres
- Les gains radiatifs internes des occupants, des équipements, du rayonnement solaire et des systèmes
- Les flux d'air de la ventilation

— Les ponts thermiques

Le modèle initial ne modélise cependant pas les échanges thermiques internes entre zones d'un même bâtiment.

A.2.1 Calcul

Le comportement physique du modèle de bâtiment est défini par un système d'équations différentielles du 1^{er} ordre et peut donc être représenté par l'équation d'état matricielle suivante :

$$\dot{X} = A \cdot X + B \cdot U \quad (A.1)$$

X est le vecteur d'état (dépendant du temps), A et B les matrices d'état avec les coefficients liés aux phénomènes considérés, et U le vecteur d'entrée lui aussi fonction du temps. Ici les matrices A et B sont constantes au vu des équations linéaires considérées.

Ce système peut être résolu avec une méthode d'Euler à chaque pas de temps dt :

$$X^{n+1} = X^n + (A \cdot X^n + B \cdot U^n) \cdot dt \quad (A.2)$$

Cette méthode est rapide mais il est nécessaire d'en vérifier la stabilité préalablement. Les matrices A et B étant constante, le système est résolu dans DIMOSIM avec la méthode « Euler-exponentielle » qui sous l'hypothèse d'une faible variation des conditions limites entre deux pas de temps permet d'éviter certains problèmes de convergence :

$$X^{n+1} = X^n \cdot A_d + B_d \cdot U^n \quad (A.3)$$

Avec :

$$A_d = e^{A \cdot dt}$$

$$B_d = \frac{e^{A \cdot dt} - I}{A} \cdot B$$

A.2.2 Modèle RC et construction de matrices

Une première initialisation est réalisée pour chaque zone thermique afin de créer les matrices A et B. Ces matrices sont construites à partir des éléments de l'enveloppe représentés Figure A.2 :

- **Fenêtres** : Elles sont toutes regroupées en un seul objet avec une résistance et 2 capacités positionnées sur les surfaces internes et externes. L'absorption et la transmission du rayonnement solaire sont cependant calculées pour chaque orientation et fenêtre, et sommées pour être appliquées sur un unique nœud. Si la zone ne possède aucune fenêtre, ces nœuds sont supprimés des matrices A et B pour éviter les problèmes de convergence.
- **Murs externes** : L'utilisateur peut choisir le nombre de nœuds en fonction des données sur la composition des murs, avec un minimum de 4 capacités permettant de représenter la surface externe, la masse interne, la position de l'isolation (extérieure ou intérieure) et la surface interne. Le rayonnement courte longueur d'onde absorbé est calculé pour chaque façade en considérant les masques environnants puis injecté sur la surface externe du mur. Les gains radiatifs des occupants, équipements et rayonnement solaire sont injectés proportionnellement aux surfaces internes des murs, planchers et plafonds.
- **Toit** : Modèle identique à celui des murs externes.

- **Plancher externe** : Modèle identique à celui des murs externes avec la surface externe connectée à la température du sol.
- **Parois internes** : Ces parois sont géométriquement créées mais sont uniquement considérées dans la masse interne pour l'inertie du bâtiment.
- **Ventilation et infiltration** : Les apports associés à la ventilation et aux infiltrations sont calculés dans un autre module, à partir des taux de renouvellement d'air (ACH) choisis par l'utilisateur. Le module de ventilation calcule le flux entrant ou sortant d'une zone suivant les températures extérieures et intérieures en prenant en compte la perméabilité de l'enveloppe et la performance du système. Ainsi à chaque pas de temps les gains ou pertes liés à la ventilation et les infiltrations sont calculés, par exemple pour un modèle de ventilation simple :
$$R_{vent,infil,simple} = \frac{1}{\rho_{air} c p_{air} V_{bat} ACH / 3600} \quad (A.4)$$
- **Ponts thermiques** : Le modèle des ponts thermiques est le même que celui de la ventilation et infiltration. Le facteur global du bâtiment est fixé par l'utilisateur.
- **La masse interne** : La masse interne comprend les parois intérieures non prises en compte, afin de modéliser l'inertie thermique d'un bâtiment.

Ces nœuds peuvent être connectés à différentes températures : par la surface externe aux températures de sol (T_{ground}), de l'air extérieur (T_{ext}) et du ciel (T_{sky}), et par leur surface interne à la température de l'air intérieur (T_{air}) et la température radiante moyenne (T_{mr}). C'est sur ces deux nœuds que sont injectés respectivement les gains convectifs et radiatifs totaux provenant des occupants, des équipements ou des systèmes. Le contrôle de la température de la zone se fait sur la température opérative égale à la moyenne des deux précédentes températures. Les Tableaux A.1 et A.2 présentent les définitions des différentes résistances et capacités du modèle.

Résistances	Équation	Phénomène
Fenêtres		
$R_{win,1}$	$\frac{1}{h_{conv,ext} \cdot S_{win}}$	Liée à la convection extérieure.
$R_{win,2}$	$\frac{1}{h_{rad,ext} \cdot S_{win} \cdot \alpha_{view}}$	Liée au rayonnement de grandes longueurs d'onde provenant de la température du ciel, pondéré par un facteur de vue du ciel calculé à partir des résultats des masques solaires.
$R_{win,3}$	$\frac{1}{h_{rad,ext} \cdot S_{win} \cdot (1 - \alpha_{view})}$	Liée au rayonnement de grandes longueurs d'onde provenant de la température du sol pondéré par le complément du facteur de vue.
$R_{win,4}$	$\frac{1}{UA_{win} \cdot S_{win}}$	Liée à la conduction entre les parois intérieures et extérieures de la fenêtre

Résistances	Équation	Phénomène
$R_{win,5}$	$\frac{1}{h_{conv,int} \cdot S_{win}}$	Liée à la convection intérieure avec la température de l'air
$R_{win,6}$	$\frac{1}{h_{rad,int} \cdot S_{win}}$	Liée au rayonnement intérieur avec la température moyenne radiante
Murs extérieurs et toiture (défaut)		
$R_{paroi,1}$	$\frac{1}{h_{conv,ext} \cdot S_{paroi}}$	Liée à la convection extérieure
$R_{paroi,2}$	$\frac{1}{h_{rad,ext} \cdot S_{paroi} \cdot \alpha_{view}}$	Liée au rayonnement de grandes longueurs d'onde provenant de la température du ciel, pondéré par un facteur de vue du ciel calculé à partir des résultats des masques solaires. Pour le toit ce facteur est de 1.
$R_{paroi,3}$	$\frac{1}{h_{rad,ext} \cdot S_{paroi} \cdot (1 - \alpha_{view})}$	Liée au rayonnement de grandes longueurs d'onde provenant de la température du sol pondéré par le complément du facteur de vue.
$R_{paroi,4}$	$\left(\frac{e_1}{\lambda_1} + \frac{e_2}{\lambda_2} \cdot \frac{1}{2} \right) \cdot \frac{1}{S_{paroi}}$	Liée à la conduction entre le nœud $T_{env,1}$ et $T_{env,2}$. Les nœuds étant au centre des couches, la résistance représente différents matériaux, ce qui est pris en compte en additionnant la moitié de chaque résistance intrinsèque du matériau.
$R_{paroi,5}$	$\left(\frac{e_2}{\lambda_2} + \frac{e_3}{\lambda_3} \right) \cdot \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{S_{paroi}}$	Liée à la conduction entre le nœud $T_{env,2}$ et $T_{env,3}$
$R_{paroi,6}$	$\left(\frac{e_3}{\lambda_3} \cdot \frac{1}{2} + \frac{e_4}{\lambda_4} \right) \cdot \frac{1}{S_{paroi}}$	Liée à la conduction entre le nœud $T_{env,3}$ et $T_{env,4}$
$R_{paroi,7}$	$\frac{1}{h_{conv,int} \cdot S_{paroi}}$	Liée à la convection intérieure avec la température de l'air

Résistances	Équation	Phénomène
$R_{paroi,8}$	$\frac{1}{h_{rad,int} \cdot S_{paroi}}$	Liée au rayonnement intérieur avec la température moyenne radiante
Plancher extérieur		
$R_{floor,1}$	$\frac{e_{depth,ground}}{\lambda_{ground} \cdot S_{floor}}$	Liée aux échanges thermiques avec le sol.
Le reste des résistances est identique à celui des murs extérieurs et du toit		
Ventilation, infiltration et ponts thermiques		
$R_{air\ change\ rate}$	Calculée séparément. Voir modèles de ventilation.	Liée aux pertes/gains par ventilation, calculée dans un module séparé et injecté en tant que gain dans la matrice U.
$R_{thermal\ bridges}$	$\frac{1}{U_{thermalbridges}}$	Liée aux échanges thermiques avec le sol.
Masse interne		
$R_{im1,im2}$	$\frac{e_m}{\lambda_m} \cdot \frac{1}{S_m}$	Liée aux échanges thermiques avec le sol.
$R_{air,im1}$	$\frac{1}{h_{conv,int} \cdot S_m}$	Liée aux échanges thermiques avec le sol.
$R_{mr,im1}$	$\frac{1}{h_{rad,int} \cdot S_m}$	Liée aux échanges thermiques avec le sol.

TABLEAU A.1 – Résistances du modèle R_iC_j de DIMOSIM

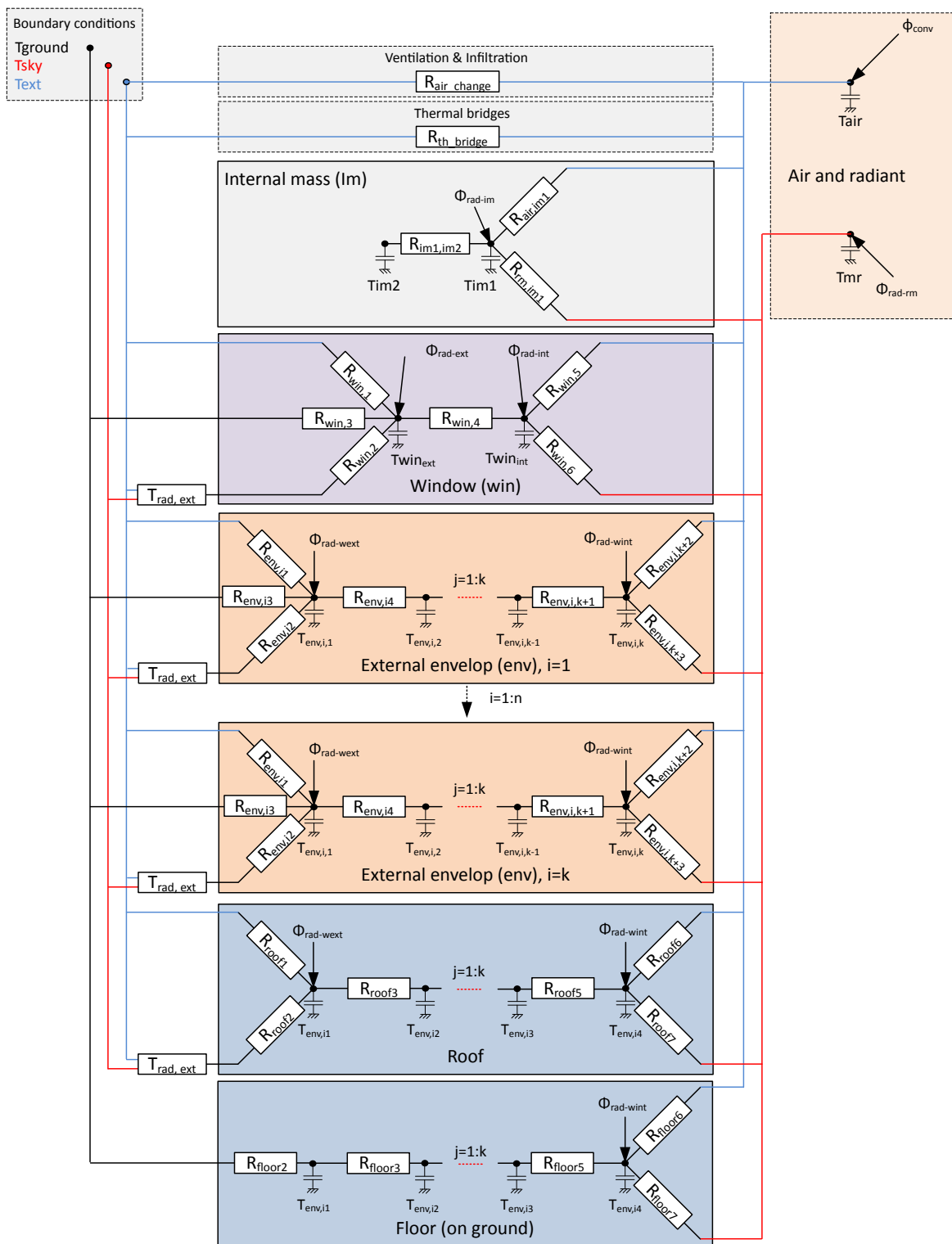


FIGURE A.2 – Modèle R_iC_j de DIMOSIM

Capacités	Equation	Phénomène
Fenêtres		
$C_{win,ext}$	1	Pas d'inertie pour les fenêtres. Valeur symbolique sur laquelle appliquer les flux calculés dans le module du rayonnement solaire.
$C_{win,int}$	1	Pas d'inertie pour les fenêtres. Valeur symbolique sur laquelle appliquer les flux calculés dans le module du rayonnement solaire.
Parois externes		
$C_{paroi,i}$	$e_i \cdot \rho_i \cdot c_{p,i} \cdot S_{paroi}$	Prise en compte pour chacun des matériaux composant les parois la masse interne.
Masse interne		
$C_{im,surface}$	$\beta \cdot e \cdot \rho \cdot c_p \cdot S_m$	Prise en compte d'une surface d'échange de la masse interne avec la zone thermique (surface) et une surface pour le noyau de la masse interne (core). Cela permet d'éviter les problèmes de divergence liés à l'injection de gains internes. Le ratio de surface β est pris par défaut à 0.01, le reste concerne le noyau de la masse interne.
$C_{im,core}$	$(1 - \beta) \cdot e \cdot \rho \cdot c_p \cdot S_m$	
Températures		
C_{air}	$V \cdot \rho_{air} \cdot c_{p,air}$	Le volume complet de l'air est pris en compte pour la capacité liée au nœud de l'air. Une option est possible pour rajouter la masse du mobilier.
C_{mr}	1	Valeur uniquement symbolique.

TABLEAU A.2 – Capacités du modèle R_iC_j de DIMOSIM

La matrice d'entrée U est créée à chaque pas de temps et contient les gains solaires, les gains des systèmes (émetteurs, ventilation) et fixe les conditions aux limites. Les gains internes sont injectés aux différents nœuds en fonction du ratio convection/rayonnement de chaque émetteur, équipement et occupant. Par défaut les gain internes des occupants sont considérés à 60 % radiatif et 40 % convectifs.

Pour le rayonnement solaire, une partie est absorbée par l'enveloppe opaque et une partie par les surfaces de la masse et des parois internes après transmission par les vitrages. Si des protections solaires mobiles sont utilisées, un facteur est imposé sur le flux solaire transmis à partir de la position de ces dernières. Les matrices A et B sont construites à partir des résistances et la loi des nœuds de Kirchhoff. Elles sont couplées au vecteur d'état X et de la matrice d'entrée U, qui sont sous la forme :

$$X = [T_{air}, T_{mr}, T_{win-ext}, T_{win-int}, T_{inner-surface}, T_{inner-core}, T_{env-1-1}, \dots, T_{env-n-k}]$$

$$U = [T_{air}, T_{sky}, T_{ground}, \Phi_{transm-win}, \Phi_{abs-win}, \Phi_{conv}, \Phi_{rad}, \Phi_{solar-1}, \dots, \Phi_{solar-n}]$$

Avec n le nombre de parois à considérer, et k le nombre de couches de chaque paroi à considérer, allant de l'extérieur vers l'intérieur du bâtiment. Les flux d'énergie dans la matrices U sont composés comme suit :

$$\Phi_{conv} = \Phi_{conv-intgains} + \Phi_{conv-hvac} + \Phi_{conv-ventil}$$

$$\Phi_{rad} = \Phi_{rad-intgains} + \Phi_{rad-hvac}$$

Où :

- $\Phi_{transm-win}$ et $\Phi_{abs-win}$: les flux solaires respectivement transmis et absorbés par les fenêtres
- Φ_{conv} : les flux convectifs, composés de 40 % des gains internes totaux, des gains convectifs des systèmes et de la ventilation
- Φ_{rad} : les flux radiatifs composés de 60 % des gains internes totaux et des gains radiatifs des systèmes
- $\Phi_{solar-1}$: les flux solaires arrivant sur la paroi 1 jusqu'à n (des murs jusqu'au plancher)

A.3 Réseau de chaleur

A.3.1 Création du réseau

Cette étape est réalisée avant la simulation et permet de générer la topologie du réseau à partir de routes ou d'un chemin donné par l'utilisateur. A partir du tracé, des matrices de longueur de réseau et de débit sont créées. Dans le cas où un ensemble de routes est donné en entrée, le tracé du réseau est réalisé de manière automatique par la méthode du *spanning tree*, générant ainsi une matrice des longueurs des tuyaux entre les différentes sous-stations. Cette procédure cherche le *minimum spanning tree* du réseau de route qui se connecte à tous les bâtiments. Cette création du tracé du réseau est réalisée en 5 étapes représentées sur la Figure A.3 :

- Etape 1 : les routes, bâtiments et centrales de production sont définies géométriquement par import ou par création manuelle
- Etape 2 : le réseau initial de route est discrétisé par une longueur élémentaire que l'utilisateur peut définir (par défaut 1 m) afin de créer des nœuds intermédiaires sur lesquels les bâtiments peuvent se raccrocher. Les connections entre les bâtiments et le réseau principal sont créés en prenant les points les plus proches de ce graphe de réseau.

- Etape 3 : les nœuds considérés comme inutiles sont supprimés. Ces nœuds intermédiaires mis de côté sont ceux entre les branches du graphique en arbre pour que le nombre de tube élémentaire soit le plus bas possible. Le graphe est alors simplifié mais uniquement en terme de visualisation, toutes les longueurs des tubes sont conservées.
- Etape 4 : une méthode de *minimum spanning tree* est appliquée sur le réseau résultant pour ne garder que le réseau ayant la distance minimale tout en connectant tous les bâtiments et la centrale de production

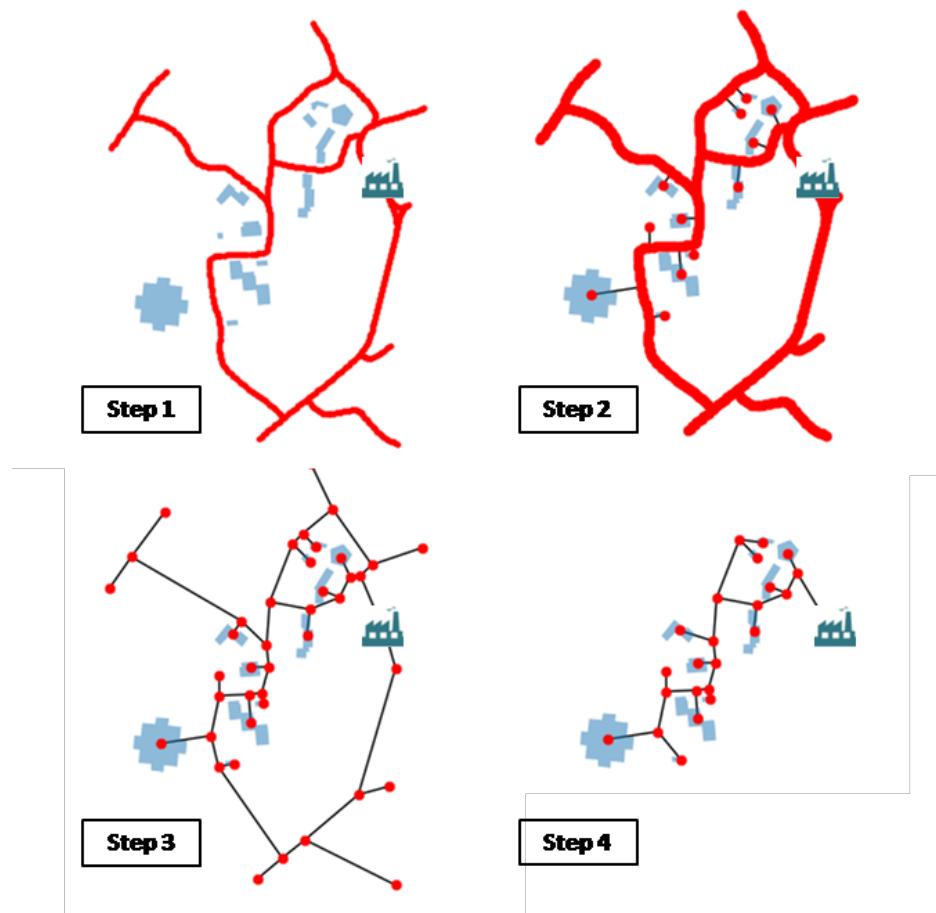


FIGURE A.3 – Etapes de la création automatique de réseau (Source : CSTB)

Cette méthode permet une implémentation rapide et automatique, utile notamment pour les grands réseaux de chaleur. Elle ne permet cependant pas de tracer des réseaux bouclés.

A partir de cette création de réseau, une matrice de longueur est créée afin de pouvoir résoudre de manière matricielle les états du réseau. Cette matrice est construite de telle manière à ce que les indices des colonnes correspondent au nœud d'entrée du tuyau et les indices des lignes le nœud de sortie. Ainsi il n'y aura qu'une longueur par ligne mais il est possible d'avoir plusieurs valeurs par colonne si le nœud est l'intersection de plusieurs branches. Les nœuds sont annotés suivant le résultat du *minimum spanning tree* en prenant en compte les nœuds de la branche principale puis les nœuds des sous-stations en fonction de leur branche et de leur distance. Cela permet de résoudre pas à pas depuis la production la propagation de température.

A.3.2 Dimensionnement du réseau

Après le dimensionnement des bâtiments et avant toute simulation, les tuyaux sont dimensionnés à partir d'équations de transfert thermique et hydraulique [159, 178] en prenant les demandes

de chauffage et climatisation nominales des bâtiments connectés ainsi qu'une vitesse maximale dans les tuyaux. Les modèles de tubes reposant sur une approche physique de modélisation, le dimensionnement général du réseau reste le même. Ils partagent donc une base commune de paramètres descriptifs du réseau de chaleur et peuvent être comparés et utilisés à iso-contexte.

Ainsi quel que soit le niveau de modélisation des tubes, le dimensionnement génère 4 matrices : matrice des débits nominaux, des diamètres des tuyaux, des facteurs de pertes UA et des masses thermiques. Le calcul des différentes matrices se fait comme suit :

- **Matrice des débits** : Cette matrice est calculée à partir des débits nominaux des sous-stations connectées au réseau en remontant jusqu'au générateur.
- **Matrice des diamètres et des masses thermiques** : Les diamètres et sections sont calculés à partir du débit nominal et de la vitesse maximale du réseau. Liée à ces diamètres, l'épaisseur d'isolation (e) est prise comme étant la moitié du diamètre plus 1 cm afin d'avoir toujours au minimum 1 cm d'isolation pour les tubes les plus petits. La matrice des masses thermiques est calculée à partir des diamètres et de la longueur des tuyaux comme étant :

$$M_{matrix} = D_{matrix}^2 / 4\pi * L_{matrix} * \rho_{fluid} * cp_{fluid} \quad (A.5)$$

Avec D_{matrix} la matrice des diamètres et L_{matrix} la matrice des longueurs de tuyau.

- **Matrice des facteurs de perte** : Pour chacune des portions du réseau il est nécessaire d'avoir les coefficients de pertes thermiques. Ces coefficients doivent prendre en compte plusieurs phénomènes, notamment la résistance liée au sol ($R_{outside}$), celle à l'isolation des tuyaux (R_{insul}), à la rugosité des tuyaux (R_{inside}) et aux matériaux de ceux-ci (R_{pipe}). Les coefficients de pertes thermiques globaux sont :

$$U_{int} = \frac{1}{R_{inside} + R_{pipe} + R_{insul} + R_{outside}} \quad (A.6)$$

Où en prenant des formes cylindriques pour les tuyaux :

$$R_{int} = R_{pipe} + R_{insul} + R_{outside}$$

$$R_{int} = \frac{d}{2} * \left(\frac{\log\left(\frac{d + 2e_{tube} + 2e_{insul}}{d + 2e_{tube}}\right)}{\lambda_{insul}} + \frac{\log\left(\frac{d + 2e_{tube}}{d}\right)}{\lambda_{tube}} + \frac{1}{\frac{d + 2e_{insul}}{2} * h_{ext}} \right)$$

Avec h le coefficient de convection thermique.

La résistance liée à la rugosité du tube n'est pas prise en compte actuellement mais est implémentée pour pouvoir être rapidement reliée au code de calcul actuel :

$$R_{inside} = \frac{1}{h_{inside}} = \frac{1}{\frac{Nu * \lambda_{fluid}}{d}}$$

Où nombre de Nusselt est une fonction des nombres de Prandlt et de Reynolds :

$$Re = \frac{\dot{m}_{fluid}}{\pi d L_{pipe}}$$

$$Pr = \frac{\mu_{fluid} cp_{fluid}}{\lambda_{fluid}}$$

$$Nu = \begin{cases} 3.66 & \text{si } \{Re \leq 2300\} \\ 0.23 * Re^{0.8} Pr^{0.25} & \text{sinon.} \end{cases}$$

La surface de tuyau entre le diamètre intérieur et extérieur est simplifiée comme étant uniquement liée au diamètre extérieur. Ainsi les coefficients de transfert thermique par m de longueur de tuyau calculés dans les matrices sont les suivants :

$$UA = \pi D_{matrix} * U_{int} \quad (A.7)$$

A.3.3 Modélisation du comportement thermique

Le réseau est modélisé comme étant un graphe où chaque section représente un tube dimensionné automatiquement sur DIMOSIM. Deux modèles de tubes sont disponibles : un modèle de tube statique et un modèle de tube dynamique.

Le modèle de tube statique permet de calculer la solution comme si le réseau était en régime permanent par intégration des pertes sur la longueur du segment. Il n'y a donc aucune inertie dans le réseau. La température de sortie d'un tuyau peut alors être calculée de la manière suivante :

$$T_{out} = (1 - \varphi) \cdot T_{in} + \varphi \cdot T_{ground} \quad (A.8)$$

$$\varphi = 1 - e^{\frac{-(UA * L_{pipe})}{\dot{m} c p_{fluid}}} \quad (A.9)$$

Avec T_{in} la température d'entrée du tuyau, T_{ground} la température du sol autour du tube et φ le coefficient de perte thermique. Le modèle de tube dynamique est basé sur les mêmes équations que le tube statique mais en prenant en plus en compte les masses de chaque segment de tuyau. L'équation à résoudre pour un tuyau est alors :

$$M * \frac{dT}{dt} = \dot{m} * c p_{fluid} * (T_{in} - T) + UA * L_{tube} (T_{ground} - T) \quad (A.10)$$

Avec M la masse thermique du segment de tube.

Ce modèle est utilisé dans DIMOSIM avec un unique nœud mais peut être utilisé pour un modèle de tube à plusieurs nœuds pour mieux représenter la dynamique du tuyau. Ce modèle de tube permet d'avoir le décalage de température dû à l'inertie mais lisse la réponse en rajoutant une diffusion numérique qui ne représente aucun phénomène physique.

A.3.4 Calcul des températures

En parcourant la matrice des longueurs, les températures de sortie sont calculées section par section pour chaque tuyau suivant les températures d'entrée et le type de modèle de tuyau utilisé. Le calcul de la température de sortie à chaque nœud est réalisé en pondérant chaque température d'entrée précédemment déterminée par les débits. La méthode de résolution des équations différentielles est identique à celle présentée pour le modèle de bâtiment (Équation A.1).

Pour le modèle de tube dynamique ce modèle devient un modèle scalaire avec une initialisation des matrices (passage de A_0 à A) avant le calcul matriciel scalaire :

$$X^{t+1} = \begin{cases} A \cdot X^t + B \cdot U \\ X^0 = 0 \end{cases} \quad (A.11)$$

Où :

$$\begin{aligned} A &= e^{A_0 * dt} \\ A_0 &= -\frac{\dot{m} * c p + UA * L_{tube}}{M_{tube}} \\ B &= \frac{1}{A_0} * (A - 1) * B_0 \\ B_0 &= \frac{1}{M_{tube}} [\dot{m} * c p UA * L_{tube}] \\ U &= \begin{bmatrix} T_{in} \\ T_{ground} \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

Annexe B

Analyses et résultats complémentaires de parcimonie liés aux masques solaires

Cette annexe contient les figures et résultats complémentaires du Chapitre 3.

B.1 Quartiers de 16 bâtiments

Cette section contient les analyses de parcimonie liées aux gains solaires et besoins de climatisation pour les quartiers de 16 bâtiments simulés avec différents modèles de masques solaires.

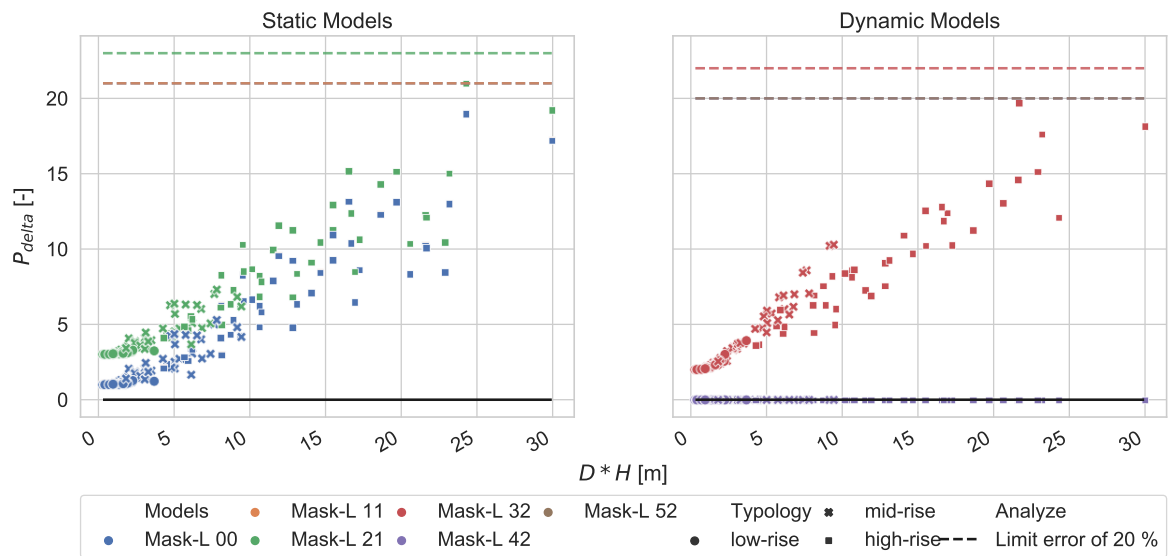


FIGURE B.1 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les gains solaires en toiture suivant les modèles de masques solaires – variante : quartiers de 16 bâtiments

Modèle	DH [m]
	-
Mask-L 6.2	Green
Mask-L 5.2	
Mask-L 4.2	
Mask-L 3.2	Yellow
Mask-L 2.1	
Mask-L 1.1	
Mask-L 0.0	

TABLEAU B.1 – Modèles de masques solaires à privilégier pour les gains solaires en toiture – variante : quartiers de 16 bâtiments

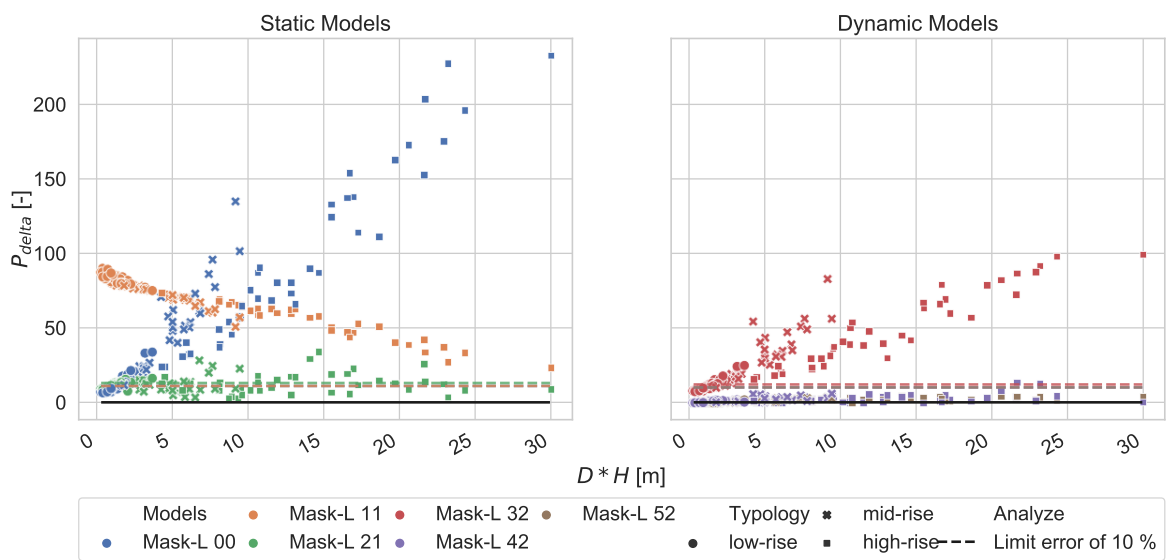


FIGURE B.2 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de climatisation suivant les modèles de masques solaires – variante : quartiers de 16 bâtiments

Modèle	DH [m]
	< 2
Mask-L 6.2	Green
Mask-L 5.2	
Mask-L 4.2	
Mask-L 3.2	Yellow
Mask-L 2.1	
Mask-L 1.1	Red
Mask-L 0.0	Yellow

TABLEAU B.2 – Modèles de masques solaires à privilégier pour les besoins de climatisation – variante : quartiers de 16 bâtiments

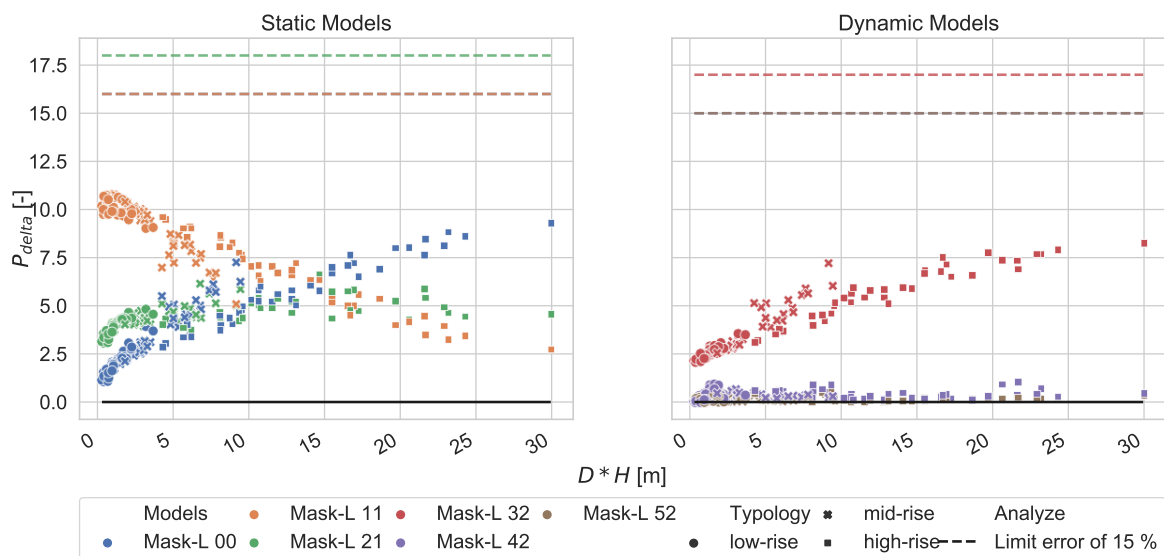


FIGURE B.3 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour l'indicateur NRMSE de la puissance de climatisation suivant les modèles de masques solaires – variante : quartiers de 16 bâtiments

Modèle	DH[m]
-	-
Mask-L 6.2	
Mask-L 5.2	
Mask-L 4.2	
Mask-L 3.2	
Mask-L 2.1	
Mask-L 1.1	
Mask-L 0.0	

TABEAU B.3 – Modèles de masques solaires à privilégier pour l'indicateur NRMSE de la puissance de climatisation – variante : quartiers de 16 bâtiments

B.2 Études complémentaires

B.2.1 Variation de répartition de bâtiments

Afin de visualiser l'impact d'une répartition uniforme des bâtiments (*grid*) sur les résultats, une variante avec des quartiers aléatoires (*random*) est réalisée (Figure B.4). Afin de garder une constante de résultat, les bâtiments sont pris dans la même plage d'année de construction, sans prendre exactement les caractéristiques de chacun. Avec la création d'un quartier *random*, il est possible de faire varier la taille au sol des bâtiments, permettant plus de variabilité. Le type de quartier reste le même, avec les mêmes hauteurs et densités, mais surtout sans contiguïté ou changement de forme (bâtiments cubiques).

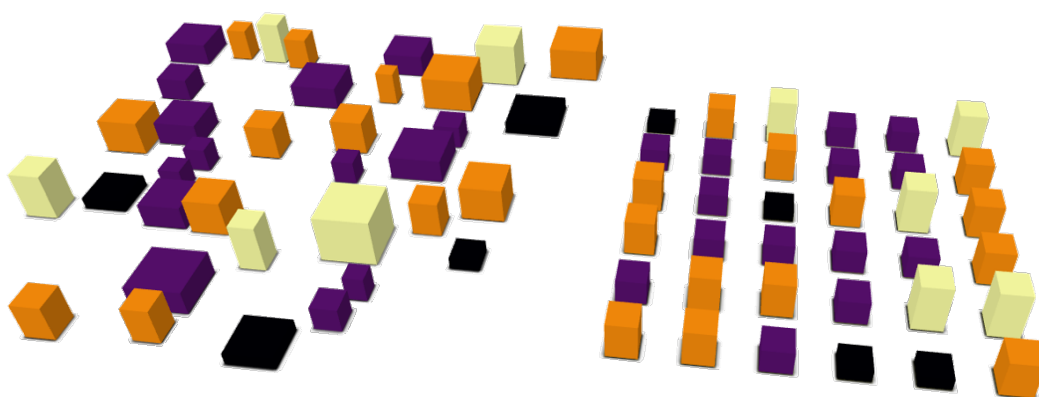


FIGURE B.4 – Quartiers random (gauche) et en grille (droite) avec une hauteur moyenne de 8 m et une densité de 0.23

La Figure B.5 montre les différences en besoins de chauffage entre les deux variantes. Quel que soit le type de répartition ou le type de quartier, les rapports de précision entre les modèles restent identiques, avec des tendances similaires. Les écarts sont cependant légèrement réduits pour les quartiers aléatoires, notamment pour le modèle Mask-L 0.0 qui atteint plus de 25 % d'écart pour les quartiers *high-rise* en grille et à peine plus de 20 % pour les quartiers aléatoires. Ainsi les écarts sont surtout visibles pour des quartiers de moyenne à grande hauteur, où la morphologie en grille induit des ombrages plus marqués. Ces mêmes constatations peuvent être faites pour les besoins de climatisation (Figure B.6), surtout pour les quartiers *mid-rise* et *high-rise*.

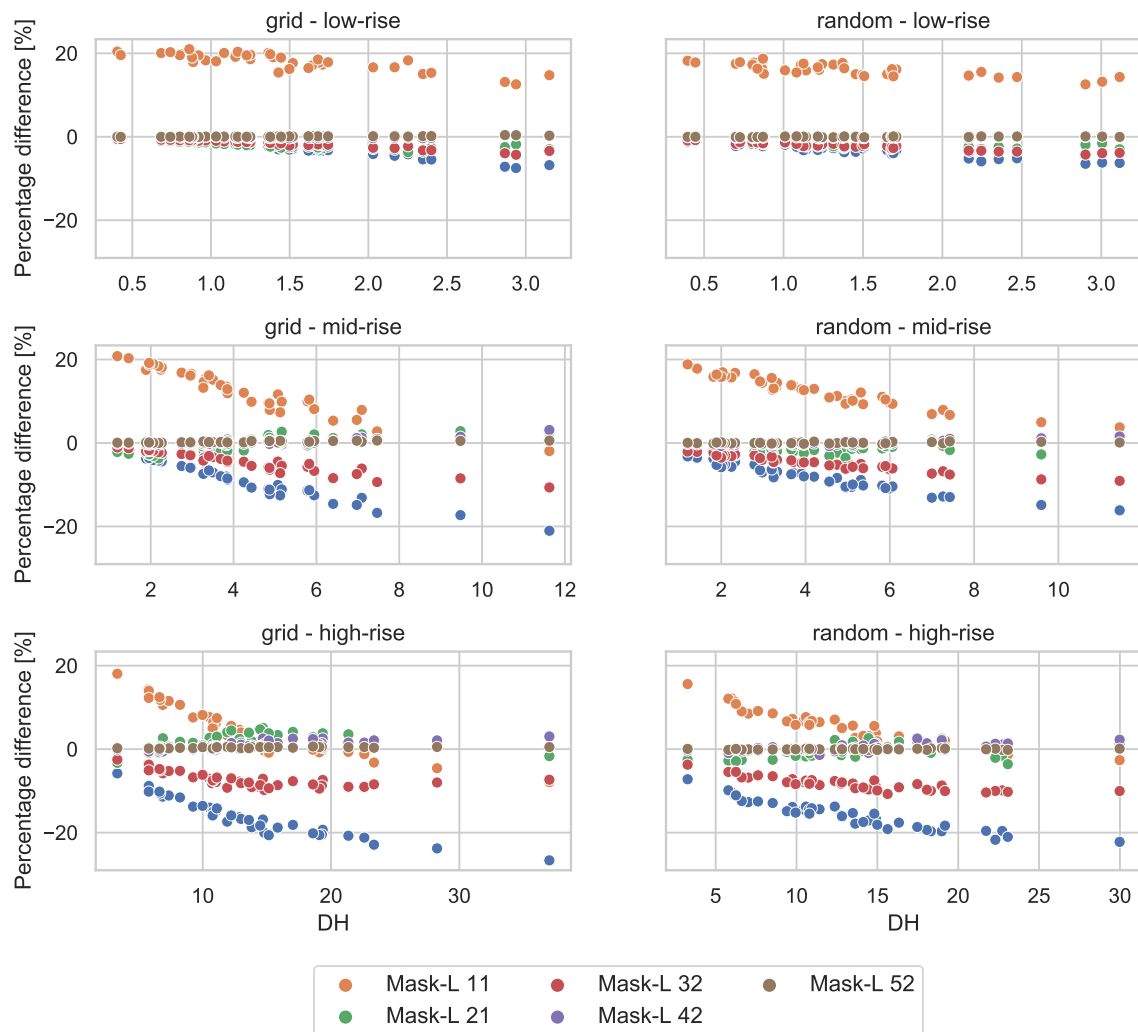


FIGURE B.5 – Écarts des besoins de chauffage suivant le modèle de masque solaire – Variante : Répartition des bâtiments

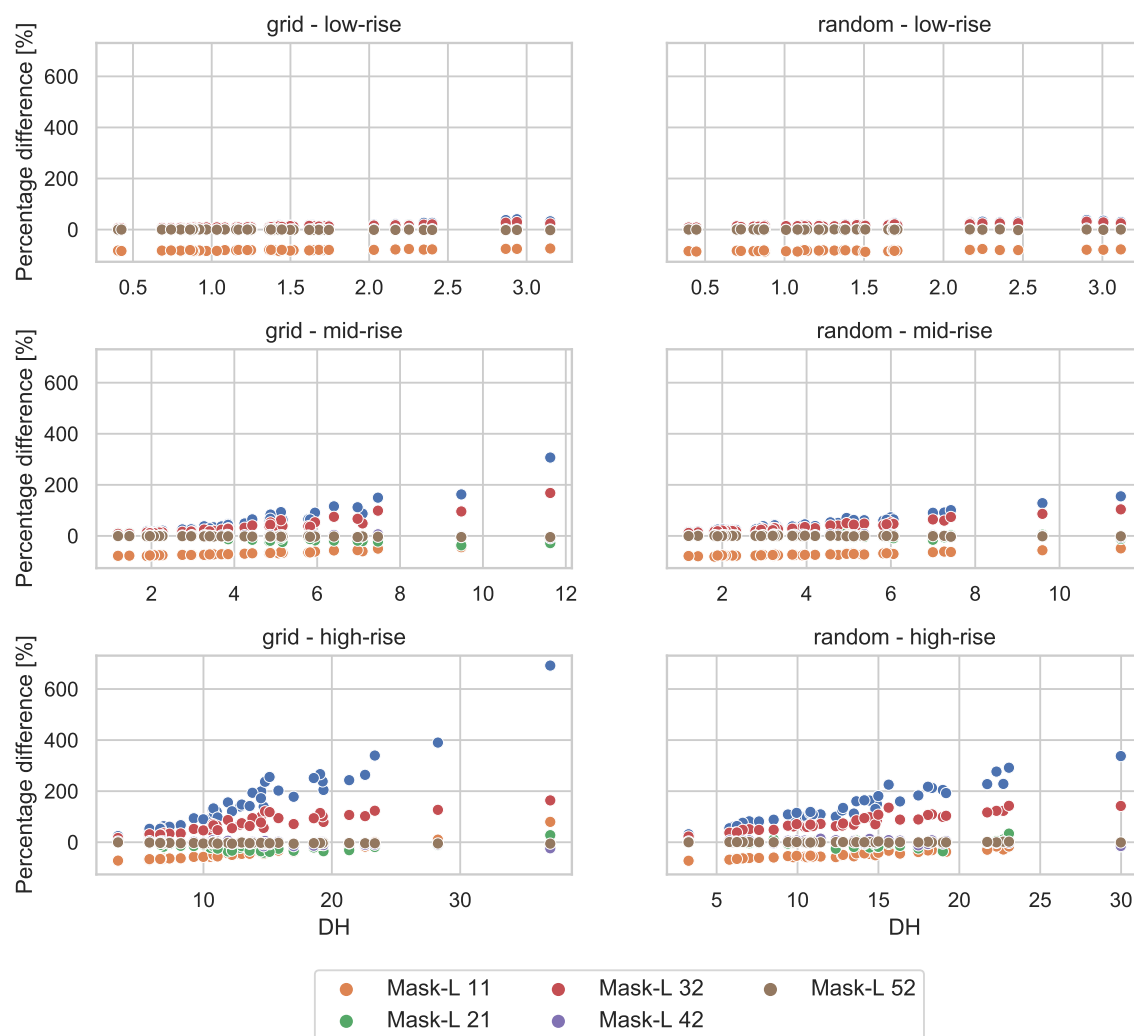


FIGURE B.6 – Écarts des besoins de climatisation suivant le modèle de masque solaire – Variante : Répartition des bâtiments

B.2.2 Variation de paramètres thermiques

Afin de visualiser l'impact de la performance thermique du quartier, les quartiers *random* de 36 bâtiments déjà simulés sont repris et les paramètres thermiques des bâtiments modifiés :

- Quartier *new* : Un quartier avec des bâtiments performants construits après 2010
- Quartier *old* : Un quartier avec des bâtiments anciens (des années 60-70)
- Quartier *common* : Un quartier avec des bâtiments construits dans les années 70-80 avec les premières réglementations thermiques
- Quartier *mix new* : Un quartier avec 80 % de bâtiments performants et 20 % d'anciens bâtiments
- Quartier *mix* : Un quartier avec 50 % de bâtiments performants et 50 % d'anciens bâtiments
- Quartier *mix old* : Un quartier avec 20 % de bâtiments performants et 50 % d'anciens bâtiments

Paramètres thermiques et sensibilité

Une analyse de sensibilité complémentaire à celle utilisée pour déterminer les KGI grâce aux coefficients de Spearman est proposée dans ce paragraphe. Son objectif est double :

- Visualiser si les incertitudes des paramètres impactent de la même manière les différents modèles de masques solaires.
- Déterminer le niveau d'exigence de récupération des paramètres suivant le KPI analysé.

Pour cela, les coefficients de Pearson calculés entre la variation des paramètres et les écarts entre modèles sont repris et analysés plus en profondeur. Pour cela, uniquement les paramètres originaux du bâtiment (et non pas ceux basés sur une combinaison de ceux-ci) sont pris en compte : U_{wall} , U_{roof} , U_{floor} , WWR , U_{win} , f_{transm} et f_{abs} . Ces paramètres sont uniquement pris à une échelle quartier, et non bâtiment. Les paramètres variés pour l'analyse des masques solaires ne sont pas exhaustifs, mais ont été choisis pour leur lien avec les modèles. Le taux de ventilation et d'infiltration n'a par exemple pas été pris en compte, celui-ci n'ayant aucun lien avec le calcul du rayonnement solaire. D'autres études complémentaires pourront être réalisées afin de compléter l'analyse d'autres paramètres, tels que l'inertie ou la position de la couche d'isolation thermique.

Afin de comparer les bonnes simulations, les quartiers à iso-contexte sont utilisés afin de visualiser uniquement la variation des écarts suivant les paramètres étudiés. En prenant comme référence les quartiers dits *common* soumis au modèle Mask-L 6.2, il est possible de visualiser l'écart des résultats suivant l'évolution des valeurs de U des parois et des paramètres liés aux surfaces vitrées. Les écarts sont calculés pour chaque morphologie de quartier afin de n'avoir que les paramètres thermiques qui varient.

Pour chaque paramètre le coefficient de Pearson est calculé et représenté sur un graphique de régression, tel que présenté Figure B.7. Cela permet de visualiser le type d'évolution des écarts, information complémentaire au coefficient de corrélation de Pearson, qui ne détermine que des corrélations linéaires entre facteurs et non d'ordres supérieurs. Sur la Figure B.7, il est possible de voir que quel que soit le modèle utilisé, le paramètre influe de manière identique sur les écarts de besoins de chauffage. Une incertitude de $\pm 10\%$ sur le U_{wall} va provoquer environ $\pm 5\%$ d'écart.

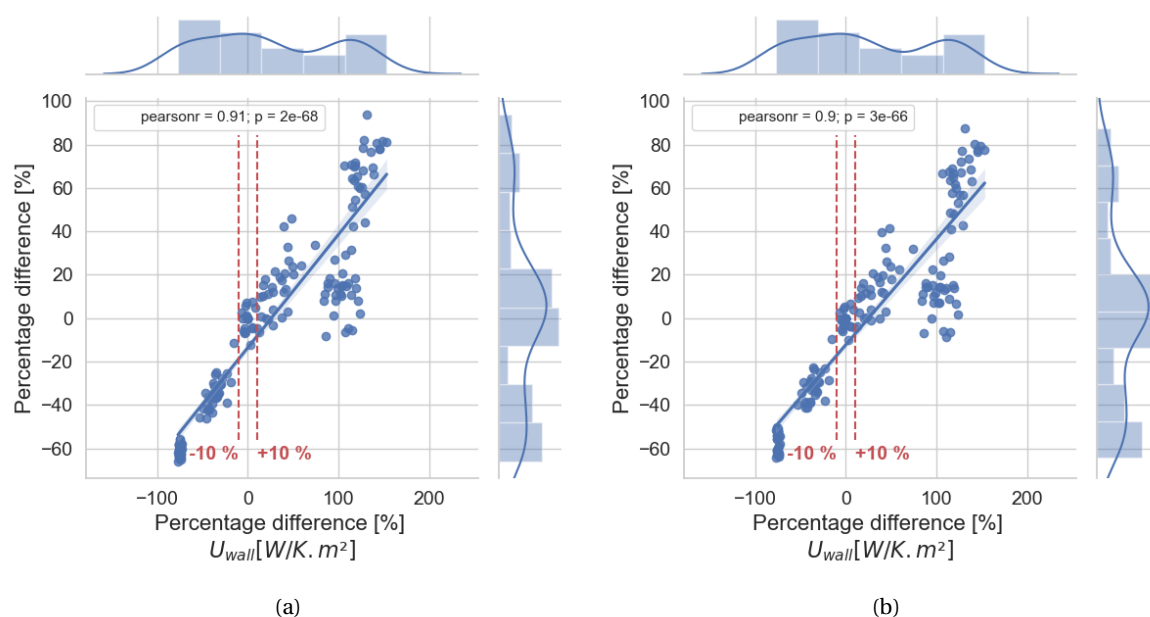


FIGURE B.7 – Régression linéaire des écarts de besoins de chauffage des modèles Mask-L 0.0 (a) et Mask-L 4.2 (b) suivant la valeur de U des murs

En analysant les différents KPI, peu de variations entre modèles sont à noter (Tableau B.4). En prenant les coefficients de Pearson du Tableau B.5, et en étudiant les représentations graphiques, il est possible de faire une classification des paramètres requis pour les simulations, telle que proposée par Nouvel et al. [152] avec quelques adaptations :

- A : Indispensable, une incertitude de ± 20 % sur le paramètre implique des écarts de plus de 30 %
- B : Pertinent, une incertitude de ± 20 % sur le paramètre implique des écarts entre 10 et 30 %
- C : Préférable, une incertitude de ± 20 % sur le paramètre implique des écarts de moins de 10 %

Le Tableau B.6 présente les différentes classifications attribuées à chacune des données pour plusieurs KPI. Il est possible de voir que les paramètres thermiques des fenêtres sont très importants, essentiellement pour la climatisation, mais aussi pour la détermination des besoins de chauffage. En revanche, il n'est que préférable d'avoir le bon taux de vitrage (avec une incertitude de 20 %), excepté pour la puissance maximale de chauffage où le paramètre est uniquement pertinent à avoir. Les paramètres thermiques des parois opaques ne sont finalement la plupart du temps que pertinents à avoir : une incertitude de 20 % sur ces paramètres impactant finalement moins que pour les parties vitrées du bâtiment. Les apports solaires ont un effet plus important à travers les parois vitrées que sur les parois opaques, notamment de par la faible inertie des vitrages. La prise en compte des gains solaires est alors beaucoup plus directe et rapide.

Ces analyses permettent de visualiser la forte dépendance des KPI aux paramètres thermiques, notamment des parois vitrées. Par la suite, le U_{bat} regroupant l'ensemble des paramètres des parois est utilisé. Il est alors sensible à l'ensemble des paramètres le composant. Néanmoins, ces analyses montrent que les efforts sur la récupération des données varient selon les KPI étudiés.

Paramètres	Différence maximale entre les coefficients de Pearson	Commentaires
Besoins de chauffage	0.01	-
Besoins de climatisation	0.07	Cette légère différence est provoquée essentiellement par le modèle Mask-L 1.1.
Puissance maximale de chauffage	0.01	-
Puissance maximale de climatisation	0.1-0.2	Les différences sont essentiellement de 0.1, avec un maximum de 0.2 pour le modèle Mask-L 1.1 pour le taux de vitrage. Les coefficients ne dépassent cependant pas 0.18.

TABEAU B.4 – Différences de coefficients de Pearson suivant les modèles de masques solaires

Paramètres	U_{win} [W/m ² .K]	U_{wall} [W/m ² .K]	U_{floor} [W/m ² .K]	U_{roof} [W/m ² .K]	f_{abs} [-]	f_{transm} [-]	WWR [-]
Besoins de chauffage	0.84	0.91	0.92	0.91	-0.84	0.85	-0.10
Besoins de climatisation	-0.92	-0.82	-0.92	-0.91	0.94	-0.94	-0.12
Puissance maximale de chauffage	0.08	0.24	0.15	0.14	-0.06	0.07	-0.59
Puissance maximale de climatisation	-0.83	-0.71	-0.80	-0.79	0.82	-0.82	-0.07

TABEAU B.5 – Coefficients de Pearson pour différents KPI et paramètres thermiques suivant les différents modèles de masques solaires

Paramètres	U_{win} [W/m ² .K]	U_{wall} [W/m ² .K]	U_{floor} [W/m ² .K]	U_{roof} [W/m ² .K]	f_{abs} [-]	f_{transm} [-]	WWR [-]
Besoins de chauffage	A	B	B	B	A	A	C
Besoins de climatisation	A	B	B	B	A	A	C
Puissance maximale de chauffage	C	C	C	C	C	C	B
Puissance maximale de climatisation	A	C	B	B	A	A	C

TABEAU B.6 – Classification des données requises pour les besoins de chauffage suivant les différents modèles de masques solaires (**Attention** la variation de 5 % de f_{transm} peu représentatif)

Analyse de parcimonie

La Figure B.8 présente les écarts à la référence des besoins de chauffage pour les différents modèles et types de quartiers suivant les performances thermiques. Les écarts augmentent fortement avec la performance thermique. Plus les quartiers sont neufs, plus les écarts sont importants. L'impact du rayonnement solaire est donc plus fort pour les quartiers neufs. Dans ces derniers, les valeurs de U des parois sont plus faibles, il y a donc moins de pertes thermiques par les murs et les gains solaires sont mieux conservés, limitant les besoins de chauffage. Les besoins de chauffage diminuant, les différences augmentent.

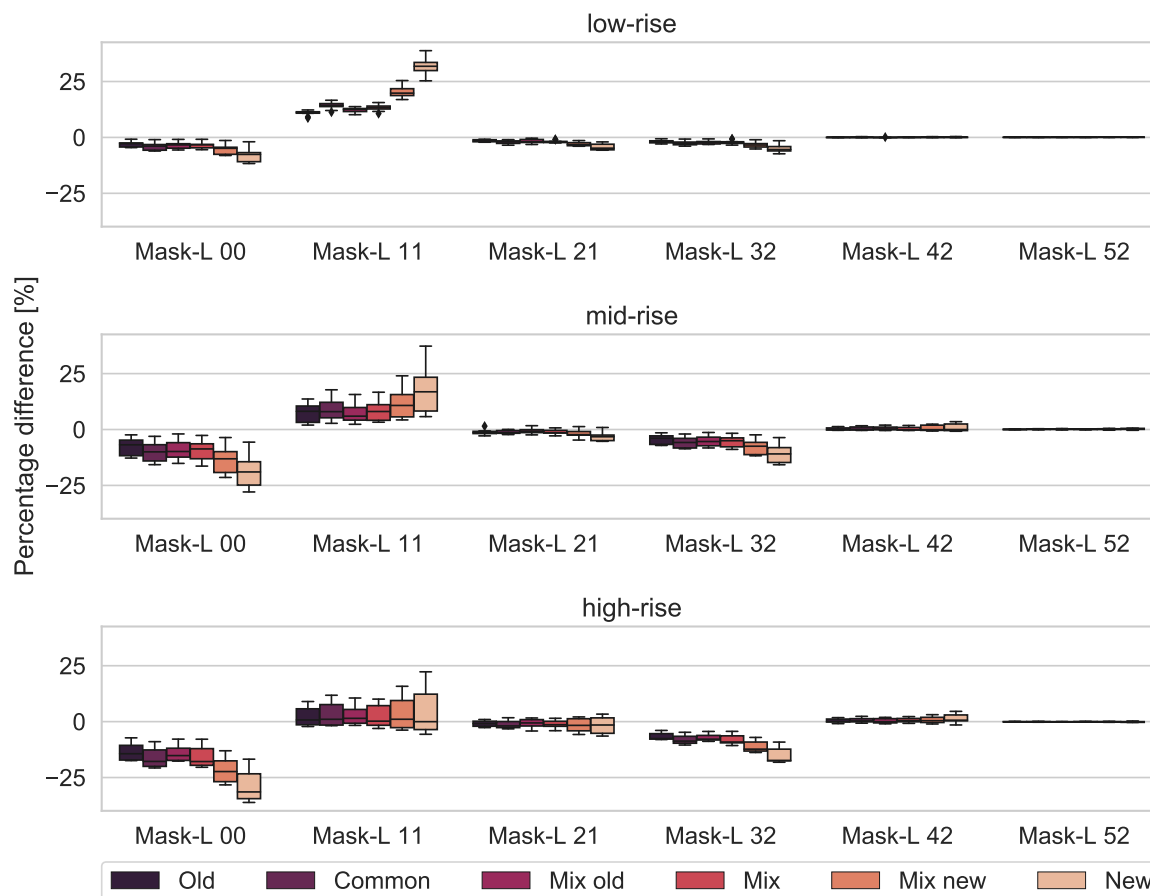


FIGURE B.8 – Écarts des besoins de chauffage sous la météo de Paris suivant le modèle de masque solaire – Variante : Performance thermique du quartier

L'amélioration des performances permet de limiter les surchauffes pendant les mois d'été. Néanmoins, cela réduit aussi sa décharge thermique pendant la nuit où les températures sont plus faibles. Les besoins de climatisation augmentant, les écarts se réduisent (Figure B.9).

De plus, comme précédemment, les indicateurs NRMSE des puissances ont des tendances inverses.

Comme pour les autres variantes de simulation, des KGI sont développés afin de décider du choix du modèle en fonction de la performance thermique des bâtiments. Pour cela U_{bat} est utilisé en complément du KGI initial DH, après étude de la matrice de corrélation de Pearson. Afin de pouvoir trouver des valeurs seuils pertinentes, le KGI est adapté pour les besoins de chauffage et les besoins de climatisation de manière différente :

$$KGI_{heating} = \frac{D * H}{U_{bat}} [m^3.K/W]$$

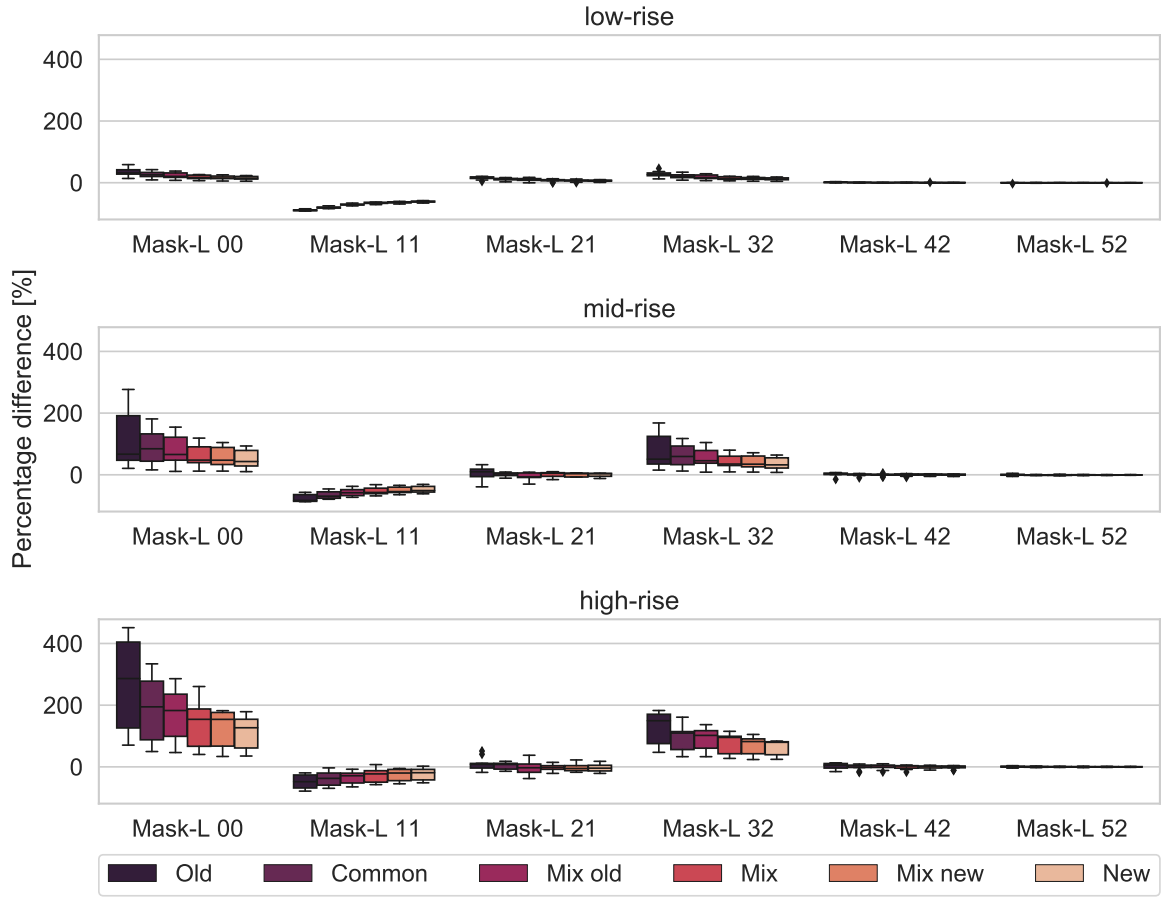


FIGURE B.9 – Écarts des besoins de climatisation sous la météo de Paris suivant le modèle de masque solaire
– Variante : Performance thermique du quartier

Pour les besoins de chauffage la simple division de DH par le U_{bat} permet d'avoir des résultats corrects (Figure B.10 et Tableau B.7) excepté pour le modèle Mask-L 1.1.

Les résultats sont plus diffus pour des $KGI_{heating}$ élevés où les quartiers *high-rise* ont de forts impacts suivant la performance. Comme pour l'étude sur les quartiers de 16 bâtiments, les modèles Mask-L 4.2 et 5.2 sont les plus performants en terme de parcimonie. Le modèle Mask-L 2.1 est le seul modèle statique ayant un indicateur de parcimonie acceptable, même si supérieur à la référence.

Comme pour les besoins de chauffage, la parcimonie des besoins de climatisation est tracée Figure B.11. Afin d'avoir des figures lisibles, un autre KGI est développé :

$$KGI_{cooling} = \frac{D * H}{3} + \frac{U_{bat}}{U_1} [-]$$

Diverses combinaisons de paramètres ont été testées, mais les modèles n'étant pas sensibles de manière identique, il est compliqué de trouver un KGI unique. Afin d'additionner les deux parties, le $KGI_{cooling}$ utilise des paramètres adimensionnés : par la hauteur moyenne d'un étage de 3 m, et par un U_{bat} de $1 \text{ W/m}^2 \cdot \text{K}$, U_1 .

Le Tableau B.8 présente les résultats de la méthode ANOVA pour les différents modèles. Tous les résultats sont significatifs ($p\text{-value} < 0.05$), mais les R^2 représentant la bonne corrélation de l'équation avec les résultats sont très faibles pour les modèles Mask-L 2.1, 4.2 et 5.2. On se satisfait donc du $KGI_{cooling}$ proposé ci-dessus. Si les résultats restent diffus, des tendances plus nettes sont visibles et permettent de déterminer des valeurs seuils plus précises.

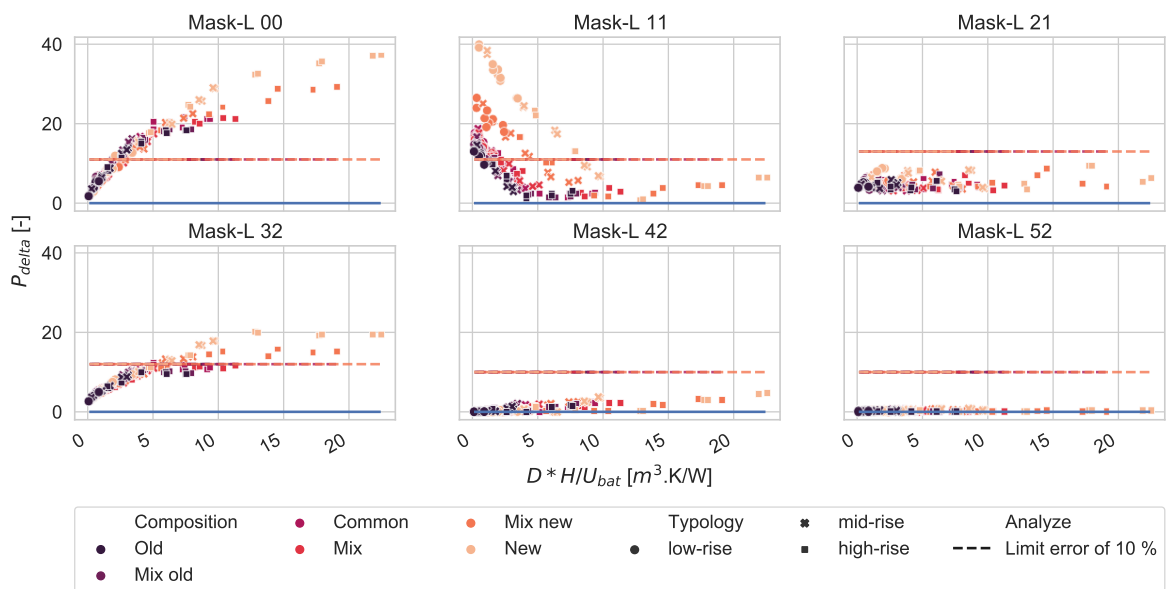


FIGURE B.10 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de masques solaires – Variante : Performance thermique du quartier

Modèle	$\frac{DH}{U_{bat}} [m^3.K/W]$			
	< 2.5	5	8	> 11
Mask-L 6.2				
Mask-L 5.2				
Mask-L 4.2				
Mask-L 3.2				
Mask-L 2.1				
Mask-L 1.1				
Mask-L 0.0				

TABEAU B.7 – Modèles de masques solaires à privilégier pour les besoins de chauffage – Variante : Performance thermique du quartier

La Figure B.11 présente les résultats de parcimonie avec le $KGI_{cooling}$ (attention l'axe des ordonnées n'est pas le même pour tous les modèles). Si les modèles Mask-L 0.0, 1.1 et 3.2 ont des tendances bien définies, les modèles Mask-L 2.1, 4.2 et 5.2 ont des résultats très diffus. Cependant, au vu des écarts entre modèles et des différences en temps de simulation, cela peut ne pas être trop impactant.

Le Tableau B.9 de décision est ensuite réalisé à partir de la Figure B.11, avec beaucoup d'incertitudes sur les valeurs de basculement.

ANOVA	Mask-L 0.0	Mask-L 1.1	Mask-L 2.1	Mask-L 3.2	Mask-L 4.2	Mask-L 5.2
Interception	2.67	56.15	1.21	0.49	-0.66	-0.10
DH	3.03	-2.49	0.30	2.46	0.20	0.05
U_{bat}	3.48	8.18	2.85	7.12	0.60	0.31
$DH * U_{bat}$	2.27	-0.04	-0.02	0.57	0.04	0.00
R ²	0.88	0.91	0.19	0.78	0.53	0.23
p-value	<0.05	<0.05	<0.05	<0.05	<0.05	<0.05

TABEAU B.8 – Valeurs ANOVA pour les besoins de climatisation suivant les performances thermiques

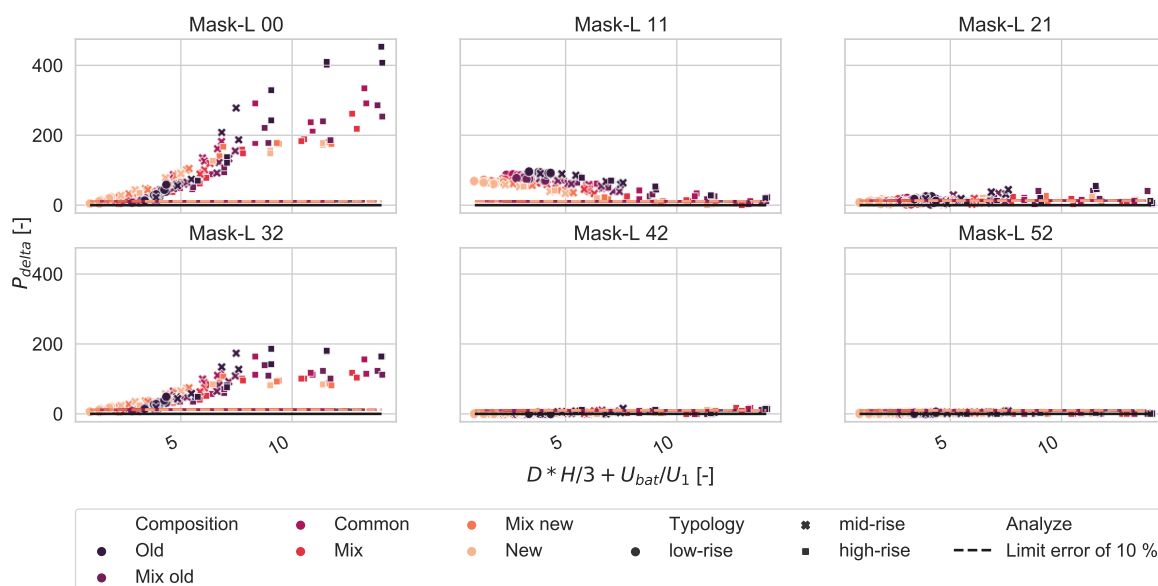


FIGURE B.11 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de climatisation suivant les modèles de masques solaires – Variante : Performance thermique du quartier

Modèle	$\frac{D * H}{3} + \frac{U_{bat}}{U_1}$ [-]		
	< 3	6	> 12.5
Mask-L 6.2			
Mask-L 5.2			
Mask-L 4.2			
Mask-L 3.2			
Mask-L 2.1			
Mask-L 1.1			
Mask-L 0.0			

TABEAU B.9 – Modèles de masques solaires à privilégier pour les besoins de climatisation – Variante : Performance thermique du quartier

B.2.3 Combinaison de toutes les variantes

Afin de pouvoir avoir un unique KGI quel que soit la variante de simulation, l'ensemble des résultats des simulations précédentes sont pris en compte.

Comme vu précédemment, les besoins de climatisation et de chauffage n'ont pas les mêmes relations avec les paramètres choisis. Ainsi, 2 KGI sont proposés à partir des KGI précédents, un pour les besoins de climatisation et un pour les besoins de chauffage :

$$KGI_{all,heat} = \frac{DH}{3} * \log(N_{building}) * \left(\frac{R_{day}}{R_{France}}\right)^4 * \frac{U_1}{U_{bat}} [-]$$

$$KGI_{all,cool} = \left(\frac{DH}{3} + \frac{U_{bat}}{U_1}\right) * \log(N_{building}) * \frac{R_{France}}{R_{day}} [-]$$

Les figures de variation de l'indicateur de parcimonie et leur tableau de traduction sont présentés pour les besoins de chauffage Figure B.12 et Tableau B.10 et pour les besoins de climatisation Figure B.13 et Tableau B.11.

En prenant l'ensemble des variations en compte, on remarque que globalement les besoins de climatisation limitent plus l'utilisation des modèles de masques solaires. Ainsi si le modèle Mask-L 4.2 peut être utilisé quel que soit le KGI pour les besoins de chauffage, celui-ci est à prendre avec précaution dès que le $KGI_{all,cool}$ dépasse 25. De même, les Mask-L 3.2 et 2.1 n'ont qu'une petite plage de valeurs de $KGI_{all,heat}$ où les résultats sont trop diffus pour pouvoir être considérés comme significatifs pour les besoins de chauffage, tandis que leur utilisation est très limitée pour les besoins de climatisation. Dans tous les cas le modèle Mask-L 0.0 ne peut être utilisé que pour des valeurs de KGI faibles, où notamment se trouvent les résultats des quartiers *low-rise*. Les hachures du Tableau B.13 représentent en effet l'attribution de la couleur jaune aux quartiers *low-rise* et rouge aux autres types de quartier.

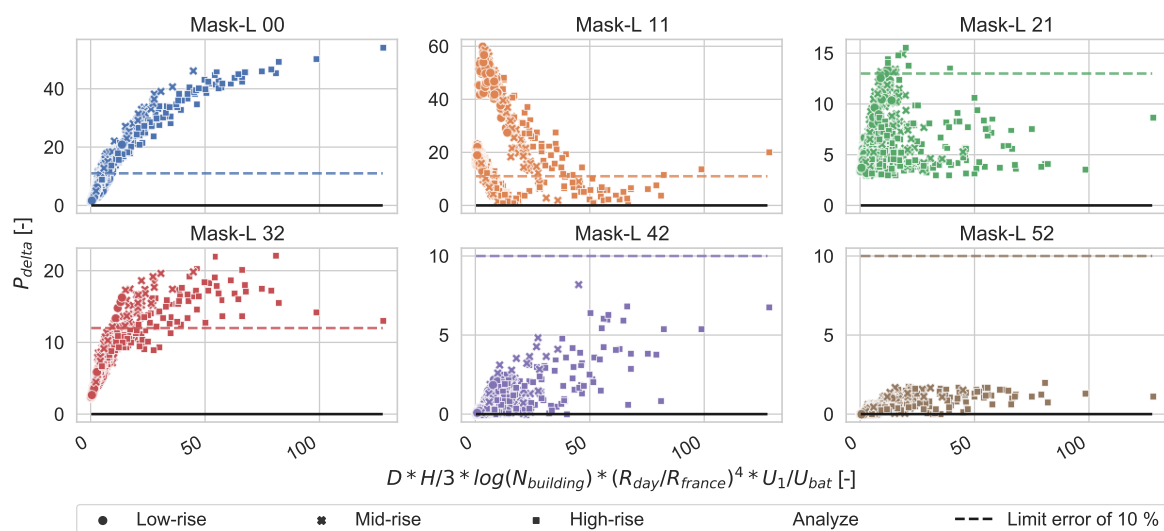


FIGURE B.12 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de masques solaires - Toutes les variantes

Modèle	KGI _{all,heat} [-]						
	< 1.5	2.5	3	4	8	13	> 30
Mask-L 6.2							
Mask-L 5.2							
Mask-L 4.2							
Mask-L 3.2							
Mask-L 2.1							
Mask-L 1.1							
Mask-L 0.0							

TABEAU B.10 – Modèles de masques solaires à privilégier pour les besoins de chauffage - Toutes les variantes

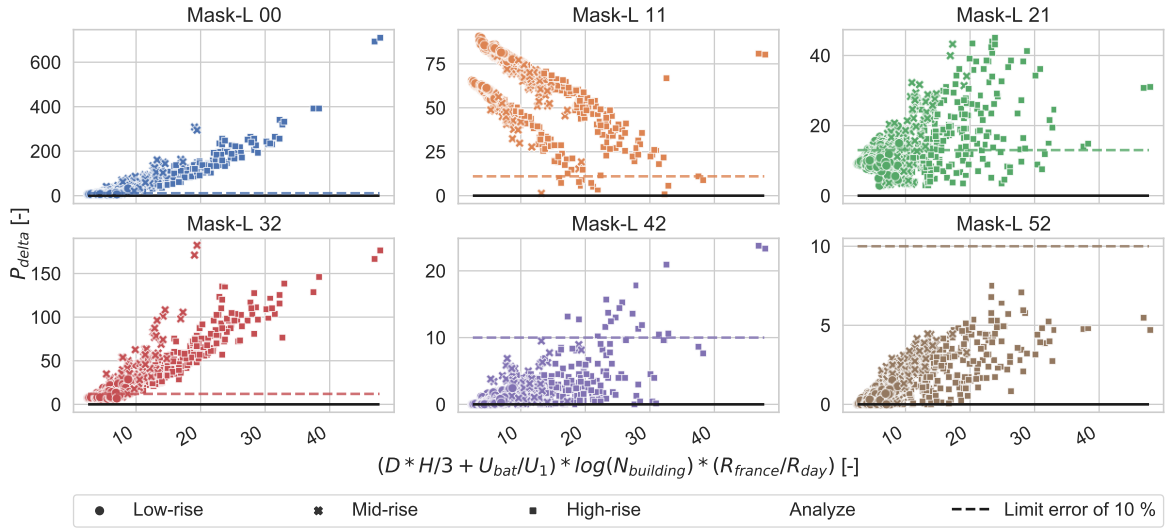


FIGURE B.13 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de climatisation suivant les modèles de masques solaires - Toutes les variantes

Modèle	KGI _{all,cool} [-]			
	< 6	10	25	> 40
Mask-L 6.2				
Mask-L 5.2				
Mask-L 4.2				
Mask-L 3.2				
Mask-L 2.1				
Mask-L 1.1				
Mask-L 0.0				

TABEAU B.11 – Modèles de masques solaires à privilégier pour les besoins de climatisation - Toutes les variantes

Annexe C

Analyses et résultats complémentaires de parcimonie liés au zonage thermique

Cette annexe contient les figures et résultats complémentaires du Chapitre 4.

C.1 Répartition des besoins de chauffage

Sur la Figure C.1 sont représentés les besoins de chauffage des différentes sources de données (TABULA/EPISCOPE et rapport PACTE) ainsi que les besoins calculés par DIMOSIM avec la variation *same* et le modèle *unique*. On remarque que les résultats et répartition des besoins de chauffage diffèrent des données de TABULA/EPISCOPE (sur les bâtiments exemples) et du rapport PACTE avec des besoins plus extrêmes. Les valeurs annoncées par TABULA et EPISCOPE ont été calculées de manière statique et non dynamique, pouvant notamment expliquer une partie des différences. Cependant la plage de valeurs reste essentiellement la même entre 25 et 250 kWh/m² par an, on peut donc se satisfaire des bâtiments utilisés, l'objectif principal étant d'avoir des bâtiments recouvrant le jeu de valeurs existant.

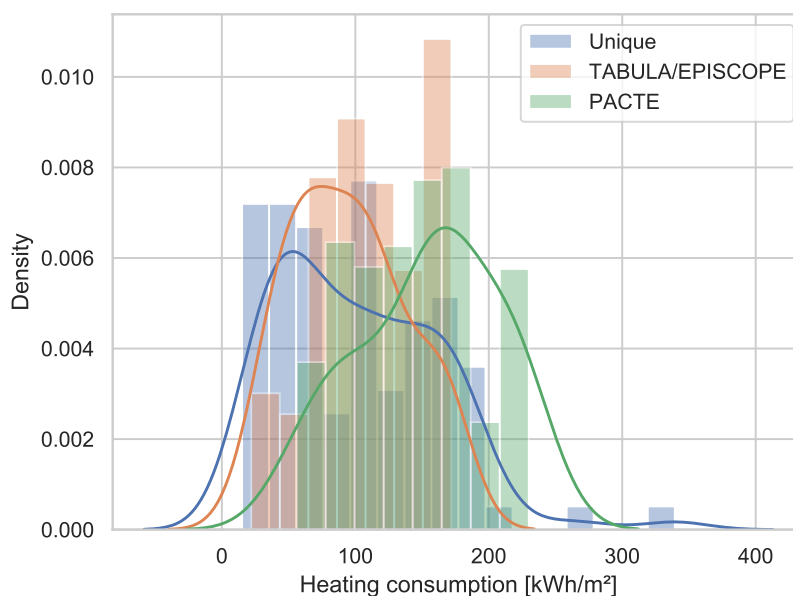


FIGURE C.1 – Histogramme des besoins de chauffage par an [kWh/m²]

C.2 Bâtiment résidentiel

C.2.1 Zonage et *vacancy*

Dans le scénario comprenant des zones dites vacantes, sans gains internes ni chauffage, les différences en termes de chauffage ont des plages de valeur plus grandes (Figure C.2). En effet, si les médianes restent du même ordre de grandeur (excepté pour *detailed floor*) les quartiles sont plus espacés et les extrêmes plus importants. La mise en place de pièces non chauffées induit des variations entre bâtiments suivant leur taille. De plus, si pour le scénario *same* tous les modèles sous-estimaient les besoins de chauffage (excepté le *multiple floors* - EX), dans le cas de zones vacantes quelques bâtiments ont une surestimation de leurs besoins de chauffage. En effet, pour les petits bâtiments la présence d'une pièce non chauffée a des conséquences plus importantes sur le chauffage et notamment pour les modèles verticaux où les gains ne se compensent pas. Des cas de surestimation peuvent alors apparaître.

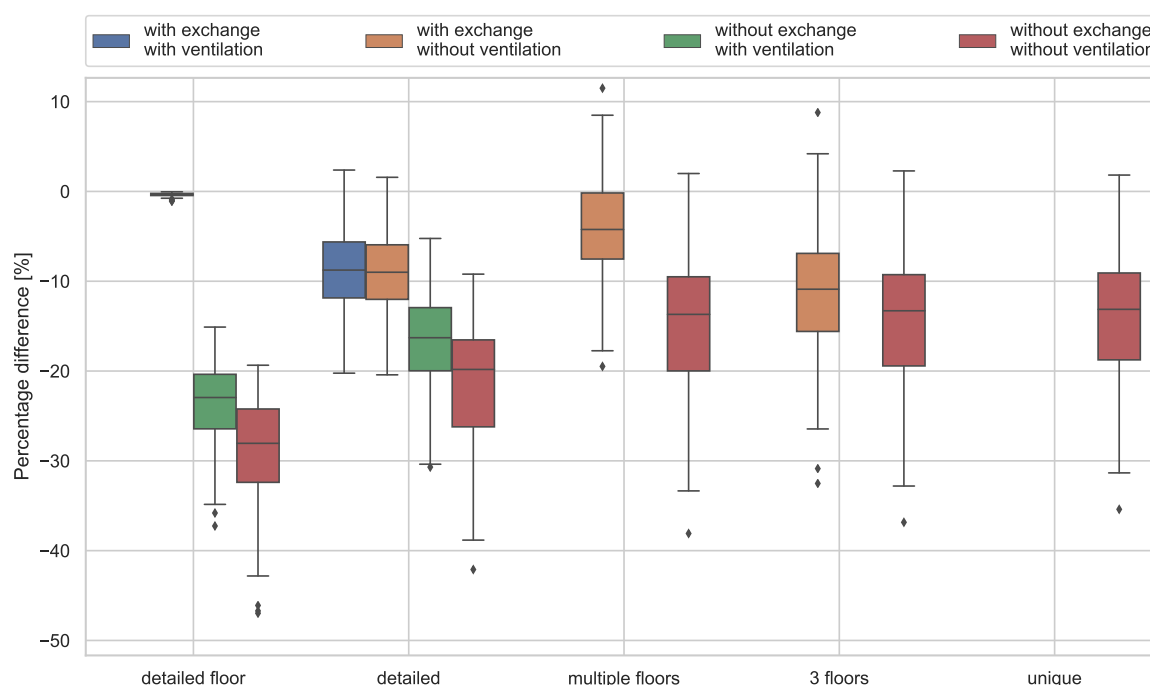


FIGURE C.2 – Écarts des besoins de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *vacancy* - Usage : Résidentiel

Dans ce scénario et comme pour les précédentes, les modèles verticaux sans échanges sont mis de côté.

C.2.2 Zonage et *temperature variation*

Les bâtiments sont constitués d'appartements où les profils d'occupation sont variables. Afin de prendre en compte cette variabilité, pour chaque zone du modèle *detailed floor* des températures de consigne et des emplois du temps variables sont simulés, distribués de manière triangulaire autour des paramètres par défaut pour le résidentiel. Pour les autres modèles de zonage thermique, ces températures et gains internes sont agrégés suivant les surfaces de zones.

Les différences en besoin de chauffage pour ce scénario sont fortement semblables à celles du scénario *vacancy* (Figure C.3). Les modèles *detailed floor* sans échanges thermiques présentent cependant des améliorations de 5 % sur les médianes. Le foisonnement des températures toutes centrées autour des valeurs utilisées précédemment élargit la plage de valeur des résultats tout en gardant des médianes du même ordre de grandeur que les scénarii précédents. Comme précédemment, au vu des résultats, les modèles verticaux sans échanges thermiques sont mis de côté.

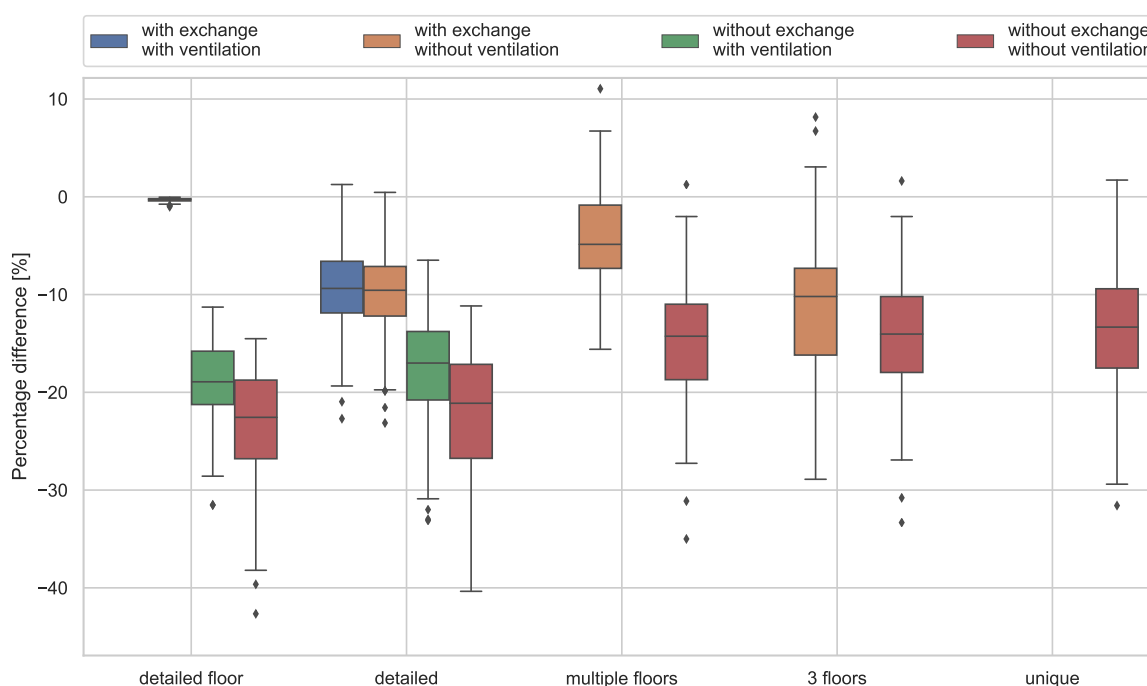


FIGURE C.3 – Écarts des besoins de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *temperature variation* - Usage : Résidentiel

Cependant, avec l'indicateur NRMSE d'autres différences apparaissent. Pour les scénarii précédents l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage montre les mêmes relations entre modèles et amène donc aux mêmes conclusions. Sur la Figure C.4, les modèles présentant les indicateurs NRMSE les plus faibles et donc les plus proches de la référence sont les modèles *detailed floor*, viennent ensuite les modèles *detailed* avec cependant de grandes différences et les modèles horizontaux sans échanges thermiques. Ainsi, à l'inverse des résultats sur les besoins de chauffage, les modèles à absolument garder sont les modèles *detailed floor*. Les modèles *detailed* et *multiple floors* sans échanges thermiques sont eux aussi pris pour l'analyse de parcimonie au vu du recouvrement des valeurs avec le modèle *detailed floor*.

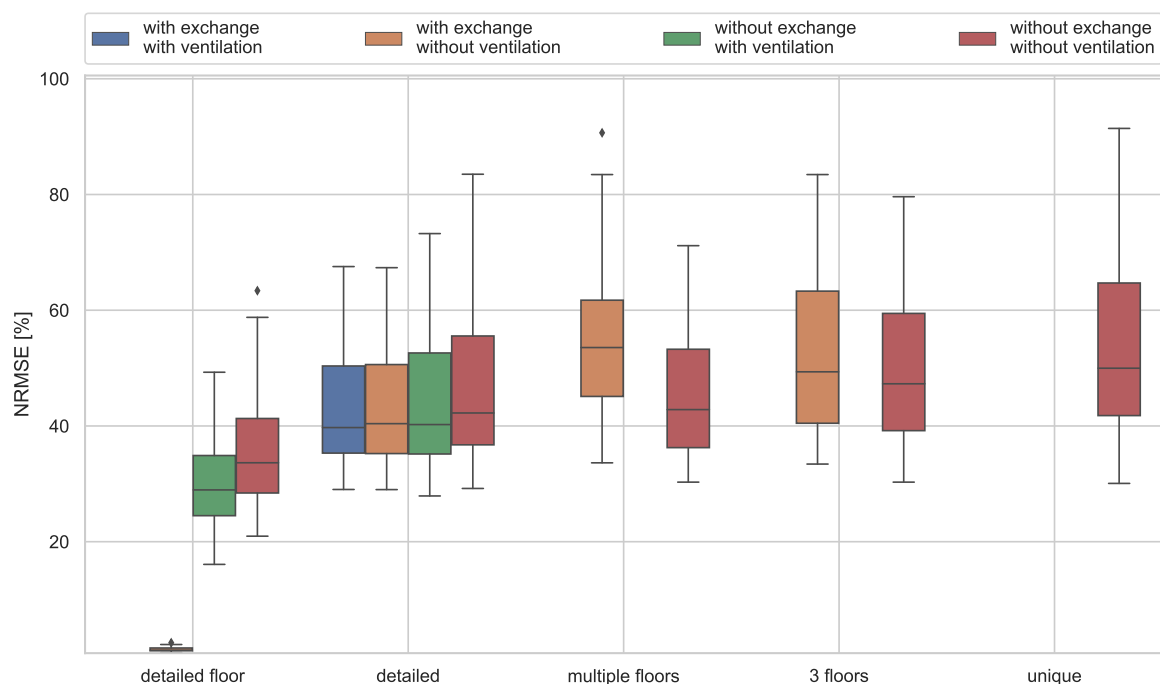


FIGURE C.4 – NRMSE de la puissance de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *temperature variation* - Usage : Résidentiel

C.2.3 Zonage et usage variation

Pour les bâtiments résidentiels, il est modélisé au sein du bâtiment des étages de bureaux, allant du RDC jusqu'au R+3 suivant la hauteur totale du bâtiment. Ce scénario a notamment pour objectif de visualiser les différences provoquées par des profils d'occupation différents au niveau des températures de consigne et des gains internes.

Les figures suivantes (Figure C.5 et Figure C.6) présentent des résultats similaires à ceux de *temperature variation*. Le modèle *multiple floors* présente cependant des améliorations en comparaison aux modèles verticaux. On peut supposer que variation des températures intérieures même au sein uniquement d'usage résidentiel présente des écarts similaires au modèle de référence et que le rajout d'un usage différent n'implique pas d'écart supplémentaire à l'échelle des besoins annuels. Le modèle *detailed floor* sans ventilation présente néanmoins des écarts plus importants que pour le reste des simulations. Le couplage des deux modèles de ventilation suivant les zones thermiques engendre des différences plus nettes avec une zone centrale prenant plus d'importance.

Cependant pour l'indicateur NRMSE les différences sont plus grandes, atteignant pour les extrêmes presque 140 %. Le couplage des 2 usages implique des appels de puissance beaucoup plus variables, qui lorsque ceux-ci sont mélangés doivent lisser les besoins. Le modèle *multiple floors* est un des rares ayant des écarts relativement plus faibles par rapport aux modèles verticaux. Il est intéressant de simuler les usages au moins par étage défini. Les modèles *detailed* (mixant les deux usages) perd de son avantage lié au découpage par orientations au profit d'un découpage par étage (et donc usage).

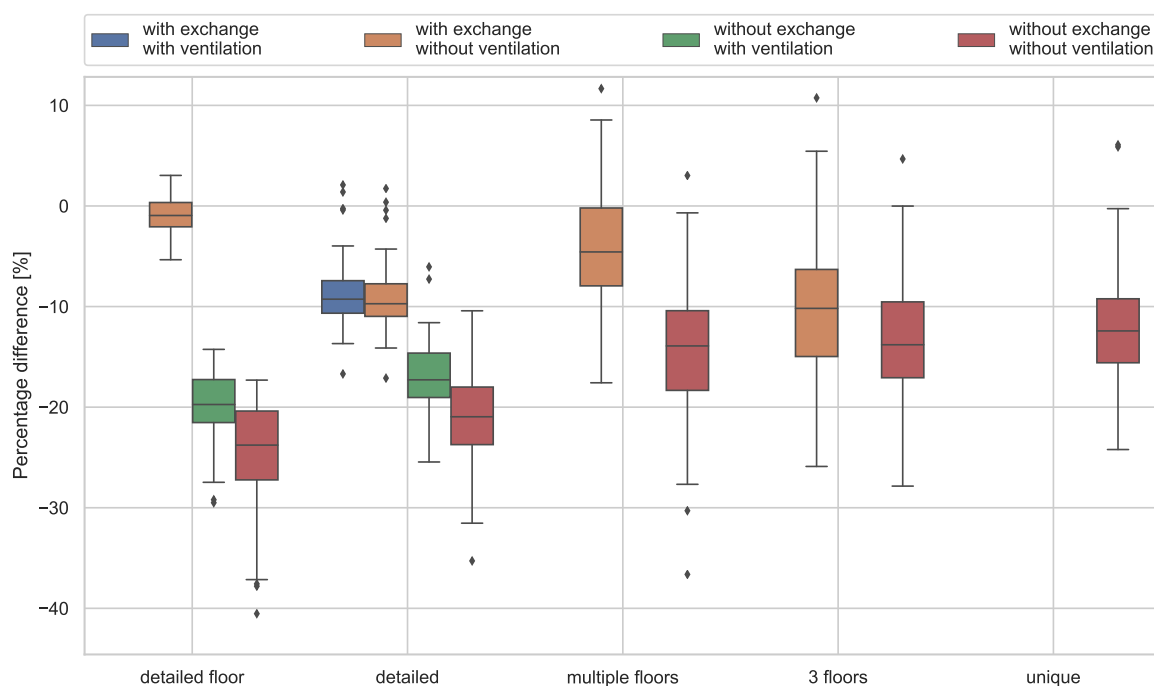


FIGURE C.5 – Écarts des besoins de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *usage variation* - Usage : Résidentiel

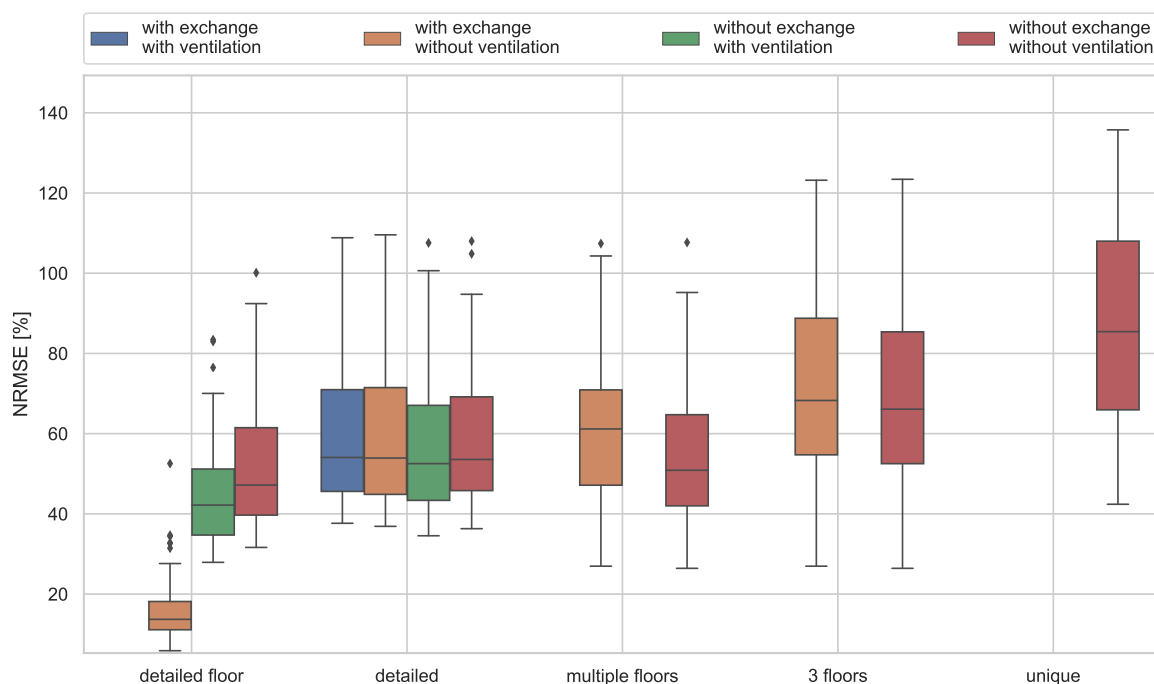


FIGURE C.6 – NRMSE de la puissance de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *usage variation* - Usage : Résidentiel

C.3 Bâtiment de bureaux

Pour les bâtiments de bureaux, au vu des forts apports internes et d'une ventilation mécanique plus détaillée, un pas de temps plus fin doit être retenu. En effet, l'injection de très forts gains sur le nœud d'air de la zone intérieure conduit à une divergence des températures pour certains bâtiments. Ainsi, ce modèle de ventilation simple n'est adapté à ces cas qu'avec des pas de temps fins, limitant les cas d'applications en fonction des objectifs de l'étude et des capacités de calcul. Par la suite les simulations sont réalisées avec un pas de temps de 5 min.

C.3.1 Sensibilité des familles de modèles

Les bâtiments à usage de bureaux ont un modèle de ventilation différent de celui des bâtiments résidentiels. Cependant, on retrouve les mêmes sensibilités entre les différents modèles que pour le résidentiel (Figure C.7). Le modèle de ventilation a un effet visible uniquement pour le scénario *same*. Pour les autres, les modèles d'échanges et de zonage ont des effets plus prépondérants. De même pour le scénario *temperature variation*, le modèle de zonage a une plus forte influence que le modèle d'échanges thermiques. Comme précédemment, la forte valeur du résidu est due aux différences d'influence des modèles suivant les bâtiments (Figure C.8) et l'impact des performances thermiques. Par exemple, suivant le bâtiment étudié, l'influence du modèle de zonage peut être équivalent à celui du modèle d'échanges conductifs.

Comme pour l'usage résidentiel la famille des modèles de ventilation présente peu d'influence.

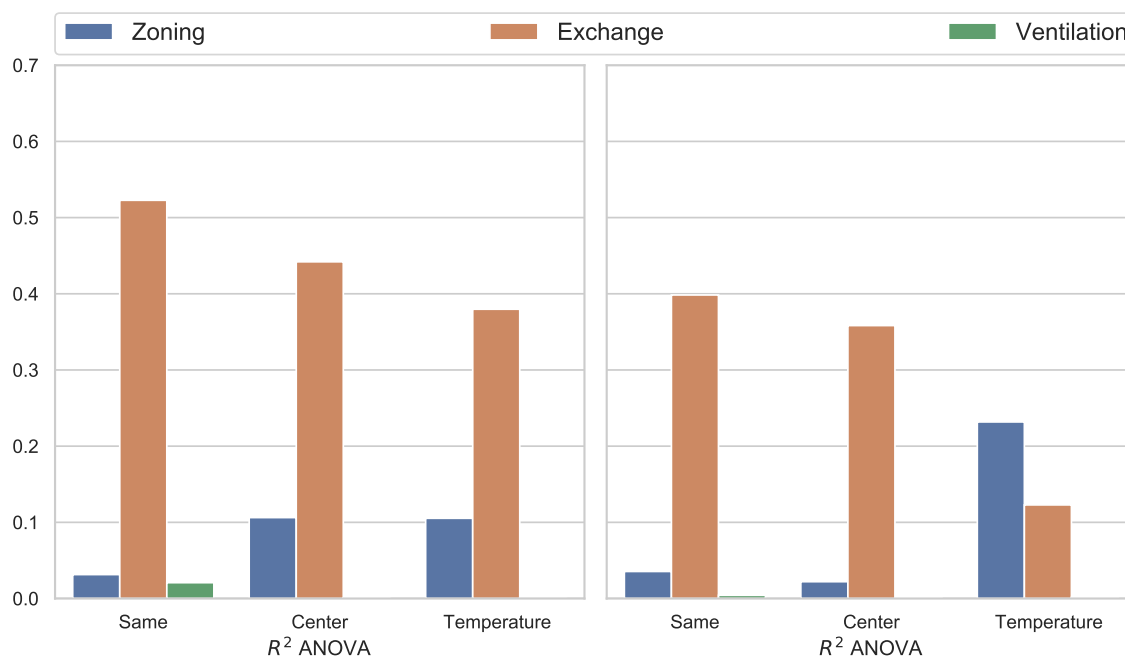


FIGURE C.7 – Coefficients ANOVA pour les différentes familles de modèles sur les écarts de besoin de chauffage (a) et sur l'indicateur NRMSE de la puissance de chaud (b) - Usage : Bureaux

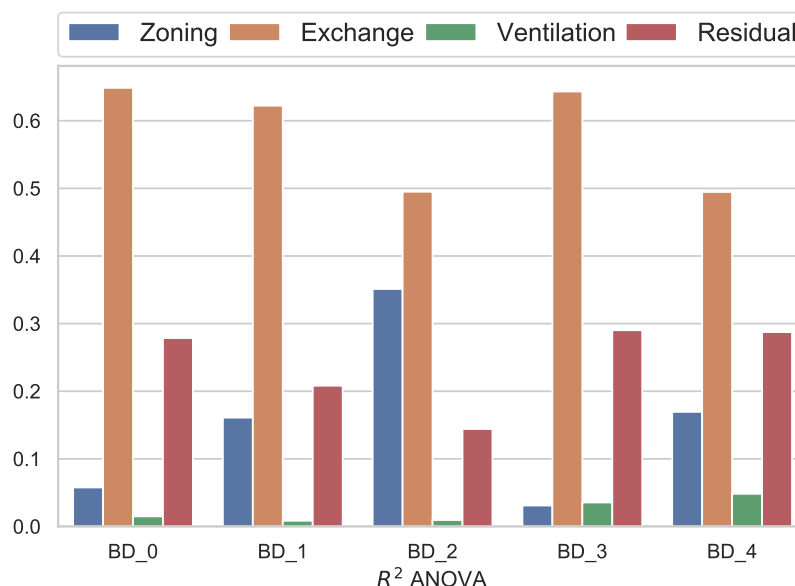


FIGURE C.8 – Coefficients ANOVA pour les différentes familles de modèles sur les écarts de besoin de chauffage pour 5 bâtiments - Scénario : *same* - Usage : Bureaux

C.3.2 Scenarii d'occupation spatiale et différences

La Figure C.9 présente les résultats du scénario *same* pour les bâtiments à usage de bureaux. Les tendances et impacts relatifs entre modèles sont les mêmes que pour les bâtiments résidentiels. Cependant, les plages d'écarts et les répartitions sont légèrement différentes : les bâtiments de bureaux ont en moyenne un écart plus élevé à la référence (de 0.5 à 1.9 % suivant les modèles).

L'indicateur NRMSE (Figure C.10) présente aussi des similarités avec le scénario *same* avec néanmoins des plages de différence beaucoup plus larges et des écarts en moyenne plus grands (de 8 à 19 % en plus suivant les modèles).

Ces mêmes analyses sont réalisables pour les scenarii *center* et *temperature variation*. Les comparaisons entre modèles conduisent à des conclusions similaires, sélectionnant les mêmes modèles à analyser plus finement.

Néanmoins, l'indicateur NRMSE présente des valeurs avec des écarts-types et/ou médianes en général plus importants pour l'usage de bureaux (Tableau C.1). Pour la plupart des modèles, cet écart est important, avec des valeurs supérieures à -15 %. Les bâtiments de bureaux présentent donc des écarts à la référence en moyenne 15 % plus importants que pour le résidentiel. Seuls les résultats du scénario *temperature variation* sont globalement en dessous de 10 % d'écart. Cette réduction est notamment due aux profils variés, qui grâce à leur foisonnement limitent les écarts.

Les temps de calcul sont similaires à ceux de l'usage résidentiel. Les écarts plus variables pour l'usage de bureaux présupposent des choix de modèles parcimonieux plus limités que ceux pour le résidentiel mais avec des tendances similaires.

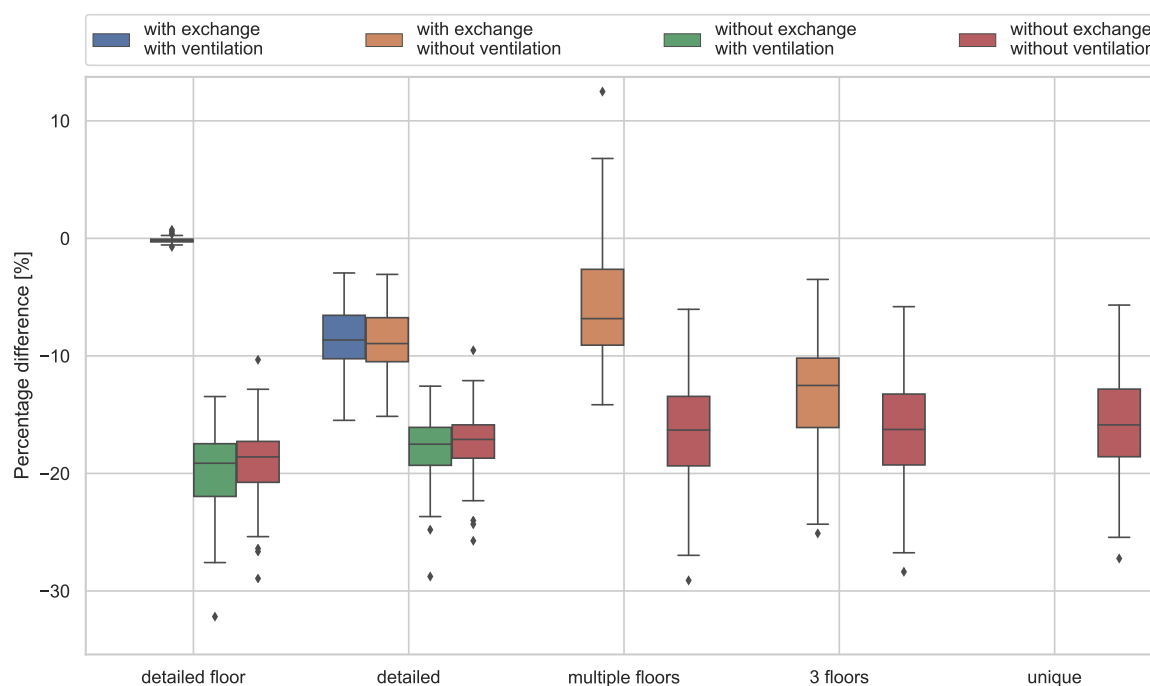


FIGURE C.9 – Écarts des besoins de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *same* - Usage : Bureaux

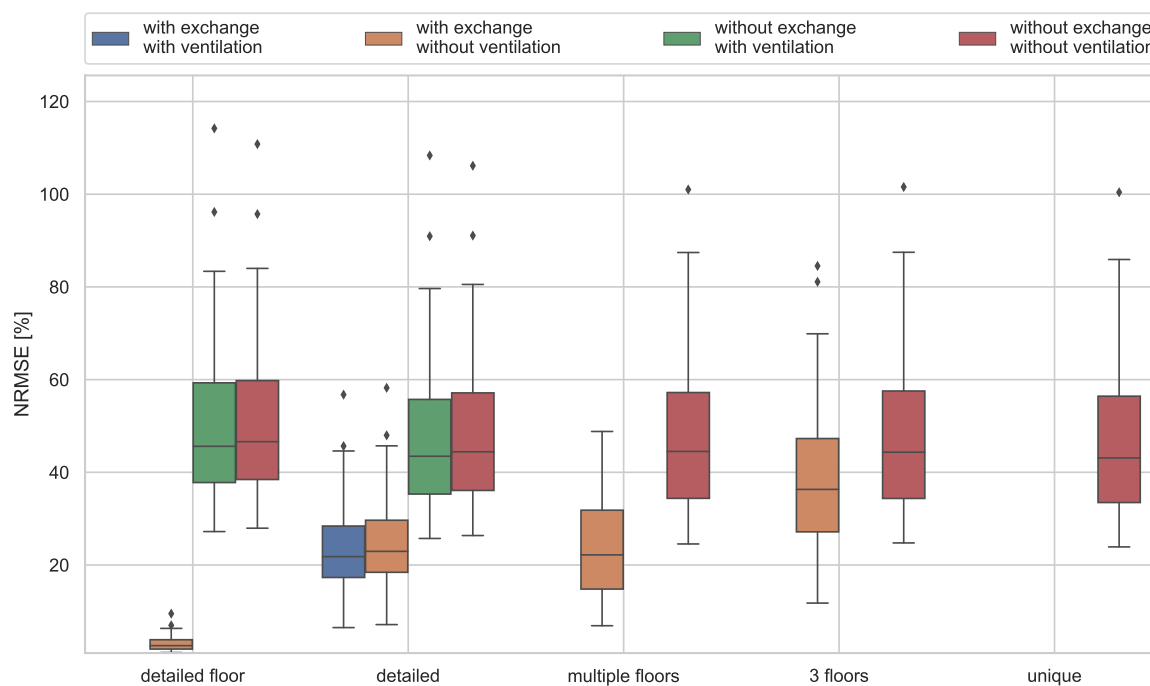


FIGURE C.10 – NRMSE de la puissance de chauffage des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *same* - Usage : Bureaux

Modèle	Same [%]	Center [%]	Temperature variation [%]
detailed floor - EX	-2.5	-2.6	-1.3
detailed floor	-16.6	-15.3	-10
detailed floor - V	-16.3	-16	-11.2
detailed - EX	-9	-8.5	3.9
detailed - EX - V	-8.1	-8.9	4.7
detailed	-16.3	-14.9	-7.2
detailed - V	-15.7	-15.4	-5.3
multiple floors	-18.4	-18	-0.8
multiple floors - EX	-12.1	-9.2	15.6
3 floors	-18.9	-18	-6.9
3 floors - EX	-16.1	-14.8	-2.8
unique	-19.4	-18.4	-13.6

TABLEAU C.1 – Écarts [%] entre les médianes de l'indicateur NRMSE de la puissance de chauffage des usages de bureaux et résidentiel

C.3.3 Sensibilité aux paramètres

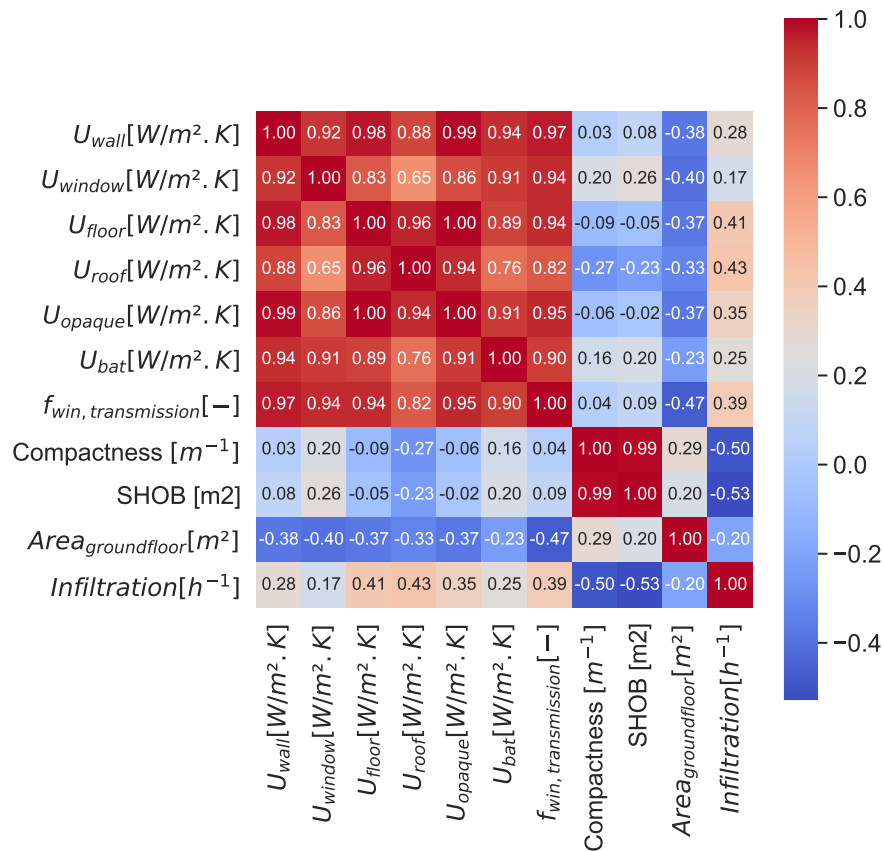


FIGURE C.11 – Matrice de corrélation de Pearson sur les valeurs de Spearman des paramètres - Usage : Bureaux

En analysant de manière similaire l'influence des paramètres sur les différentes sorties (Figure C.11), on retombe sur **le même jeu de paramètres influents qu'en résidentiel auquel s'ajoute la**

hauteur. Les paramètres influents ne présentent pas les mêmes coefficients de Spearman pour les différents modèles ni les mêmes corrélations de Pearson que pour le résidentiel.

C.4 Études complémentaires à l'échelle quartier

C.4.1 Compléments - Zonage et météo

Les besoins de climatisation (Figure C.12) présentent des variations similaires à ceux des besoins de chauffage mais de manière inversée, allant de -20 % à 80 % pour Nice. Si les écarts sont plus importants à Nice sur les besoins de chauffage, ils diminuent pour les besoins de climatisation. Si les écarts en termes d'énergie sont plus importants à Paris, les écarts relatifs le sont moins. À Strasbourg les besoins en climatisation sont plus faibles mais les écarts de besoins de chauffage sont similaires à ceux de Paris.

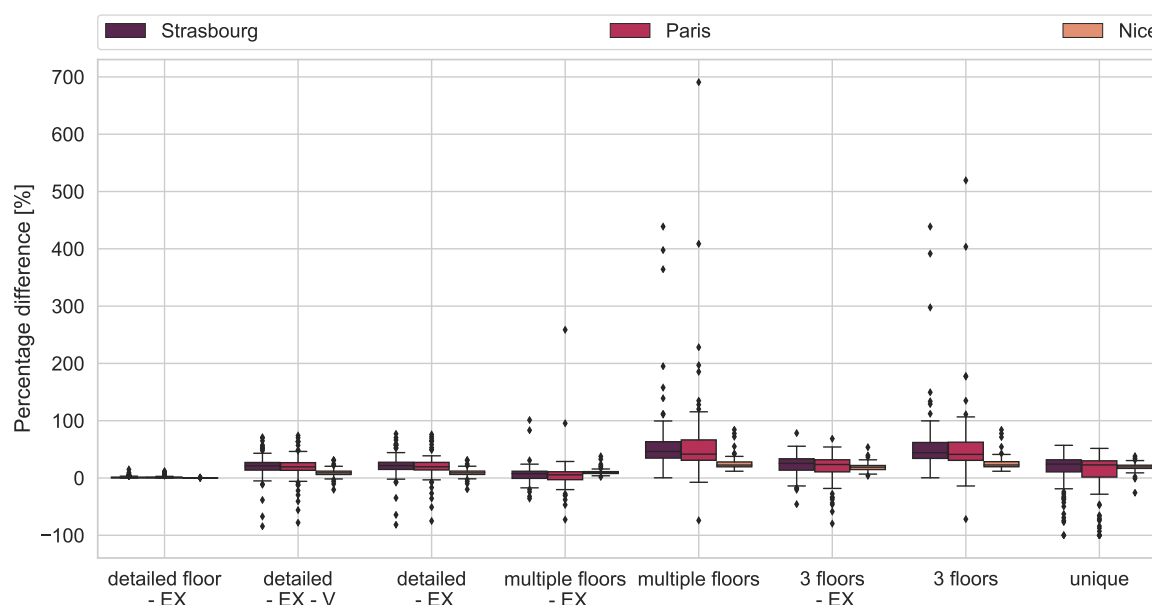


FIGURE C.12 – Écarts des besoins de climatisation à Nice, Paris et Strasbourg des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

L'indicateur NRMSE de la puissance de climatisation (Figure C.13) pour Nice présente des écarts très importants, notamment pour les bâtiments bien isolés avec des fenêtres performantes qui ne permettent pas au bâtiment de se décharger thermiquement la nuit. Les différences peuvent alors être très importantes, notamment pour les modèles où la température et les apports solaires sont uniformisés par étage. Pour la météo de Strasbourg, l'indicateur NRMSE est plus faible que pour les autres climats. Seul le modèle *multiple floors* - EX voit un indicateur NRMSE à Strasbourg plus élevé qu'à Paris. Les appels de puissance sont plus synchrones sous la météo de Strasbourg.

L'indicateur de parcimonie est calculé pour les besoins de chauffage à Nice, montrant des écarts par rapport à la météo de Paris.

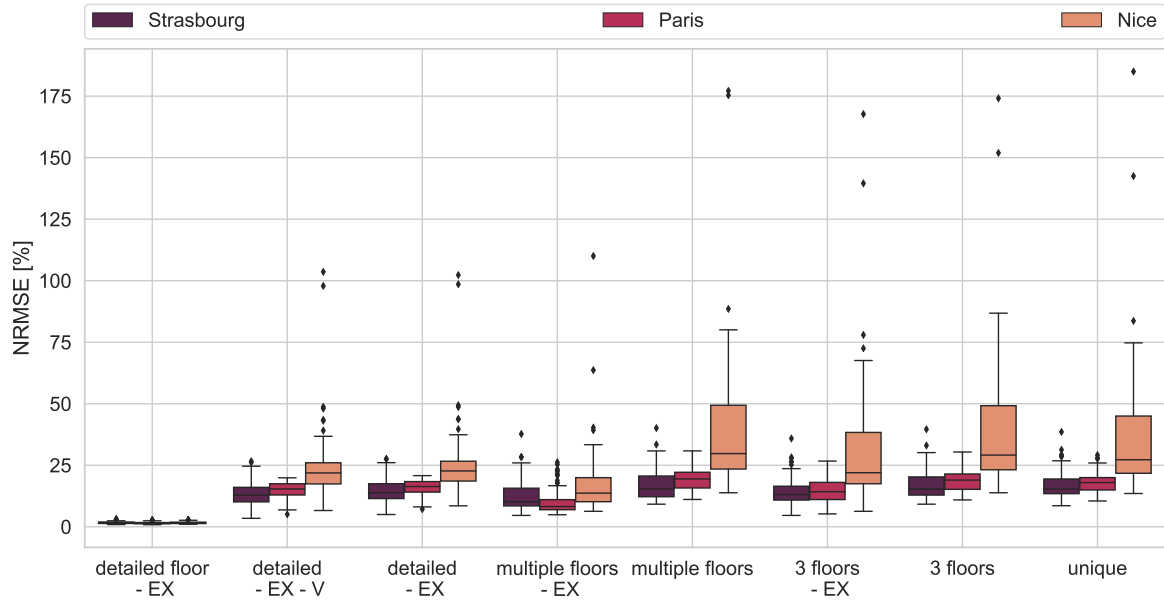


FIGURE C.13 – NRMSE de la puissance de froid à Nice, Paris et Strasbourg des bâtiments suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

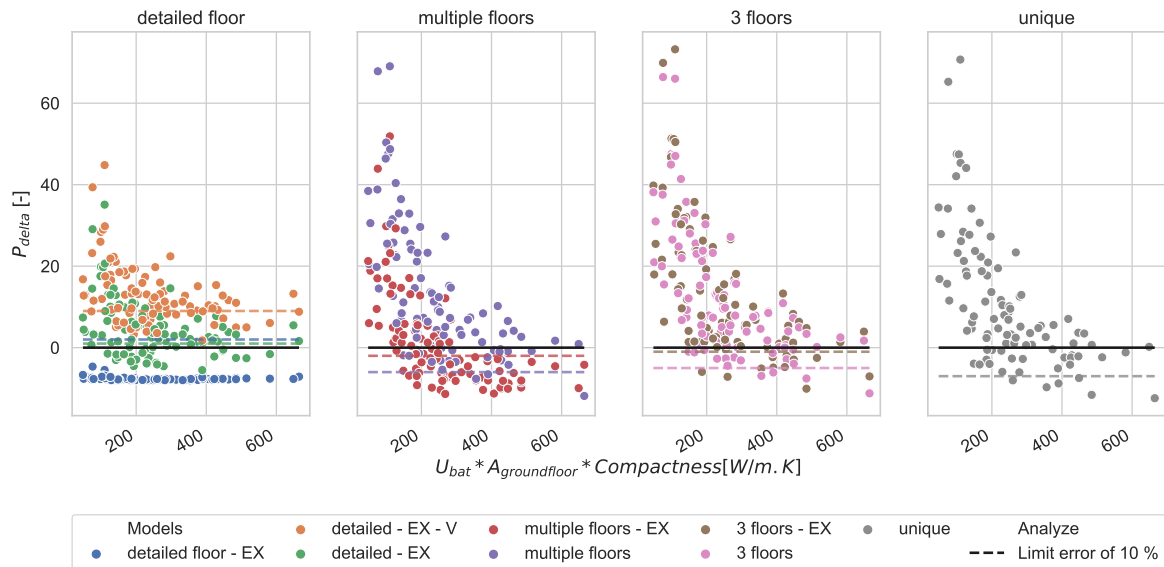


FIGURE C.14 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage à Nice suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

C.4.2 Zonage et forme de bâtiment

Plusieurs formes de bâtiments (en T, U et L) sont simulées avec la météo de Paris et la configuration *center* afin de voir leur influence sur les résultats précédents. Ces bâtiments ont une division en zone plus fine dans le sens où le nombre de façade est plus important et donc le nombre de zones augmente. Les caractéristiques des bâtiments sont les mêmes que pour les bâtiments en forme de cube, avec notamment des longueurs et largeurs identiques, induisant cependant des surfaces de bâtiment plus petites. La Figure C.15 affiche les écarts à la référence pour chaque modèle et forme de bâtiment. La simulation des bâtiments concaves inverse la tendance entre les modèles *detailed* - EX et le modèle *multiple floors* - EX. Ce dernier montre alors des écarts plus importants vis-à-vis de la référence et inversement pour les modèles *detailed*. De plus, à part pour ces derniers, tous

les modèles présentent des écarts plus importants. Le modèle *detailed floor* - EX est toujours très précis, pouvant se substituer à la référence. Ainsi comme pour la variation de météo **les modèles parcimonieux varient suivant la forme du bâtiment**. L'utilisation d'une ligne squelette pour la division en zone des bâtiments concaves influe sur les résultats. **Un KGI adapté pour prendre en compte ce changement de forme** est ainsi créé.

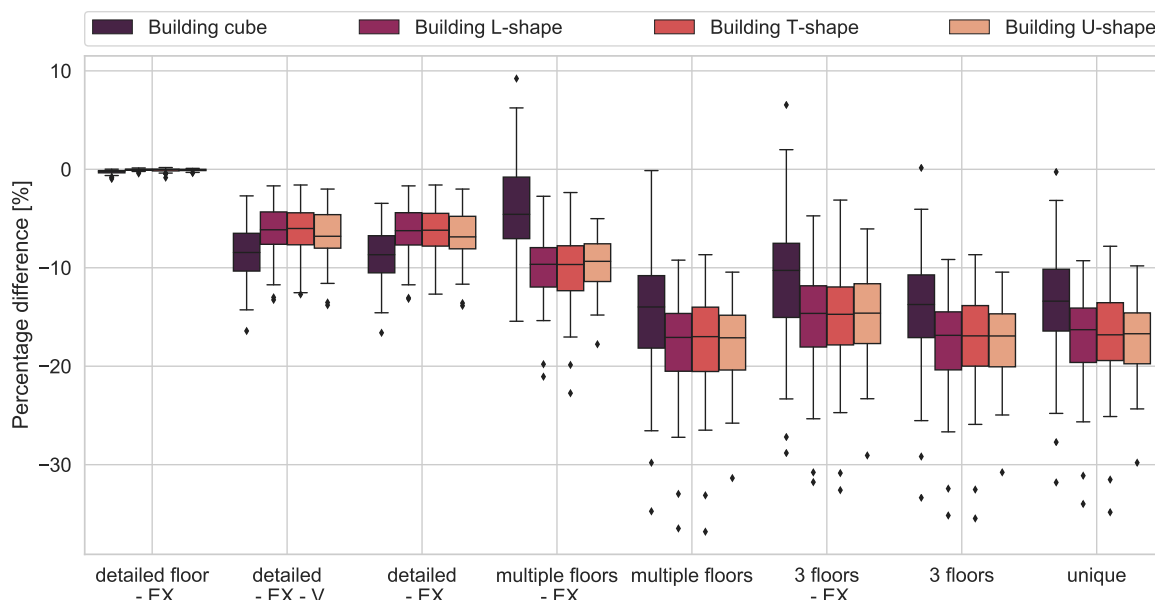


FIGURE C.15 – Écarts des besoins de chauffage pour différentes formes de bâtiment suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques - Scénario : *center* - Usage : Résidentiel

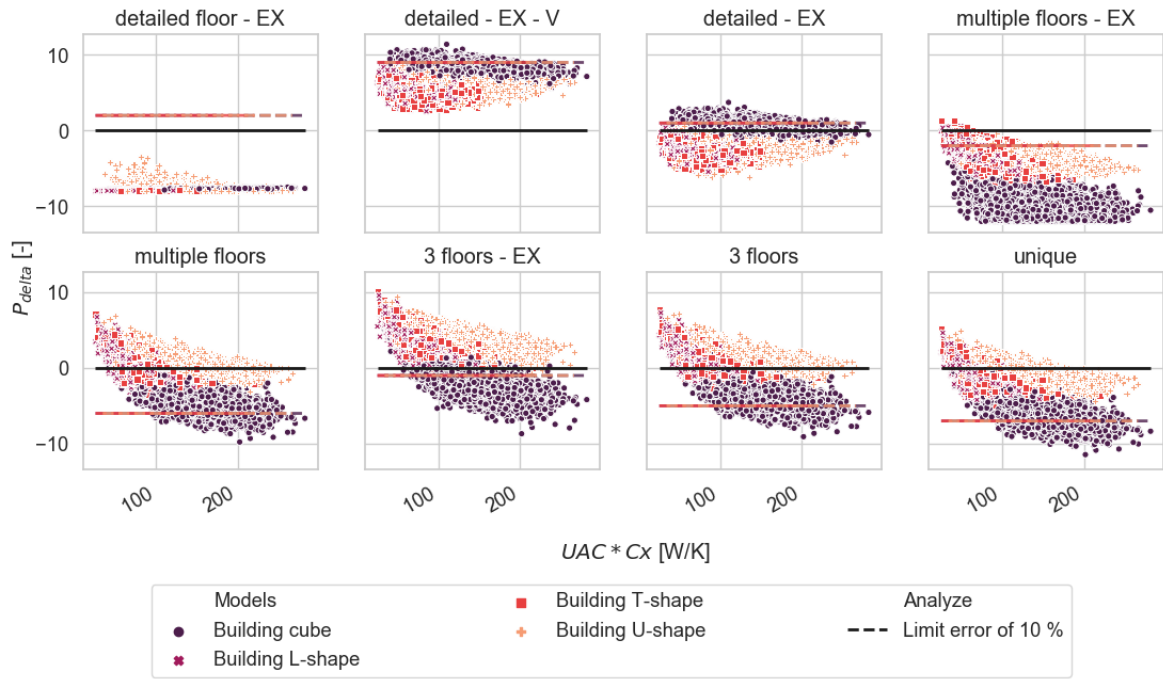
On prend la convexité du bâtiment comme la surface au sol divisée par la surface de l'enveloppe convexe :

$$Cx = A_{ground\ floor} / A_{convex\ hull} \quad (C.1)$$

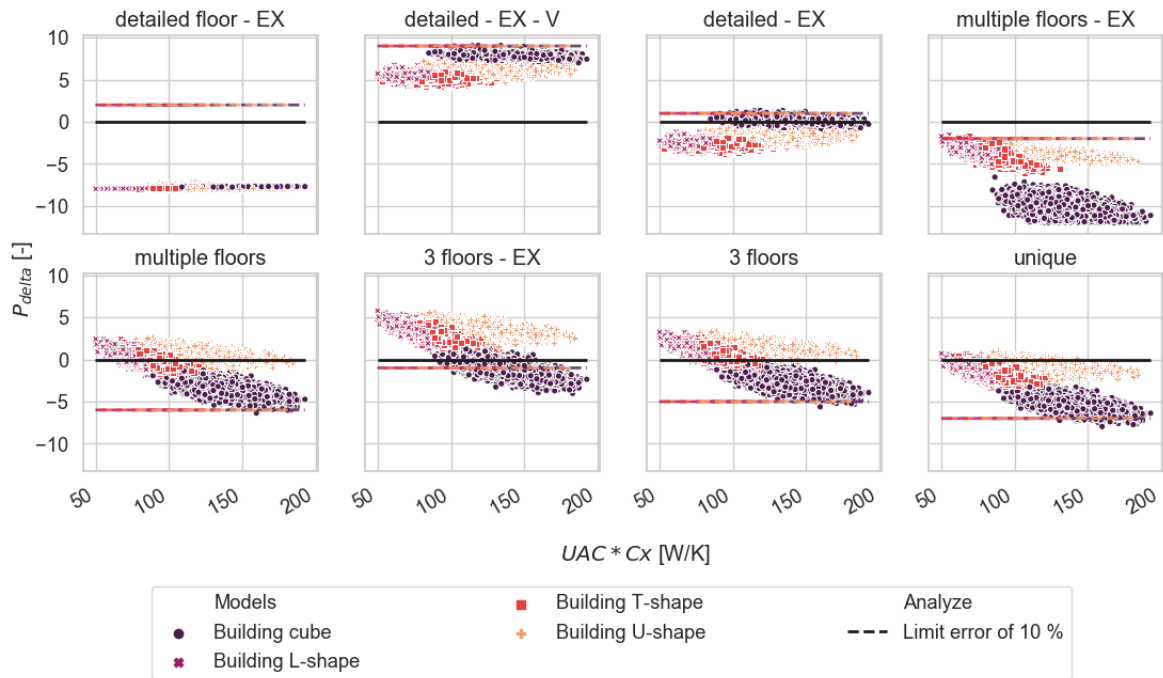
D'où un KGI :

$$KGI_{convexity} = UAC * C_x \text{ [W/K.m]} \quad (C.2)$$

À l'échelle quartier on prend la convexité comme étant la moyenne des convexités de bâtiment pondéré par la surface au sol. Les modèles parcimonieux pour les bâtiments concaves sont limités aux modèles verticaux et au modèle *multiple floors* - EX (Figure C.16). Les autres modèles horizontaux ne sont pas utilisables. **On remarque de plus que pour la majorité des cas, une convexité plus importante améliore les résultats des modèles horizontaux et pénalise les modèles verticaux**. Cependant les bâtiments en forme de U suivent cette tendance mais avec une pente suffisamment faible pour que le KGI choisi ne suffise pas à expliquer les différences. Une « fourche » apparaît à des KGI élevés pour les bâtiments convexes et en forme de U. Les variations de convexité de chacune des formes sont limitées à cause de la construction même des bâtiments. **D'autres bâtiments non virtuels devraient être simulés afin d'avoir une plus grande diversité dans les formes**, et ce pour visualiser plus précisément la parcimonie et déterminer un KGI plus adapté.



(a)



(b)

FIGURE C.16 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour les besoins de chauffage suivant les modèles de zonage et d'échanges thermiques pour différentes géométries de bâtiments (a : 10 bâtiments, b : 50 bâtiments)

C.4.3 Compléments - Temps de simulation quartier

Les temps de simulation pour des quartiers de 50 bâtiments sont présentés Figure C.17. Ce temps est l'addition de l'ensemble des temps de simulation de chacun des bâtiments, il peut être fortement optimisé par la mise en parallèle des calculs.

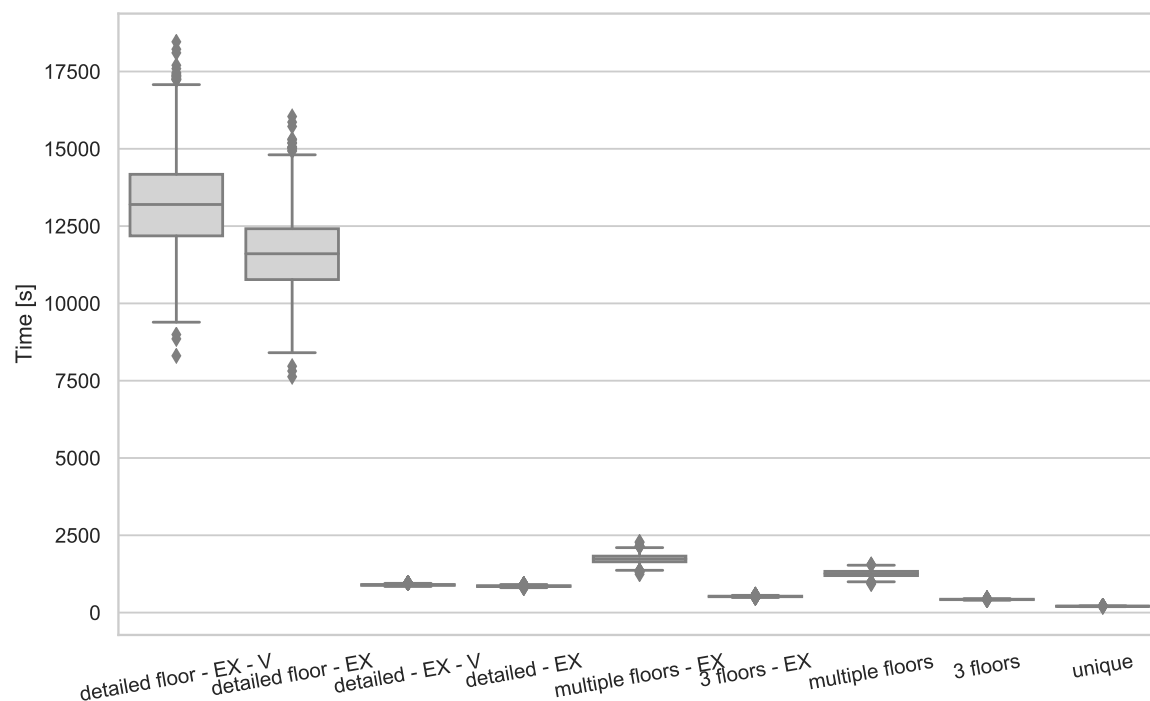


FIGURE C.17 – Temps de simulation des quartiers - 50 bâtiments

C.5 Compléments - concaténation avec les masques solaires

N	Modèles de zonage	Modèles de rayonnement solaire
1	Detailed floors - EX - V (référence)	Mask-L 6.2 (référence)
2	Detailed floor - EX	Mask-L 5.2
3	Detailed floor - EX	Mask-L 4.2
4	Detailed floor - EX	Mask-L 3.2
5	Detailed floor - EX	Mask-L 2.1
6	Detailed floor - EX	Mask-L 0.0
7	Detailed - EX	Mask-L 5.2
8	Detailed - EX	Mask-L 4.2
9	Detailed - EX	Mask-L 3.2
10	Detailed - EX	Mask-L 2.1
11	Detailed - EX	Mask-L 0.0
12	Multiple floors - EX	Mask-L 5.2
13	Multiple floors - EX	Mask-L 4.2
14	Multiple floors - EX	Mask-L 3.2
15	Multiple floors - EX	Mask-L 2.1
16	Multiple floors - EX	Mask-L 0.0
17	3 floors	Mask-L 5.2
18	3 floors	Mask-L 4.2
19	3 floors	Mask-L 3.2
20	3 floors	Mask-L 2.1
21	3 floors	Mask-L 0.0
22	Unique	Mask-L 5.2
23	Unique	Mask-L 4.2
24	Unique	Mask-L 3.2
25	Unique	Mask-L 2.1
26	Unique	Mask-L 0.0

TABEAU C.2 – Combinaisons des modèles de masques solaires et des modèles de zonage sélectionnées

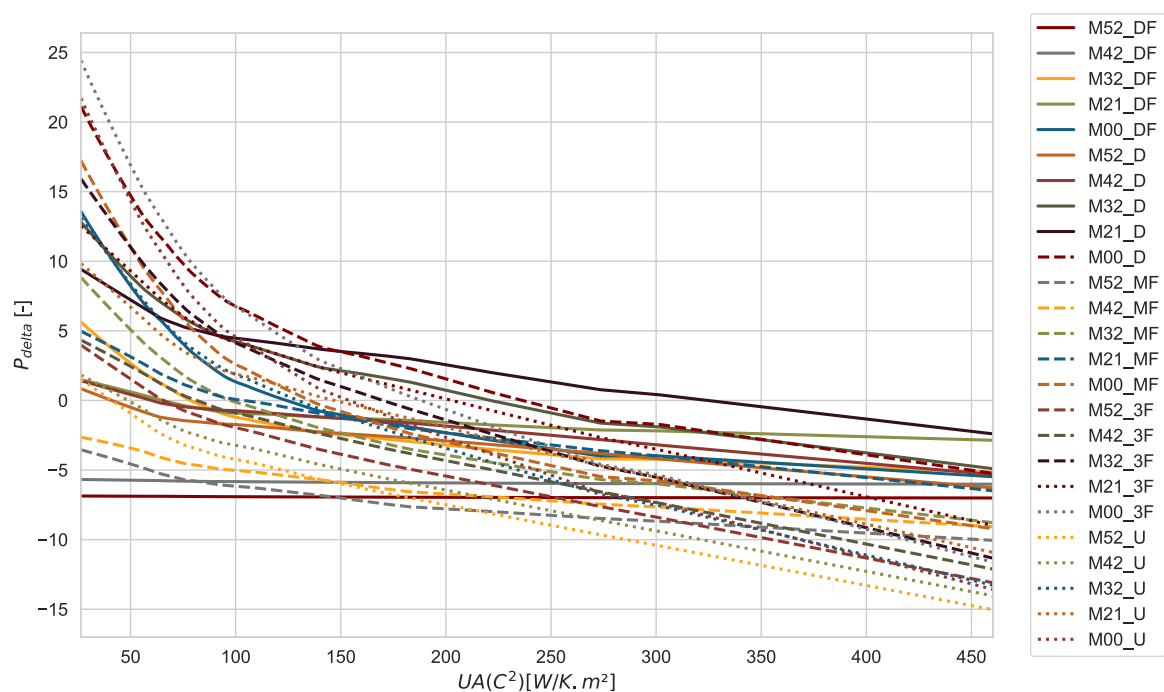


FIGURE C.18 – Mise en commun des indicateurs de parcimonie pour chacune des combinaisons de modèles de zonage et de masques solaires pour les besoins de chauffage

Annexe D

Analyses et résultats complémentaires de parcimonie liés aux réseaux de chaleur

Cette annexe contient les figures et résultats complémentaires du Chapitre 5.

D.1 Réseau de chaleur sous DIMOSIM

Une première présentation des modèles liés au réseau de chaleur de DIMOSIM a été réalisée dans le Chapitre 2 et en Annexe A.3. Cette partie complète ces explications, et explicite notamment les modèles développés dans le cadre des travaux de thèse pour l'analyse de parcimonie. Pour toutes les équations, uniquement le mode de chauffage est présenté. Le mode de climatisation repose sur des équations similaires mais avec des températures chaude et froide inversées.

D.1.1 Structure objet du réseau de chaleur

Pour les réseaux de chaleur une structure objet spécifique est mise en place pour représenter le réseau et le coupler avec le modèle thermique de bâtiment (Figure D.1) :

- DistrictGenerator : Générateur à l'échelle du quartier. Il peut être composé d'une chaudière, d'une PAC eau-eau, d'une unité de cogénération, d'une tour aéroréfrigérante ou de la récupération de chaleur sur les eaux usées.
- DistrictHydroDistribution : réseau de chaleur principal
- DistrictSubHydroDistribution : réseau de chaleur secondaire (non considéré dans les études car les modèles utilisés sont les mêmes que pour le réseau de chaleur principal)
- DistrictSubStation : sous-station entre un réseau de chaleur primaire et un secondaire
- BuildingSubstation : sous-station au niveau du bâtiment, connectant les températures du réseau (principal ou secondaire) à celle des distributions hydrauliques du bâtiment

Cette division architecturale permet notamment de connecter plusieurs générateurs de manière indépendante entre deux sous-réseaux ou de gérer des réseaux à des températures différentes.

La Figure D.2 présente les températures et débits mis en jeu dans la suite du document.

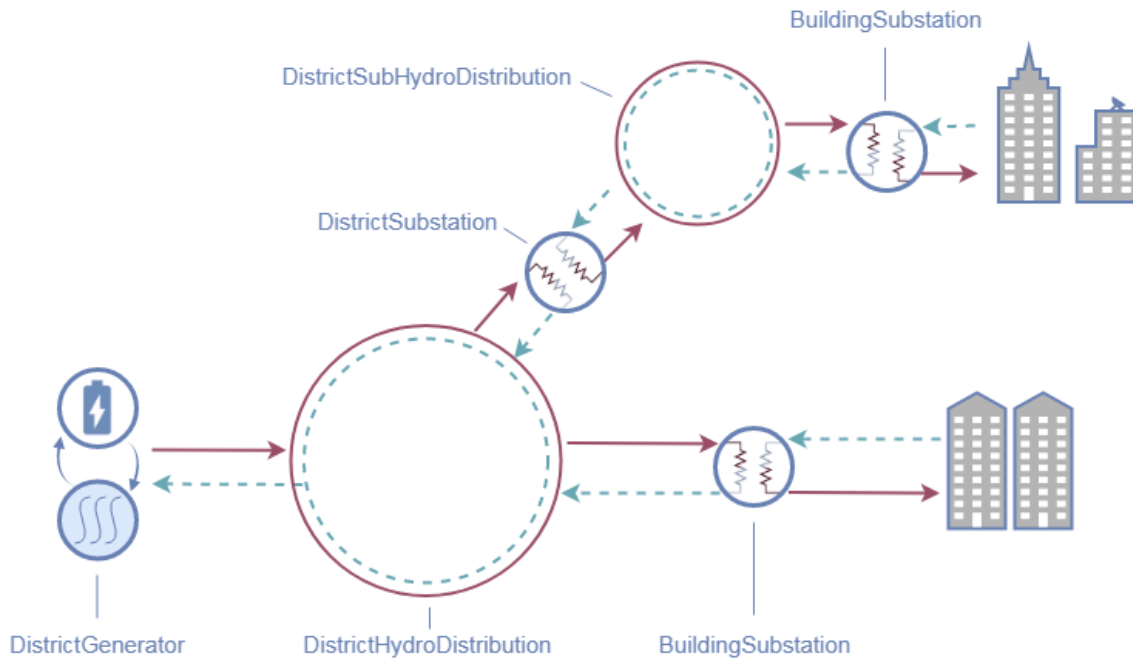


FIGURE D.1 – Objets DIMOSIM liés au réseau de chaleur

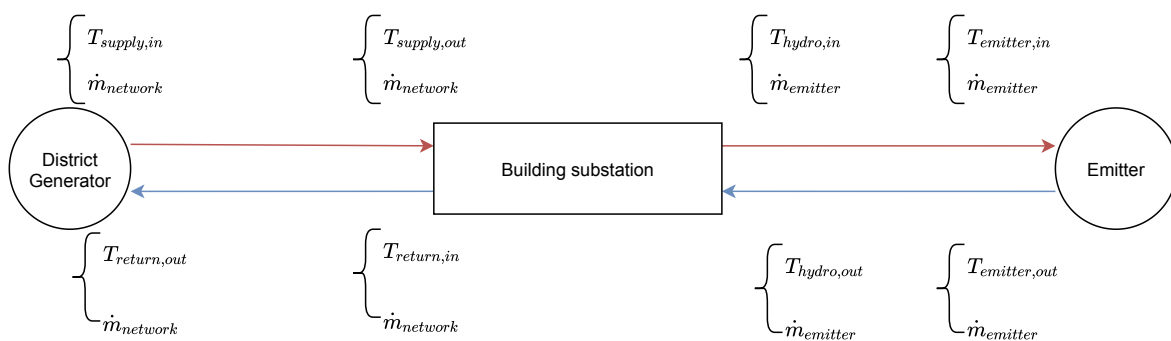


FIGURE D.2 – Schéma simplifié d'un réseau de chaleur du générateur à l'émetteur

D.1.2 Développement du modèle de tube plug-flow

Le modèle dynamique de tuyau basé sur la méthode des nœuds modélise les tubes du réseau en tenant compte de la masse thermique de chaque section, permettant de représenter les décalages de température à cause de celle-ci. Ce modèle lisse la réponse en rajoutant une diffusion numérique. Plus le nombre de nœuds est important, plus cette diffusion est réduite, et il est alors possible de prendre en compte le phénomène de front de chaleur. Néanmoins, ce type de modèle peut s'avérer fortement instable numériquement quand le pas de temps de simulation n'est pas adapté à la taille des nœuds. Afin de pouvoir prendre en compte le phénomène de front de chaleur sans ces inconvénients d'instabilité, le modèle plug-flow a été développé. Il modélise le tuyau comme étant une suite de volumes de différentes tailles et températures. Ainsi, lorsqu'un nombre de volume entre dans le tuyau, un nombre de volume de masse équivalente est expulsé à la sortie (Figure D.3).

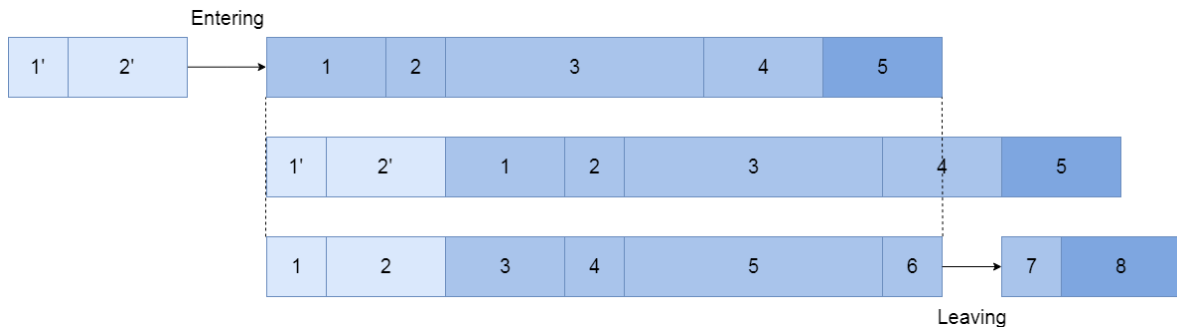


FIGURE D.3 – Flux entrant et sortant du tube à un instant t donné

Le modèle prend en compte les pertes du fluide vers l'extérieur mais aucun mélange ou conduction thermique n'est modélisée entre les différents volumes. Lorsque le nombre de volumes dépasse le nombre maximal autorisé dans le tube, les deux segments adjacents avec les températures les plus proches sont combinés en un seul volume. Cela permet de réduire les temps de simulation en limitant le nombre de volumes par segment à considérer. Les valeurs de U sont calculées de la même manière que pour les autres tubes (Annexe A.3).

La perte d'énergie pour chaque segment est calculée à partir de l'équation suivante avec méthode d'Euler pour chaque pas de temps :

$$M_{volume} * \frac{dT}{dt} = -UA * L_{volume}(T - T_{ground}) \quad (D.1)$$

Avec M_{volume} la masse thermique, L_{volume} la longueur du volume considéré. Le UA est calculé de la même manière que les modèles de tube précédents. Ainsi la perte totale de puissance à l'environnement est :

$$\Phi_{tube,ground} = \sum_{i=1}^{number\ of\ volume} [-UA * L_i(T_i - T_{ground})] \quad (D.2)$$

Lorsque deux volumes V_1 et V_2 de températures T_1 et T_2 respectivement se mélangent, les masses s'additionnent et la température mixée est calculée :

$$T_{merge} = \frac{T_1 * V_1 + T_2 * V_2}{V_1 + V_2} \quad (D.3)$$

Lorsqu'un tube se sépare en deux, la température reste la même mais la division du volume est réalisée en pondérant par les débits.

Ce type de modèle permet de considérer les délais de traversée du réseau et donc la dynamique des fronts de chaleur. Cependant lorsque le pas de temps est trop important ou les tubes trop

petits, ce modèle atteint sa limite. En effet, dans ces cas-là les volumes traversent entièrement les tuyaux en moins d'un pas de temps, le calcul des pertes et de la trajectoire des volumes n'est plus adapté. Ainsi il est nécessaire de bien déterminer le pas de temps lors des simulations si le modèle plug-flow est utilisé.

Dans le cas de DIMOSIM, si le pas de temps est supérieur à la durée de traversée du tube, le modèle de pertes statique est appliqué sur les températures d'eau à la sortie du tuyau. Il est pris en considération que tous les volumes du tube à l'instant t sortent du tube ainsi qu'une fraction des volumes d'entrée. Ainsi il est possible de garder l'information sur les volumes lorsque 2 tubes de longueurs très différentes sont connectés.

Comme présenté en annexe, la résolution des équations différentielles est réalisée de manière matricielle à partir de l'équation d'état suivante :

$$\dot{X} = A \cdot X + B \cdot U \quad (D.4)$$

Avec X le vecteur d'état, A la matrice d'état composée des coefficients de pertes, U le vecteur des entrées extérieures et B la matrice de commande avec les coefficients de gain.

En appliquant cette méthode aux équations du tube plug-flow on obtient le système ci-dessous :

$$\begin{cases} X^{t+1} = X^t + (A \cdot X^t + B \cdot U) \cdot dt \\ X^0 = T_{ambient} \end{cases} \quad (D.5)$$

Avec :

$$A = - \begin{bmatrix} UA * L_{volume,0}/M_0 \\ \vdots \\ UA * L_{volume,n}/M_n \end{bmatrix} \quad (D.6)$$

$$B = -A \quad (D.7)$$

$$U = [T_{ground}] \quad (D.8)$$

Une rapide comparaison des températures de sortie d'un tube a été réalisée avec le modèle de tube de la bibliothèque Buildings de Modelica [10] pour le modèle de tube dynamique et la librairie de l'annexe 60 [240] pour le tube plug-flow. Elle a permis de vérifier la bonne adéquation des modèles de pertes thermiques entre les différents modèles.

D.1.2.1 Exclusion du modèle dynamique

Le profil de température du tube dynamique est « lissé » par rapport à ceux du tube statique et de l'approche plug-flow : dans le modèle dynamique il est supposé que les températures sont parfaitement mélangées entre les différents volumes adjacents, impliquant une diffusion numérique artificielle. Cette diffusion est particulièrement importante lorsque le pas de temps et le nombre de nœuds de discrétisation ne sont pas adaptés à la vitesse du fluide. La diffusion est visible sur la Figure D.4, où l'augmentation de la température d'approvisionnement impacte la température de sortie du tube de manière progressive contrairement aux modèles statiques et plug-flow.

Avec l'augmentation du nombre de nœuds, cette diffusion devient moins marquée, et le modèle dynamique se rapproche du modèle plug-flow. Cela augmente cependant fortement le temps de calcul. Ainsi, le modèle plug-flow est similaire à un modèle dynamique fin, mais avec un temps de calcul plus rapide. On met donc de côté le modèle dynamique pour se concentrer sur le modèle plug-flow qui devient alors la référence pour les modèles de tube.

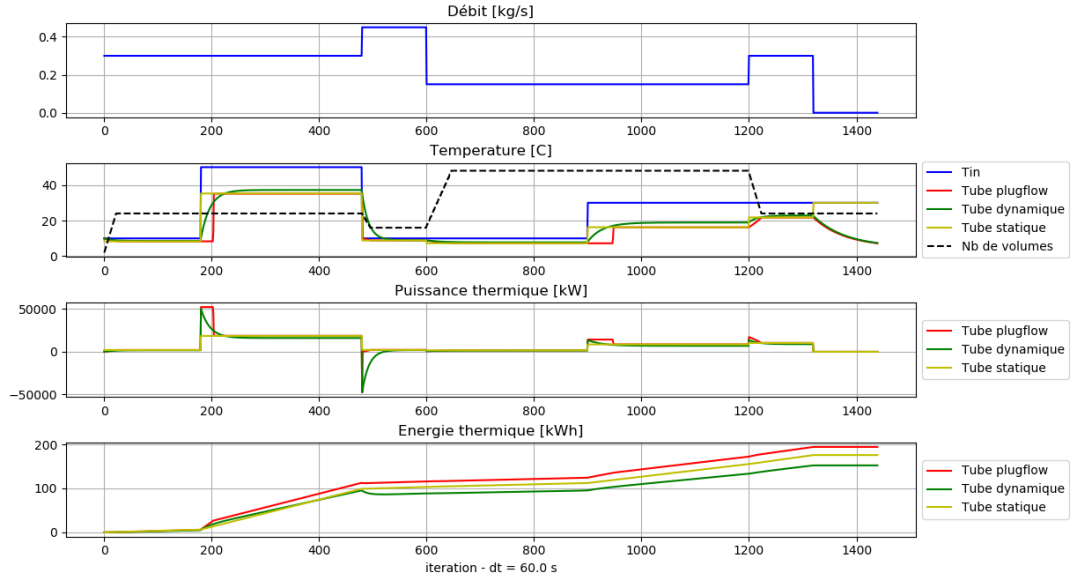


FIGURE D.4 – Modélisation des températures de sortie et énergies reliées pour un unique tuyau suivant le modèle de tube

D.1.3 Modèles de sous-stations

Comme énoncé dans le paragraphe 5.3.1, deux modèles de sous-stations sont choisis : avec un échangeur idéal et avec un échangeur modélisé par une approche NUT.

D.1.3.1 Échangeur idéal

Dans ce modèle, toute la chaleur disponible du réseau est transférée au bâtiment, qui utilise uniquement l'énergie dont il a besoin. La température d'entrée de la distribution hydraulique du bâtiment $T_{hydro,in}$ est égale à celle de sortie des tubes du réseau au niveau de la sous-station $T_{supply,out}$: le pincement de l'échangeur est alors de 0 K quel que soit le contexte de fonctionnement. Lors du passage dans l'échangeur idéal, la température d'entrée de la boucle hydraulique du bâtiment ($T_{hydro,in}$) est limitée par la température maximale de fourniture possible afin de rester dans une plage de température physiquement cohérente dans n'importe quel contexte :

$$T_{hydro,in} = \min(T_{supply,out}, T_{setpointsupply}) \quad (D.9)$$

La température d'entrée de l'émetteur $T_{emitter,in}$ est celle de la boucle hydraulique $T_{hydro,in}$ sur laquelle est appliqué un modèle de perte thermique statique pour prendre en compte la distribution hydraulique du bâtiment.

La température de retour dans le réseau est alors celle de retour de la boucle hydraulique de distribution côté émetteur avec comme précédemment prise en compte des pertes de distribution :

$$\Delta T = \frac{P_{emitter}}{cp_{water} * \dot{m}_{emitter}} \quad (D.10)$$

$$T_{hydro,out} = T_{hydro,in} - \Delta T \quad (D.11)$$

$$T_{return,in} = T_{supply,out} - \Delta T \quad (D.12)$$

Si un modèle d'émetteur détaillé est utilisé, le ΔT est pondéré par le rapport des débits de l'émetteur et du réseau.

D.1.3.2 Échangeur NUT

La sous-station avec ce modèle d'échangeur peut être composée de différents types d'échangeurs. Le UA nominal est calculé lors du dimensionnement du réseau :

$$UA_{nom} = \frac{P_{nom}}{\Delta T_{set-point}} \quad (D.13)$$

Avec $\Delta T_{set-point}$ fixé par l'utilisateur (par défaut 2 °C).

Les équations pour les échangeurs parallèles, à contre-courant ou à courant croisés sont implémentées. On utilise ici uniquement l'échangeur à contre-courant. Celui-ci est soumis à certaines équations :

$$C_{min} = \min(cp_{water} * \dot{m}_{emitter}, cp_{water} * \dot{m}_{network}) \quad (D.14)$$

$$C_{max} = \max(cp_{water} * \dot{m}_{emitter}, cp_{water} * \dot{m}_{network}) \quad (D.15)$$

Dans cette partie la notation p fait référence au réseau considéré comme primaire et s comme secondaire. Cela permet de prendre en compte indépendamment si le réseau délivre du chaud ou du froid.

Le NUT est fonction de ces paramètres et du UA, tel que :

$$NUT = \frac{UA}{C_{min}} \quad (D.16)$$

L'efficacité de l'échangeur est lui dépendant du NUT, tel que :

$$\epsilon = \begin{cases} \frac{NUT}{1 + NUT} & \text{si } C_{min} = C_{max} \\ \frac{1 - \epsilon_0}{1 - \epsilon_0 * C_{min}/C_{max}} & \text{avec } \epsilon_0 = e^{-NUT * (1 - \frac{C_{min}}{C_{max}})} \text{ sinon} \end{cases} \quad (D.17)$$

Lors du dimensionnement, ces équations sont utilisées afin de calculer le paramètre UA pour les conditions nominales de fonctionnement. Pour cela l'efficacité est calculée à partir des puissances P et reliée au NUT grâce aux relations précédentes :

$$T_{out,s} = T_{in,s} - \Delta T_{nom} \quad (D.18)$$

$$\epsilon = \frac{P}{P_{max}} = \frac{P}{(\dot{m}c_p)_{max}\Delta T_m} = \frac{P}{C_{max}(T_{in,p} - T_{in,s})} \quad (D.19)$$

Or pour les conditions nominales :

$$\Delta T_{nom} = \frac{P_{nom}}{\dot{m}_s * c_p} = \epsilon * \frac{P_{max}}{\dot{m}_s * c_p} = \epsilon * \Delta T_{LM} \quad (D.20)$$

$$\epsilon = \frac{\Delta T_{nom}}{T_{in,p} - T_{in,s}} \quad (D.21)$$

$$C_{min} = C_{max} = C \quad (D.22)$$

$$NUT = f(\epsilon) \quad (D.23)$$

$$UA = NUT * C \quad (D.24)$$

Lors des simulations si des débits sont variables, le UA est adapté en se basant sur la relation de Dittus et Boetler :

$$h = c\dot{m}^{0.8} \quad (D.25)$$

Avec c une constante, $\dot{m}$ le débit massique et h le coefficient de transfert de chaleur par convection.

Le UA à chaque pas de temps t peut alors être calculé avec cette relation et le UA nominal :

$$UA = \left(\frac{1}{h_1} + \frac{1}{h_2} \right)^{-1} \quad (D.26)$$

$$= UA_{nom} * \frac{\dot{m}_{p,nom}^{-0.8} + \dot{m}_{s,nom}^{-0.8}}{\dot{m}_{p,in}^{-0.8} + \dot{m}_{s,in}^{-0.8}} \quad (D.27)$$

Ainsi dans notre cas, il est possible d'utiliser le UA avec les formules du modèle NUT afin de déterminer les différentes températures :

$$P_{exchanger} = \epsilon * C_{min} * (T_{supply,out} - T_{hydro,out}) \quad (D.28)$$

$$T_{hydro,in} = T_{supply,out} + \frac{P_{exchanger}}{cp_{water} * \dot{m}_{emitter}} \quad (D.29)$$

$$T_{return,in} = T_{supply,in} - \frac{P_{exchanger}}{cp_{water} * \dot{m}_{network}} \quad (D.30)$$

D.1.3.3 Précisions

Ces sous-stations récupèrent par agrégation les besoins des bâtiments et sélectionnent le mode de fonctionnement (chauffage/climatisation/réversible/simultané) adapté à celui du réseau. Si le bâtiment n'a plus besoin de chauffage ni de climatisation, les températures produites par le générateur sont prises à celle du local (20 °C). Le modèle d'échangeur NUT donne une température de retour qui sera souvent plus faible que pour le modèle d'échangeur idéal.

D.1.4 Modèle de régulation par variation de température

La régulation est généralement fonction de la température extérieure où pour chaque valeur de cette température un besoin en température de départ sur le réseau primaire est associé. Ici les générateurs sont reliés à une loi d'eau pour leur température de fourniture.

Le débit nominal est calculé au moment du dimensionnement du réseau, après le tracé et après le dimensionnement des émetteurs tel que :

$$\dot{m}_{emitter} = \frac{P_{nom}}{cp * \Delta T_{nom}} \quad (D.31)$$

$$\dot{m}_{network} = \sum \dot{m}_{emitter,i} \quad (D.32)$$

Si le ΔT_{nom} n'est pas connu de l'utilisateur, celui-ci est calculé par une règle experte suivant la température de départ de l'émetteur (Figure D.5).

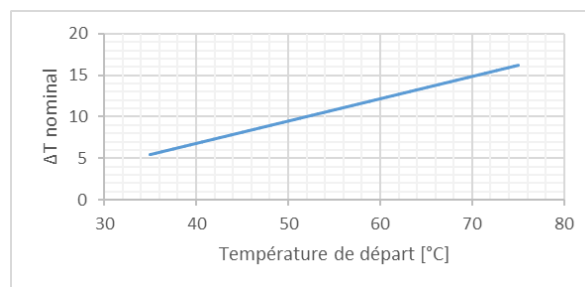


FIGURE D.5 – Détermination de l'écart de température nominal d'un émetteur

D.1.5 Modèles de demande et d'émetteur

Deux modèles de demande ont été choisis au 5.3.1. Pour le **modèle de couplage**, le modèle de réseau initial de DIMOSIM est utilisé : le fluide est modélisé à travers la distribution du générateur jusqu'à l'émetteur, puis sur son chemin inverse jusqu'au générateur. Pour pouvoir imposer une **demande fixe** aux sous-stations, une SST spécifique a été développée avec un échangeur idéal. Il est nécessaire que le réseau soit bien dimensionné pour pouvoir utiliser cette approche, ce qui exclut des études de sous-dimensionnement et donc l'évaluation du confort intérieur des occupants. Le modèle d'échangeur non idéal a dû être modifié pour ce cas en un échangeur à efficacité constante, les températures du côté secondaire n'étant pas connues normalement.

Le modèle d'émetteur permet de déterminer la puissance à fournir pour atteindre la température de consigne dans la zone thermique associée. Cette puissance est calculée par interpolation linéaire entre la puissance maximale possible au vu de la température d'entrée et du UA nominal, et une puissance nulle, afin d'atteindre la température de consigne. Si un modèle de débit variable est choisi, le débit de l'émetteur est calculé à partir de la puissance calculée et de l'écart de température nominal défini pendant le dimensionnement. Ce débit est ensuite utilisé pour calculer la température de sortie de l'émetteur. Un débit bypass est mis en place, correspondant à 1 % du débit nominal pour les cas de demande de chauffage très faibles ou nulles.

La simulation du réseau utilisant ici le modèle de bâtiment de DIMOSIM, les temps associés au couplage ne sont pas pris en compte. Afin de pouvoir estimer le temps de calcul, les quartiers sont simulés au préalable sans réseau de chaleur. La différence de temps de simulation est celle utilisée par le réseau. On met de côté toute interaction des modèles sur le temps de calcul pour le cas du couplage.

D.1.6 Modèle de sol

Le sol peut être représenté de deux manières différentes :

- Simple : Un sol à température constante tout le long de l'année
- Détaillée : Un sol à température variable dans le temps et dans l'espace (le sol) (Figure D.6)

Pour le sol à température variable c'est le modèle de Kasuda [120] qui est implémenté :

$$T_{ground} = T_{mean} - T_{amp} * e^{-D\sqrt{\frac{\pi}{365 * \alpha}}} * \cos\left(\frac{2\pi}{365}(t_{year} - t_{shift} - \frac{D}{2}\sqrt{\frac{365}{\pi\alpha}})\right) \quad (D.33)$$

Avec T_{ground} la température de sol à la profondeur D (surface à 0 m) et au pas de temps t_{year} , T_{mean} la température moyenne de l'air, T_{amp} l'amplitude maximale de la température de l'air sur l'année, α la diffusivité thermique du sol et t_{shift} le jour de l'année où le sol présente la température de surface minimale.

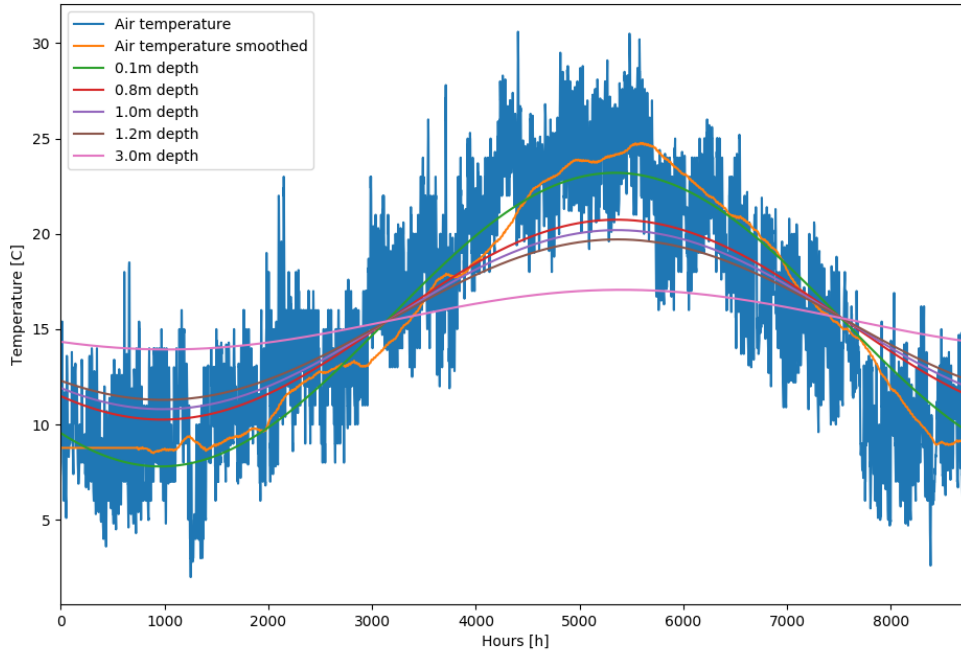


FIGURE D.6 – Températures de sol suivant la profondeur

Le modèle de sol détaillé demande plus de connaissance des paramètres du sous-sol du quartier à simuler mais présente l'avantage d'être plus proche de la réalité et surtout de prendre en compte l'évolution des températures tout au long de l'année.

D.1.7 Modèle de production

Comme énoncé au 5.3.1, les modèles liés à la production de chauffage sont écartés, et seul le modèle de PAC eau/eau utilisé dans l'étude est détaillé ici. Le COP et les puissances au condenseur et à l'évaporateur sont calculées comme des fonctions polynomiales d'ordre 2, déterminées à partir de données constructeur. Dans ce modèle, quelle que soit la température de retour, la PAC fournit la température demandée au réseau.

A partir des puissances des émetteurs, celles-ci sont petit à petit agrégées afin de dimensionner les puissances nominales des différents systèmes (bâtiment, réseau...). Une fois ces derniers dimensionnés, il est possible de déterminer la puissance nominale du générateur du quartier. La puissance nominale de la PAC est calculée à partir du COP nominal défini par l'utilisateur (par défaut 3.64 pour une PAC électrique et 1.64 pour une PAC au gaz, à données d'expert), et de la puissance du réseau :

$$P_{PAC} = P_{distribution} * \frac{COP_{nom}}{COP_{nom} - 1} \quad (D.34)$$

Suivant cette puissance, le COP nominal et le type d'énergie utilisée par la PAC, en sont déduits les coefficients polynomiaux pour le calcul des COP et des puissances du condenseur.

Lors des simulations, le modèle calcule les puissances de charge : prises de (ou reçues par) la source (ici de l'eau provenant du sol) (*source*), reçues par (ou prises de) le réseau (*sink*) et celles consommées par la PAC (*comp*). Pour ne pas avoir d'interaction avec le modèle de sol, la température de l'eau en provenance du sol est prise constante, comme étant la moyenne de la température

extérieure sur l'année. Après avoir déterminé le COP de la PAC suivant les coefficients et les températures, il est possible de calculer les puissances :

$$P_{thermal,sink} = f(T_{return,out} - T_{ground,average}) \quad (D.35)$$

$$P_{thermal,source} = P_{thermal,sink} * \frac{COP - 1}{COP} \quad (D.36)$$

$$P_{comp} = \frac{P_{thermal,sink}}{COP} \quad (D.37)$$

Les températures en sortie peuvent alors être déterminées selon les équations suivantes :

$$T_{supply,in} = T_{return,out} + \frac{P_{thermal,sink}}{c_{p,network} * \dot{m}_{network}} \quad (D.38)$$

$$T_{source,out} = T_{source,in} + \frac{P_{thermal,source}}{c_{p,source} * \dot{m}_{source}} \quad (D.39)$$

D.2 Combinaison de modèles par la méthode de Hadamard

Les combinaisons de modèles sont proposées Tableau D.1, les 1 correspondant aux modèles détaillés et les -1 aux modèles simplifiés. Elles sont créées à partir des matrices de Hadamard. Celles-ci sont des matrices orthogonales et composées de 1 et de -1, représentant respectivement le modèle détaillé et le modèle simplifié. On peut créer une configuration FF à partir de ce type de matrice de manière récursive en utilisant l'identité suivante :

$$H_{2^n} = \begin{bmatrix} H_{2^{n-1}} & H_{2^{n-1}} \\ H_{2^{n-1}} & -H_{2^{n-1}} \end{bmatrix} \quad (D.40)$$

La matrice de résolution est alors de la forme ci-dessous en prenant $n = 2k$:

$$M_n = \begin{bmatrix} H_n \\ -H_n \end{bmatrix} \quad (D.41)$$

Cette matrice de résolution est plus puissante que la matrice de Hadamard dans le sens où chaque triplet de colonnes a la propriété d'avoir 8 triplets de combinaisons de 1/-1 qui apparaissent plusieurs fois dans ces colonnes. Cela permet d'équilibrer la distribution des paramètres et ainsi de visualiser quelles combinaisons de paramètres influencent la sortie. Si le nombre de paramètres est différent d'une puissance de 2, il suffit uniquement de rajouter des colonnes pour les paramètres non utilisés évoqués précédemment, ce qu'on appelle des contrastes ou des alias. On dit que les coefficients (effets principaux) sont aliasés dans les contrastes.

Comme énoncé par Goupy [84], les plans fractionnaires ne prenant en compte qu'une partie des combinaisons possibles, on ne peut obtenir les valeurs de toutes les interactions possibles. Il est donc nécessaire d'être vigilant lors de l'interprétation des résultats. Pour cela plusieurs hypothèses sont réalisées : les interactions d'ordre 3 et supérieurs sont considérées négligeables, (chacun des modèles n'étant connecté qu'à un autre modèle, seul le couplage CM-ERM devra être analysé avec précaution), si un effet est nul cela suppose que les effets et interactions sont nulles, et si deux effets principaux sont nuls, on suppose que leur interaction l'est aussi. Si une des hypothèses ne n'est pas vérifiée, d'autres analyses supplémentaires doivent être réalisées.

A partir des matrices de Hadamard, les analyses des effets principaux et des interactions sont simples à mettre en place. Si un plan FF avait été mis en place autrement, une analyse ANOVA

aurait été nécessaire. L'effet principal ME d'un paramètre r sur la sortie pour n simulations, est obtenu à partir de la matrice M_n , tel que :

$$ME_r(Y) = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{n} \sum_{m_{ir}=1} y_i - \frac{1}{n} \sum_{m_{ir}=-1} y_i \right) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} m_{ir} * y_i \quad (D.42)$$

L'effet secondaire SE (interaction d'ordre 2) entre deux paramètres r et t , est quant à lui calculé par :

$$SE_{rt}(Y) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n m_{ir} * m_{it} * y_i \quad (D.43)$$

N°	GT	TM	HxM	ERM	CM
Référence	1	1	1	1	1
1	1	-1	1	-1	1
2	1	1	-1	-1	1
3	1	-1	-1	1	1
4	1	1	1	1	-1
5	1	-1	1	-1	-1
6	1	1	-1	-1	-1
7	1	-1	-1	1	-1
8	-1	1	-1	-1	-1
9	-1	-1	-1	1	-1
10	-1	1	1	1	-1
11	-1	-1	1	-1	-1
12	-1	1	-1	-1	1
13	-1	-1	-1	1	1
14	-1	1	1	1	1
15	-1	-1	1	-1	1

TABEAU D.1 – Combinaisons de modèles créées à partir des plans factoriels fractionnaires

D.3 Compléments de résultats

D.3.1 Quartier Initial

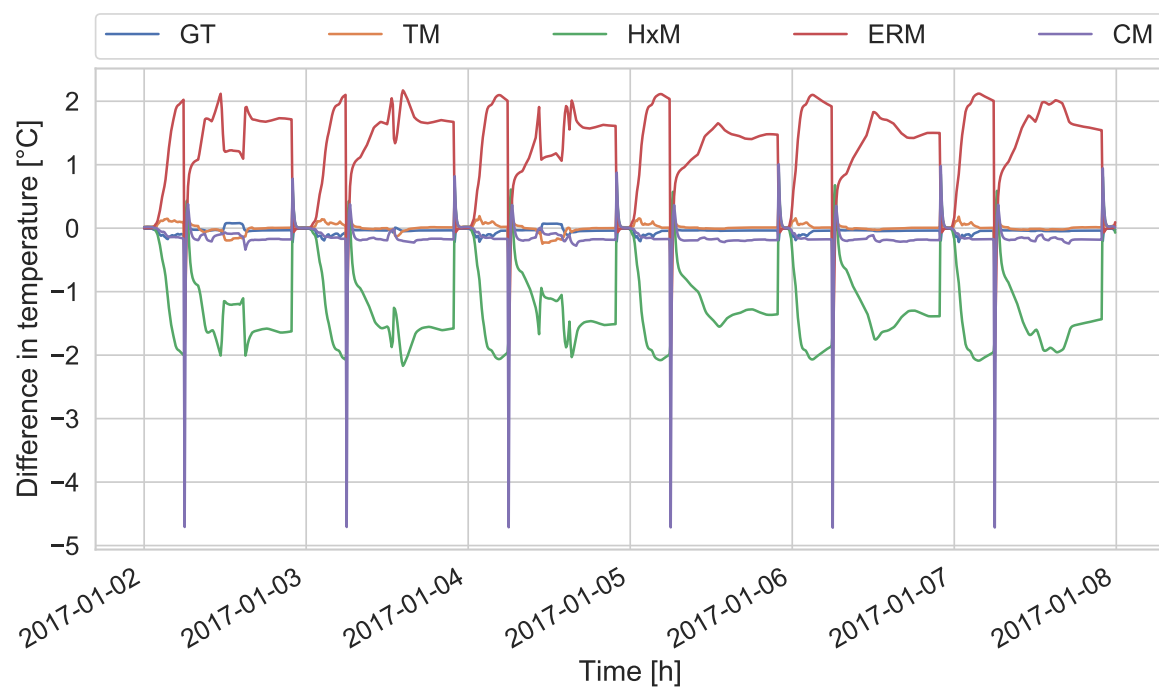
Afin de visualiser les effets des modèles de manière temporelle, les effets des modèles sont représentés pour les semaines de janvier et de mai sur la température de retour Figure D.7, et sur la puissance produite Figure D.9.

Pour la température de retour au générateur (Figure D.7), comme à l'échelle agrégée, les effets principaux des modèles HxM et ERM sont importants quelle que soit l'heure de la journée en janvier, et essentiellement le matin lors de l'allumage du chauffage en mai. Le modèle CM est impactant de manière ponctuelle, surtout au moment de l'augmentation importante de la demande de chauffage en début de journée. En effet, avec le modèle de demande découplé le bâtiment ne demande pas plus de chaleur dans les minutes et heures qui suivent cette relance. Des écarts entre modèles apparaissent lors de ses phases. Le réseau étant petits, ces écarts ne sont visibles que pour un pas de temps donné. Ainsi, l'utilisation d'un modèle non couplé entre le réseau et les

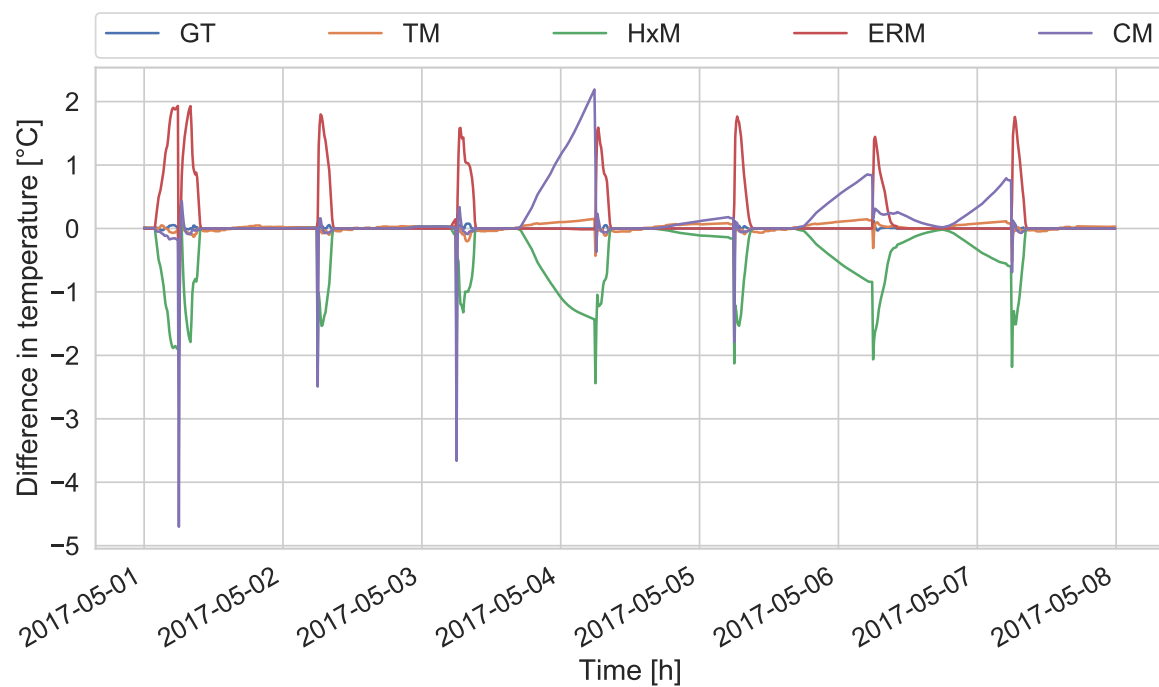
bâtiments supprime toutes les questions de gestion de la température et du débit pour approvisionner au bon moment les bâtiments. Il n'y a plus de problématique de limitation de puissance, le réseau produit tout le temps suffisamment de chaleur. Cela est notamment plus visible lors de l'intersaison.

Le modèle GT n'a que peu d'influence, les écarts étant plus importants lorsque la température fixe de 10 °C est éloignée de la température du sol variable. Le modèle TM présente un peu plus de variation que lors du calcul de la température de retour moyenne, mais reste négligeable par rapport aux autres modèles. Les effets secondaires sont présentés Figure D.8, avec comme pour les résultats agrégés une prédominance des effets d'interactions HxM - CM et HxM - ERM et GT - TM, identiques aux résultats de HxM - ERM. Ce biais est dû à la méthode des plans factoriels fractionnaires. Pour la suite, une attention particulière est portée à ces deux dernières interactions. Elles sont prises en compte pour l'analyse à la référence, afin de ne pas mettre de côté des interactions potentiellement importantes.

Lorsqu'on s'intéresse à la puissance délivrée par le générateur au réseau (Figure D.9), le modèle GT prend alors de l'importance. Contrairement au faible impact sur la température de retour, il présente ici la plus grande influence. Il éclipse tout impact des autres modèles durant le mois de janvier. Pendant le mois de mai, les impacts sont beaucoup plus faibles, quel que soit le modèle, avec des variations de puissance de ± 0.3 kW. La température de sol constante est alors plus proche de la température du modèle détaillé. Les effets secondaires sont présentés Figure D.10. Les variations sont aussi de ± 0.3 kW, avec les interactions HxM - ERM et GT - TM les plus grandes.

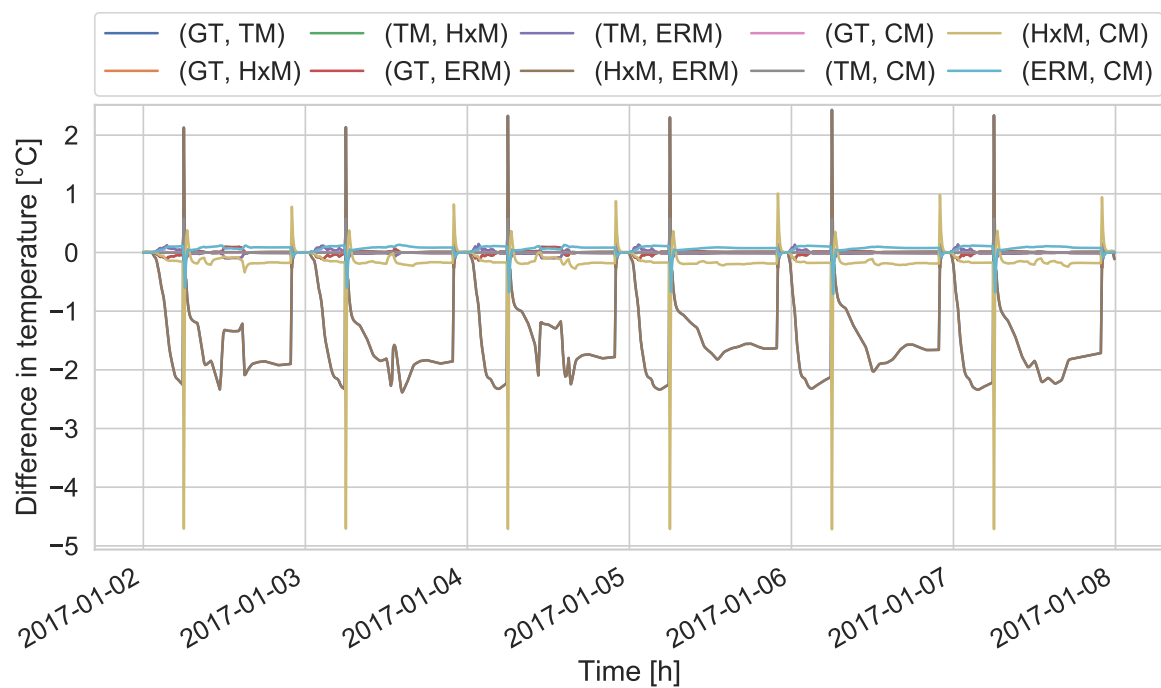


(a)

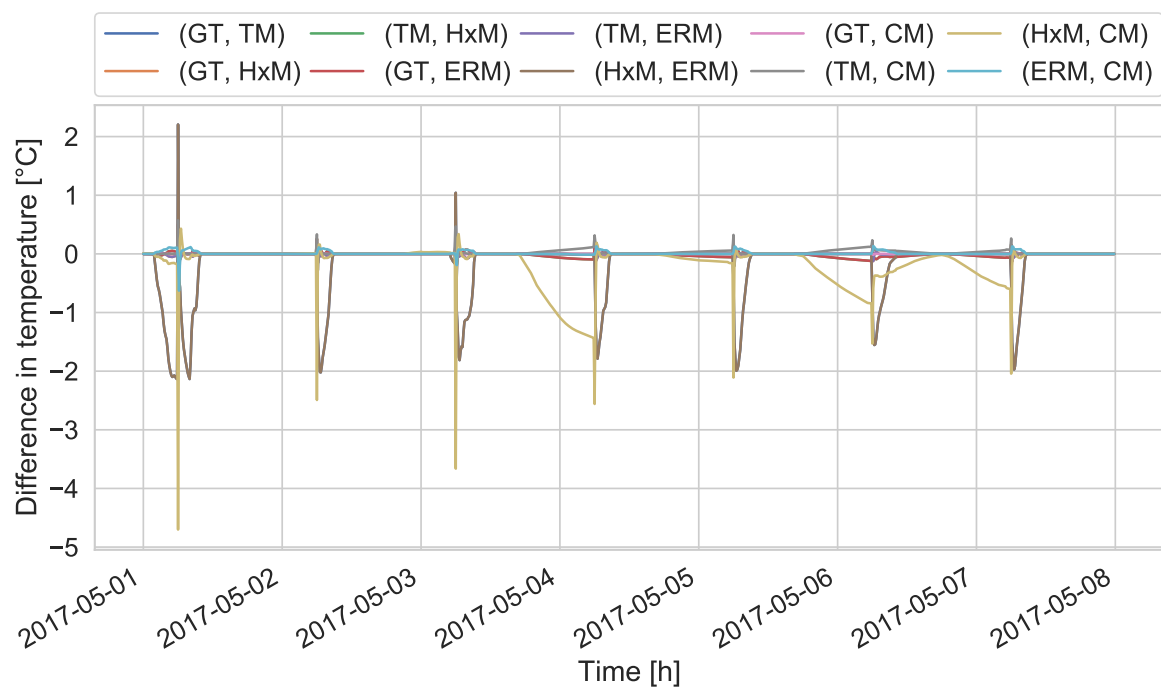


(b)

FIGURE D.7 – Effets principaux lors des premières semaines des mois de janvier (a) et mai (b) sur la température de retour pour le quartier *Initial*

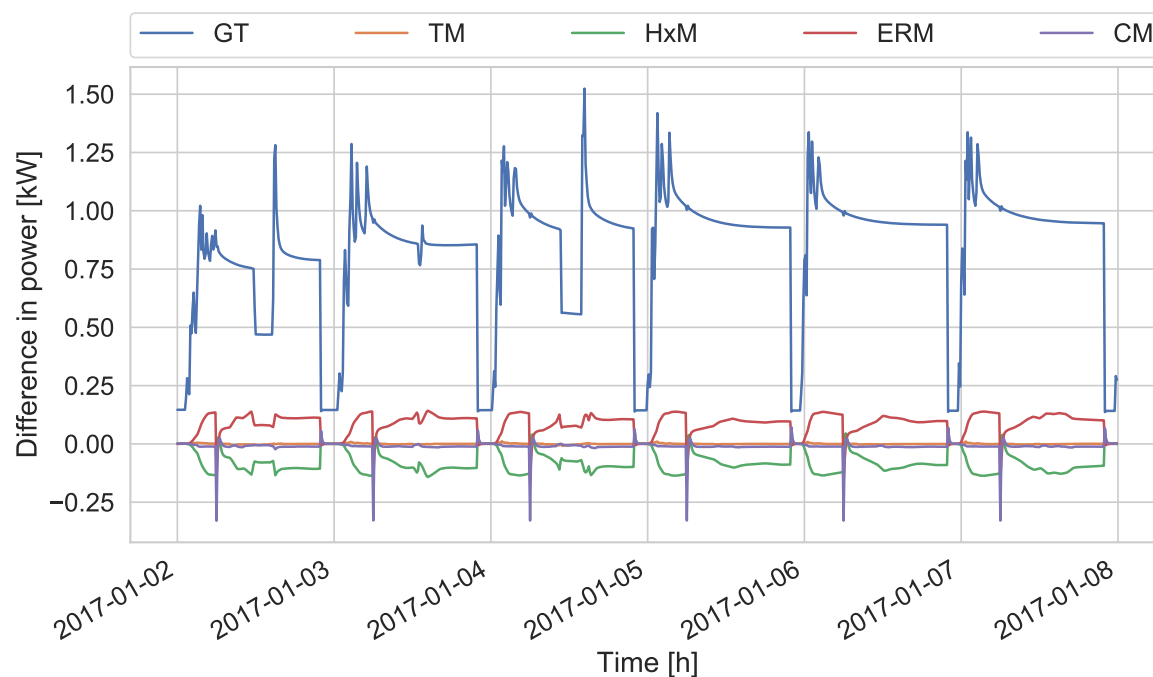


(a)

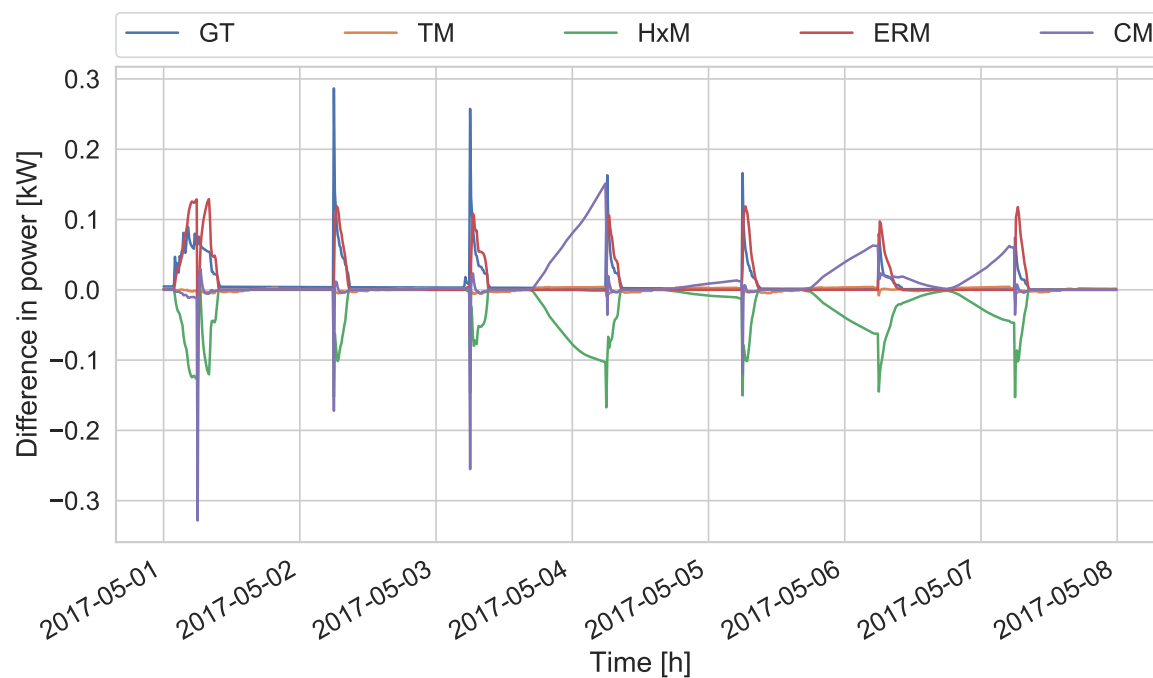


(b)

FIGURE D.8 – Effets secondaires lors des premières semaines des mois de janvier (a) et mai (b) sur la température de retour pour le quartier *Initial*

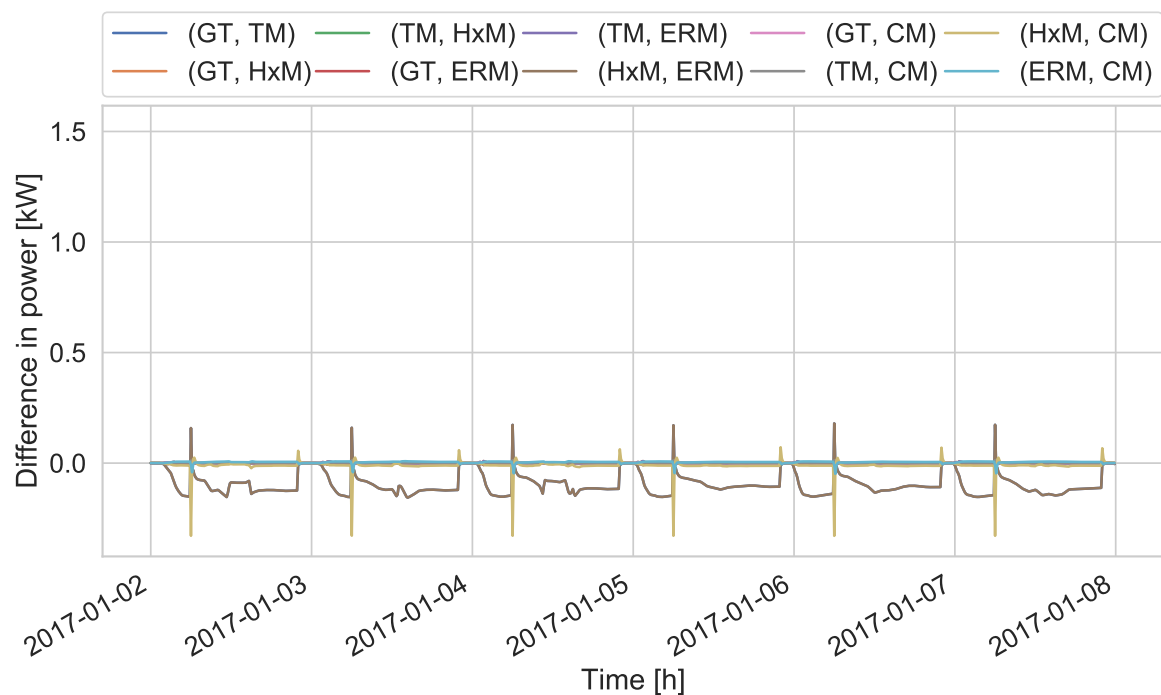


(a)

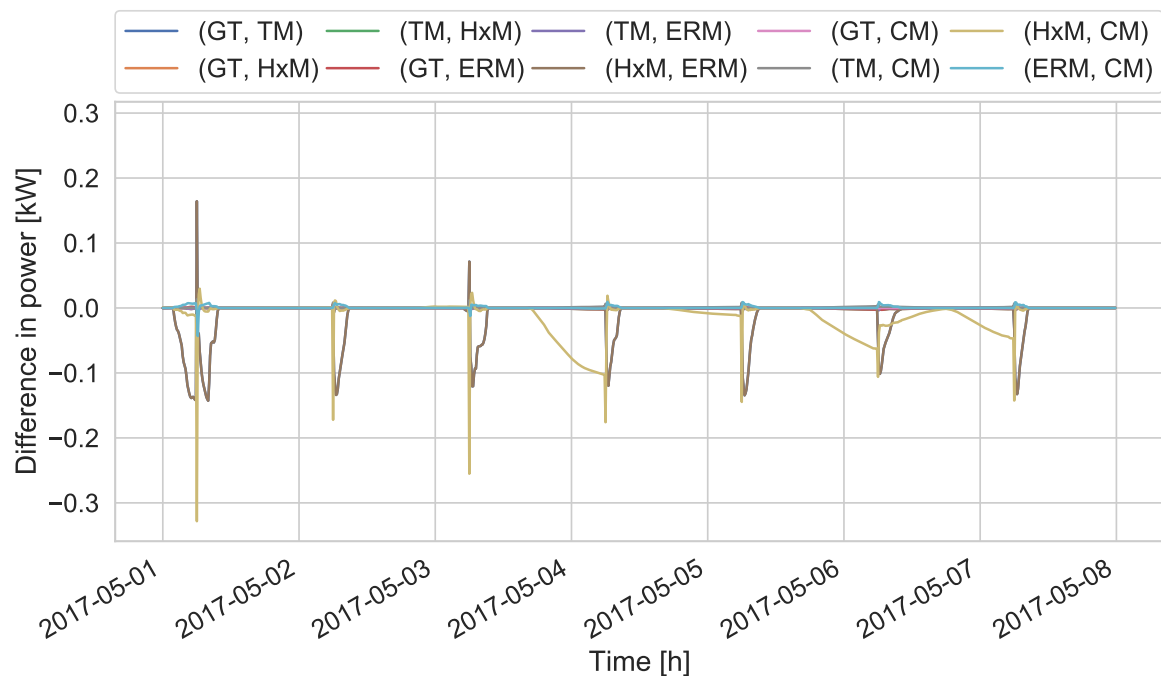


(b)

FIGURE D.9 – Effets principaux lors des premières semaines des mois de janvier (a) et mai (b) sur la puissance d'énergie pour le quartier *Initial*



(a)



(b)

FIGURE D.10 – Effets secondaires lors des premières semaines des mois de janvier (a) et mai (b) sur la température de retour pour le quartier *Initial*

D.3.2 Compositions de quartiers

Température de retour

En regardant les résultats pour les différentes compositions de quartiers pendant les premières semaines de janvier et de mai (Figure D.11), il est possible de voir que le modèle TM impacte plus fortement la température de retour pour le quartier *Dilatation*. Le modèle CM a des impacts très ponctuels mais réguliers, notamment pour le quartier *Usage50*, où la moitié des bâtiments est à usage de bureaux. Ces impacts sont plus importants que pour le quartier *Initial*. Les modèles HxM et ERM ont des impacts plus constants tout au long de la semaine, variant de ± 2 °C, sans atteindre de pics comme pour les modèles TM ou CM. Les effets secondaires sont présentés Figure D.12. Comme précédemment, les trois principales interactions de modèles sont GT-TM, HxM-CM et HxM-ERM. On remarque cependant que les interactions TM-ERM, GT-HxM et TM-CM ont quelques valeurs atteignant 2 °C pour les quartiers *Duplication*, *Dilatation* et *Usage50*. Ces valeurs étant négligeables comparativement à celles des modèles GT-TM, HxM-CM et HxM-ERM, on les met de côté.

Puissance fournie par le générateur

La même analyse est réalisée pour la puissance fournie par le générateur pour les effets principaux (Figure D.13) et secondaires (Figure D.14). Comme pour l'analyse sur l'énergie produite annuellement sur toute la saison de chauffe, c'est bien le modèle de sol GT qui influence majoritairement les sorties. Comme le quartier *Duplication* contient plus de bâtiments, c'est son influence qui est la plus visible avec des pics de différence de puissance atteignant 15 kW. Pendant la semaine de mai (intersaison), les effets sont beaucoup plus faibles, avec uniquement des pics de différence de puissance pour le quartier *Dilatation* pour les modèles GT, TM et CM. L'impact du modèle de sol est transféré avec un retard dû au modèle de tube détaillé au bâtiment. Les 3 pics sont ainsi liés et sont dû à un redémarrage du générateur. Le modèle de sol influe moins de par sa température plus proche de celle du modèle détaillé. Les effets secondaires sont beaucoup plus faibles que ceux principaux (surtout vis-à-vis du modèle de sol). Ces analyses confirment les modèles sélectionnés au paragraphe 5.4.1.2.

Taux ENR

Les effets des modèles sur le taux ENR suivant les différents quartiers sont présentés dans le Tableau D.2. On remarque que les effets sont plus importants pour les quartiers *Temperature variation* et *Emetteur50* : le taux ENR est très dépendant des températures du réseau. Le modèle de tube ne commence à influencer que pour le quartier avec de nombreux bâtiments et pour le quartier *Emetteur50*. De même le modèle de sol commence à intervenir pour certains quartiers. Mais c'est bien la combinaison des modèles de sol et de tube simplifiés qui ont un impact fort, comparé aux effets seuls. Ainsi si l'on s'intéresse au taux ENR, il est nécessaire de faire des simulations avec les modèles : GT, TM, HxM, ERM, CM, GT-TM, HxM-ERM et HxM-CM.

Modèle	Initial	Temperature variation	Dilatation	Duplication	Usage50	Emetteur50
GT	< 0.1	0.1	0.1	0.1	< 0.1	< 0.1
TM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	0.1	< 0.1	0.1
HxM	0.73	1.4	0.6	0.7	0.6	1.2
ERM	-0.69	-1.3	-0.5	-0.7	-0.4	-1.1
CM	0.24	0.4	0.1	0.2	0.3	0.4
GT - TM	0.80	1.5	0.6	0.8	0.6	1.2
GT - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - ERM	0.80	1.5	0.6	0.8	0.6	1.2
GT - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - CM	0.25	0.5	0.2	0.2	0.3	0.4
ERM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1

TABLEAU D.2 – Effets principaux de chacun des modèles sur le taux ENR [%] pour les différentes compositions de quartiers

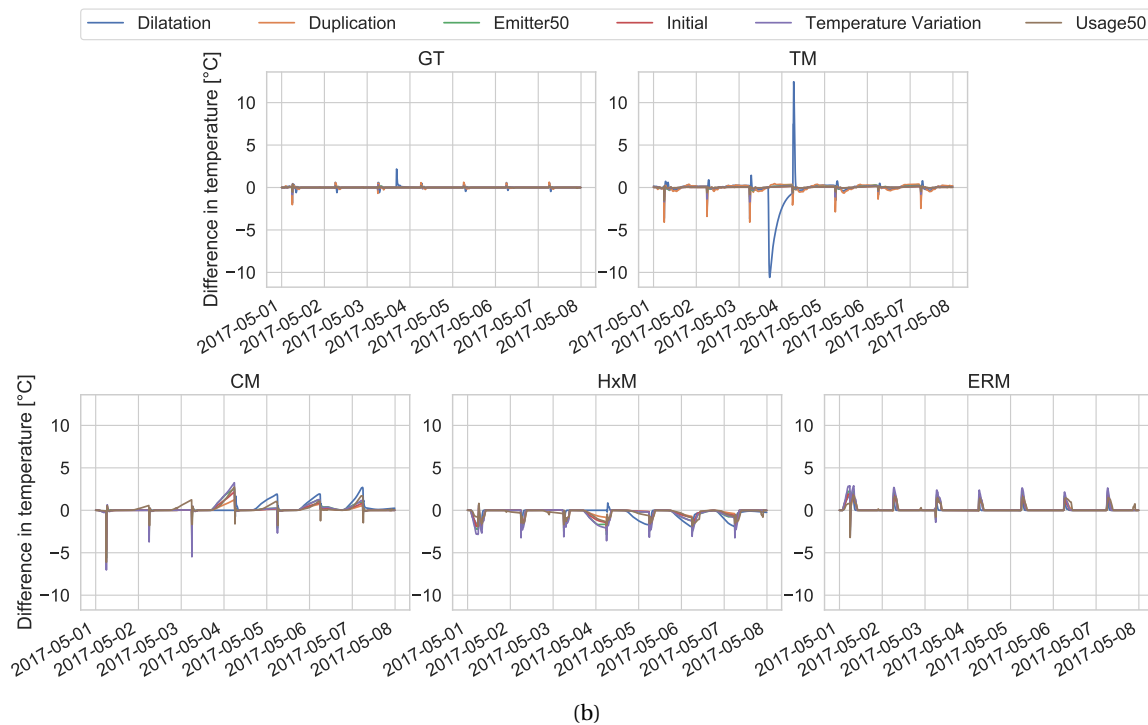
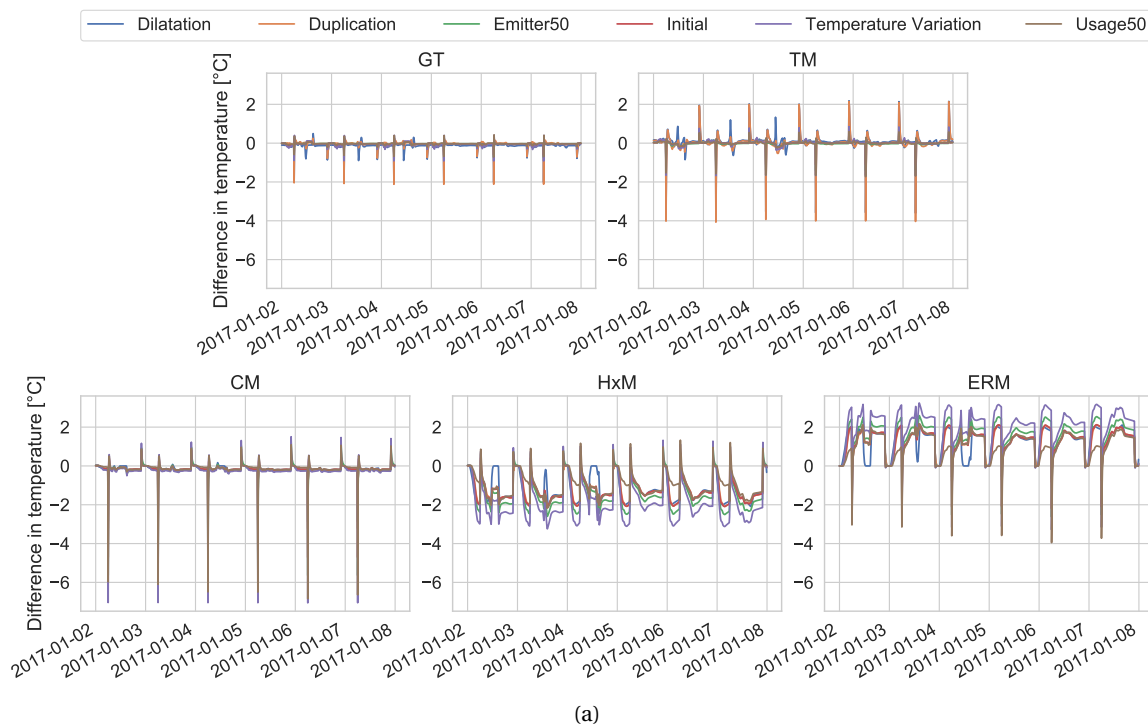


FIGURE D.11 – Effets principaux lors des premières semaines de janvier (a) et de mai (b) sur la température de retour pour les différentes compositions de quartiers

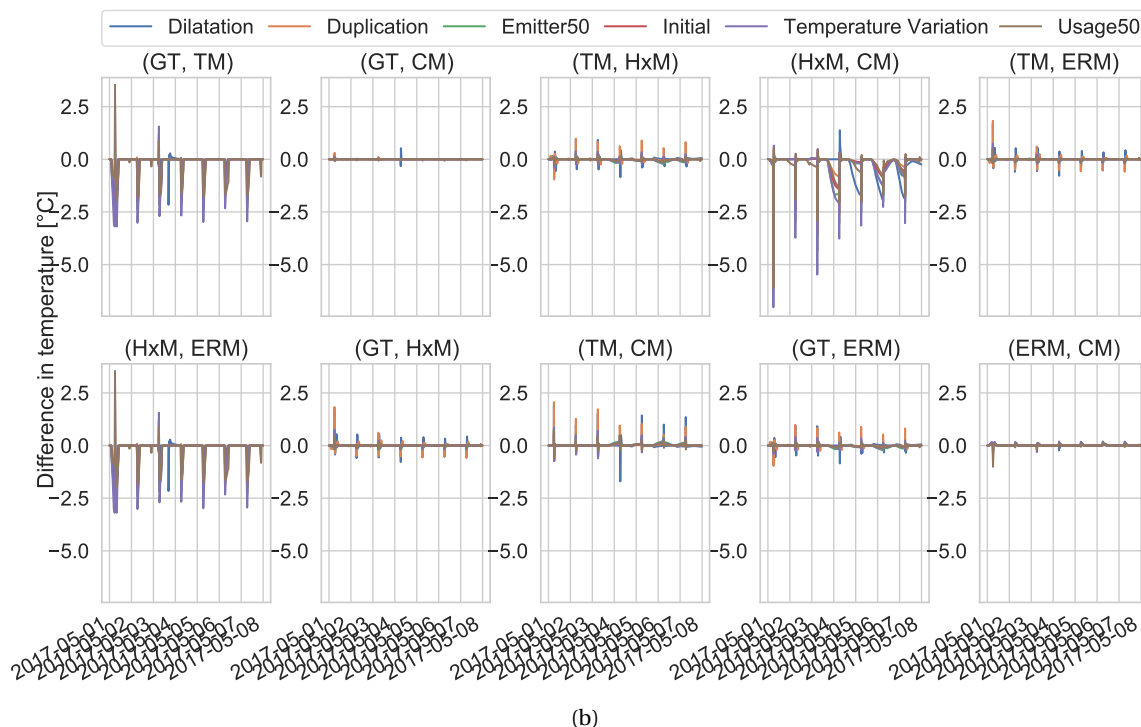
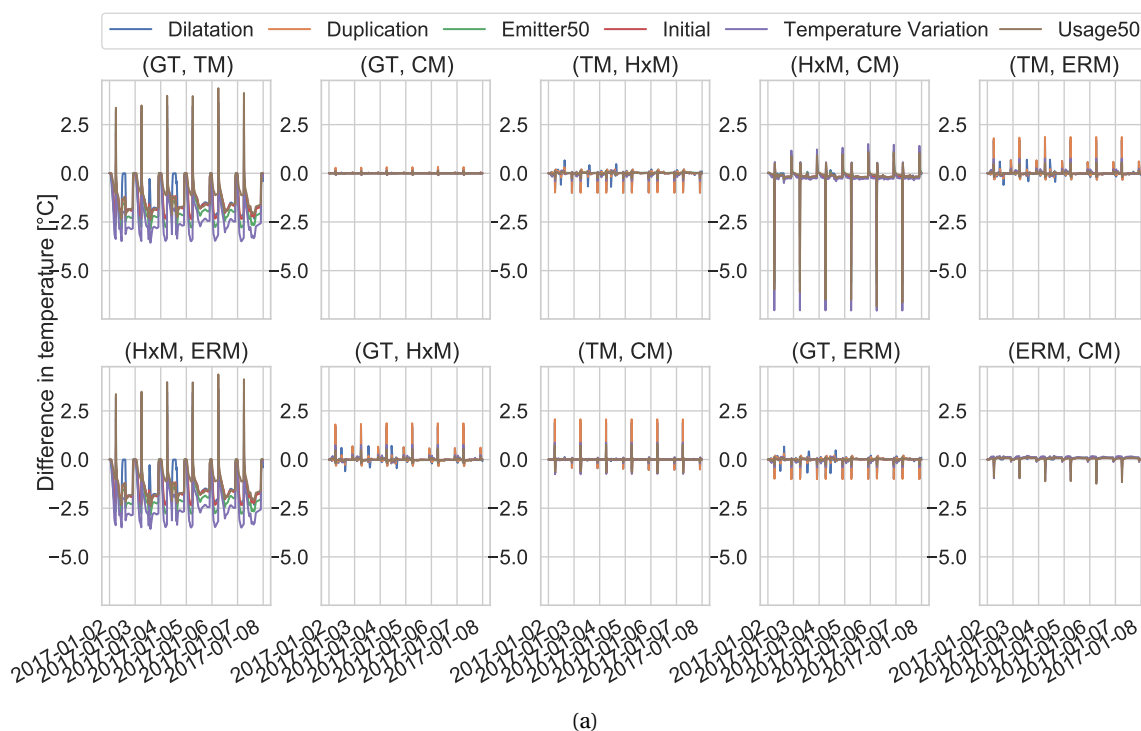


FIGURE D.12 – Effets secondaires lors des premières semaines de janvier (a) et de mai (b) sur la température de retour pour les différentes compositions de quartiers

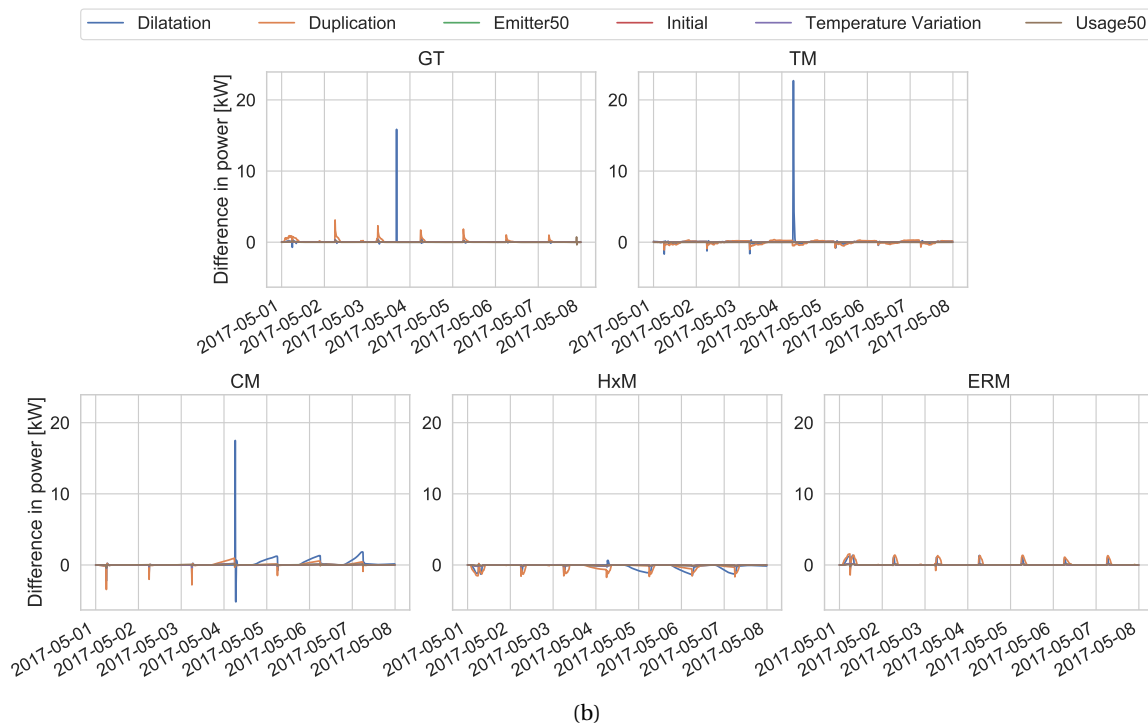
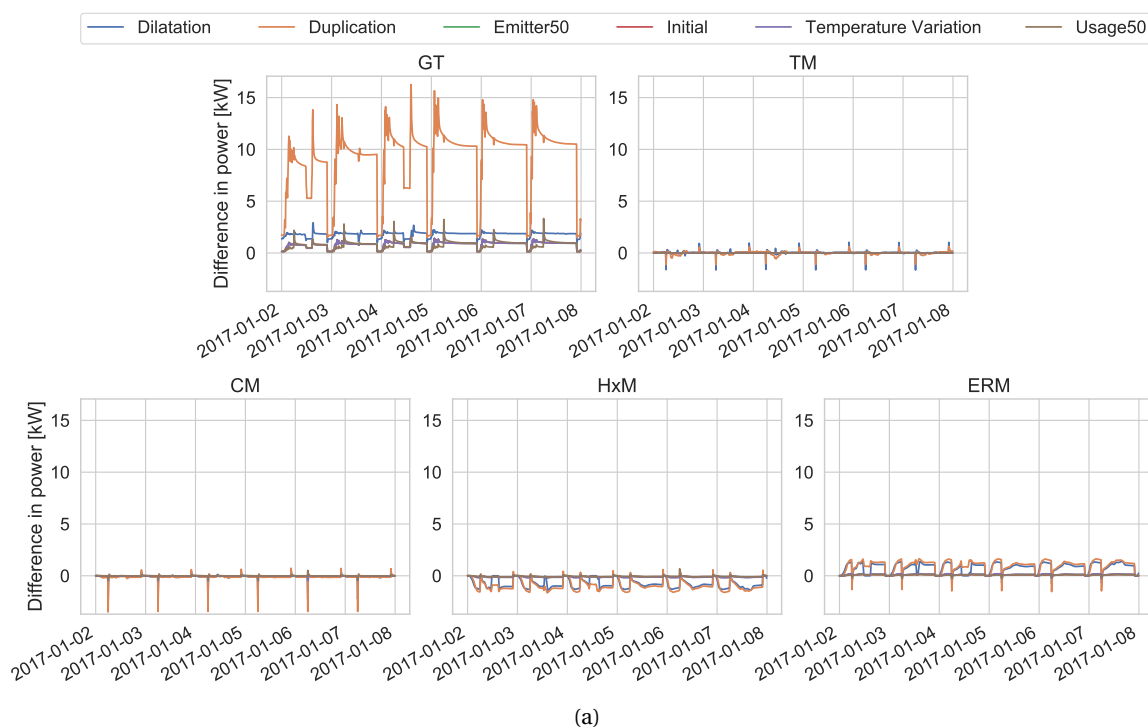


FIGURE D.13 – Effets principaux lors des premières semaines de janvier (a) et de mai (b) sur la production d'énergie pour les différentes compositions de quartiers

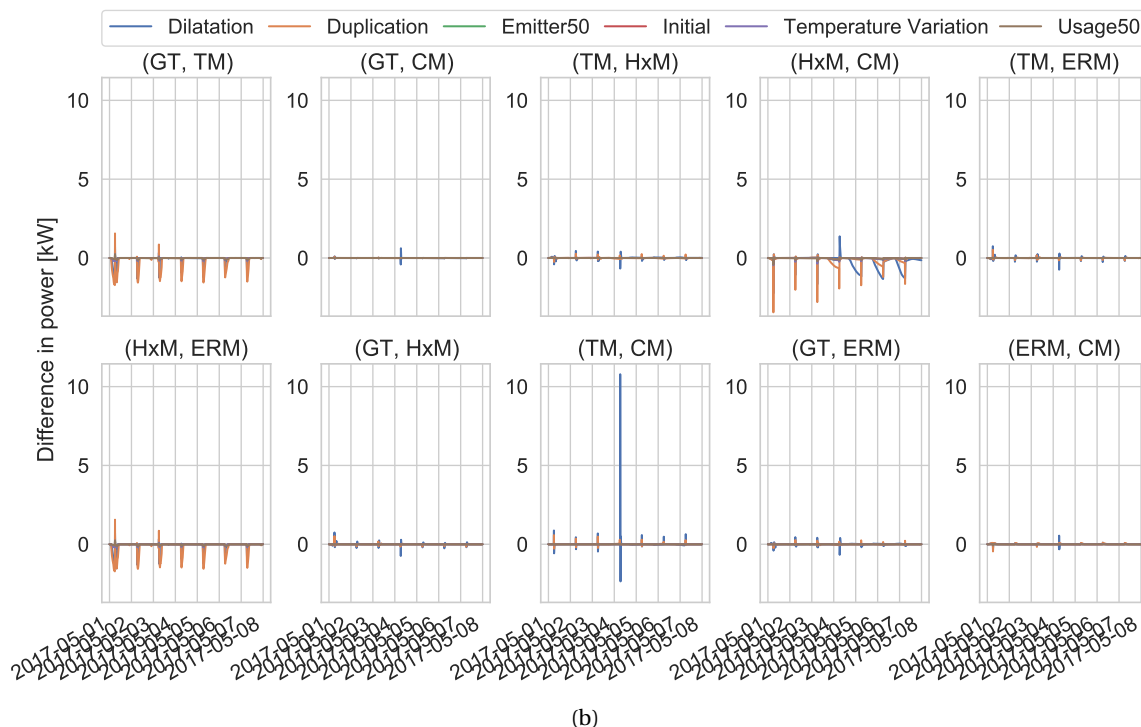
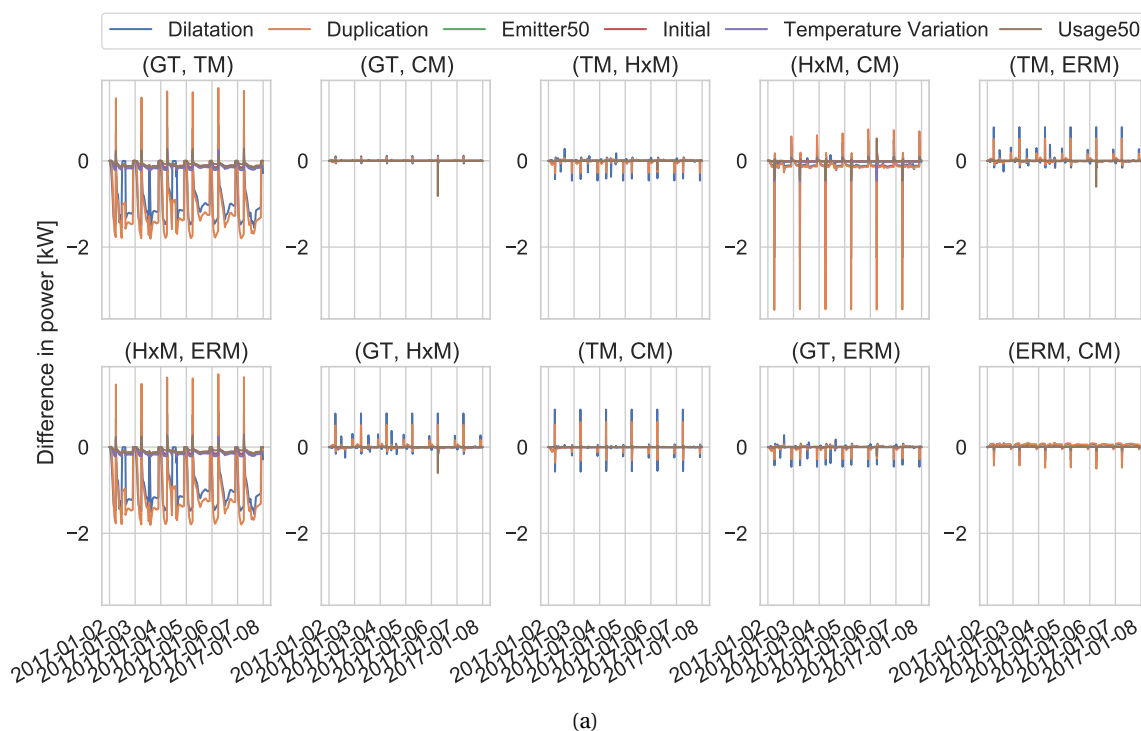


FIGURE D.14 – Effets secondaires lors des premières semaines de janvier (a) et de mai (b) sur la production d'énergie pour les différentes compositions de quartiers

D.3.3 Variation de quartiers

Taux ENR

Pour le taux ENR (Figure D.15), c'est le modèle HxM et son couplage avec ERM qui provoquent les plus grands écarts (1.5 à 7.5 %). Le modèle CM quant à lui influe en moyenne près de 1 %, mais peut monter jusqu'à plus de 2 %.

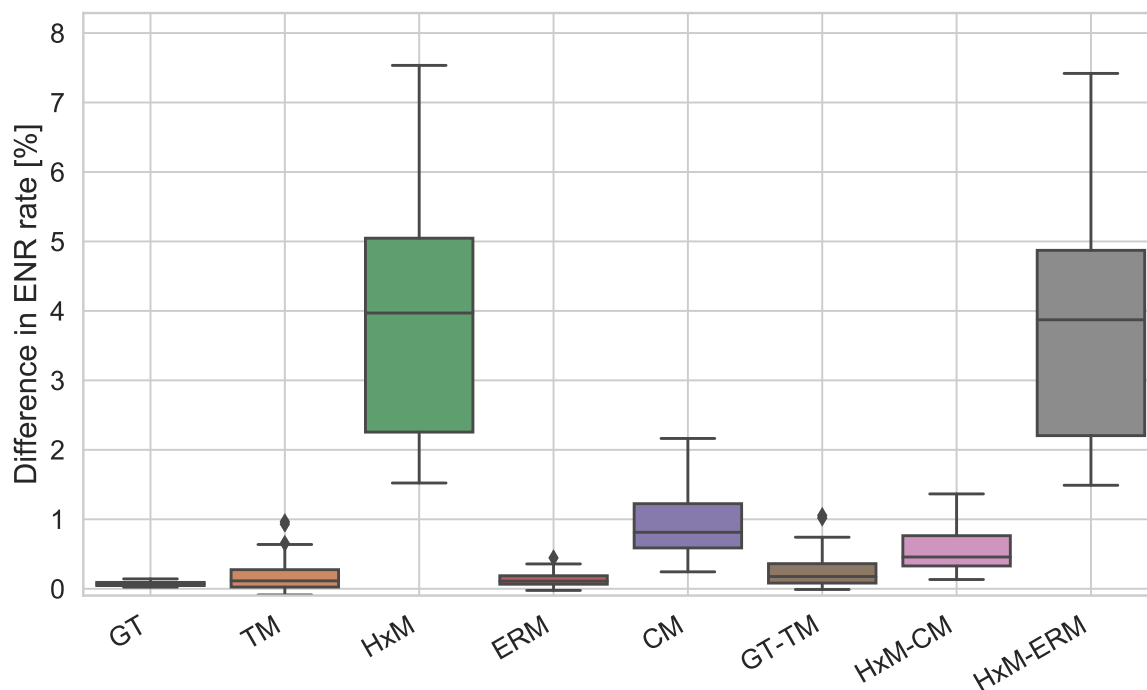


FIGURE D.15 – Taux ENR pour différents modèles de réseau

La Figure D.16 présente les résultats de parcimonie du taux ENR suivant la température d'alimentation du réseau. Ces résultats sont transcrits en tableau de décision dans le Tableau D.3.

Modèle(s) de réseau simplifié(s)	$T_{supply,district}$ [°C]			
	< 55	60	70	> 90
Référence	Green	Green	Green	Green
GT	Green	Green	Green	Green
TM	Red	Yellow	Yellow	Yellow
HxM	Yellow	Red	Red	Red
ERM	Green	Green	Green	Green
CM	Yellow	Yellow	Yellow	Yellow
GT-TM	Green	Green	Green	Green
HxM-CM	Green	Green	Green	Green
HxM-ERM	Green	Red	Red	Red

TABLEAU D.3 – Modèles de réseaux à privilégier pour le taux ENR

Ainsi, plus la température du réseau est faible, plus il est possible d'utiliser des modèles simplifiés en tant que modèles parcimonieux. Seuls les modèles HxM, HxM-ERM et CM présentent des résultats au-delà de la limite acceptable d'écart choisie à 2 %. Le reste des modèles ont une précision

inférieure et peuvent donc être utilisés quel que soit le KGI. Cependant, tous ne sont pas parcimonieux. Le modèle de tube ne l'est jamais, mais son gain en temps de calcul peut inciter à l'utiliser. A l'inverse, le modèle de sol est toujours parcimonieux, mais son couplage avec le modèle de tube le rend non parcimonieux pour certains quartiers, notamment pour des températures élevées.

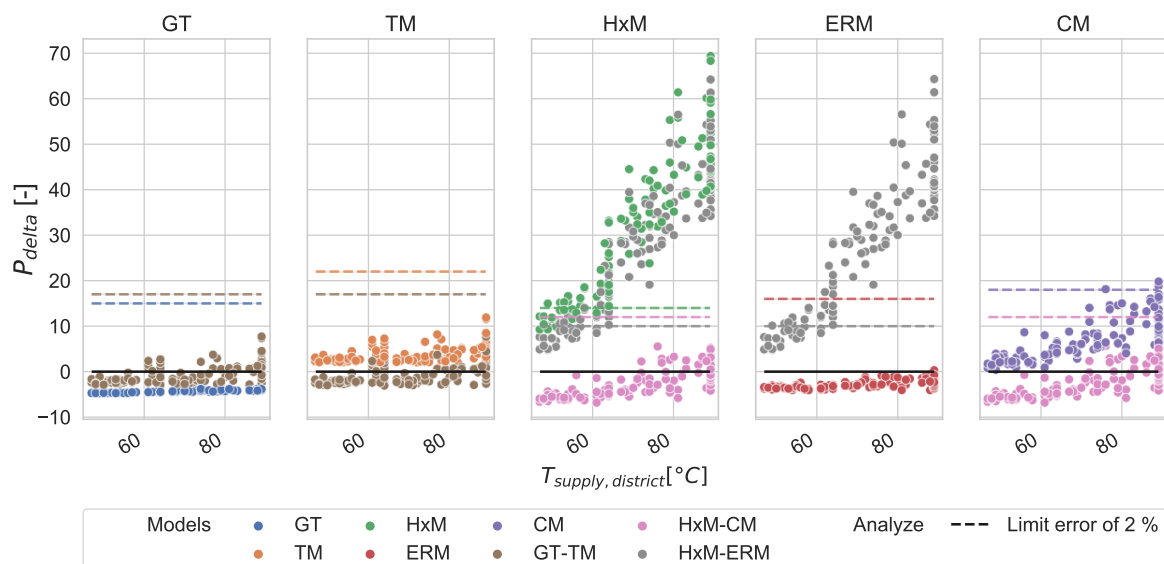


FIGURE D.16 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour le taux ENR suivant les modèles de réseaux

Complément RMSE sur la température de retour

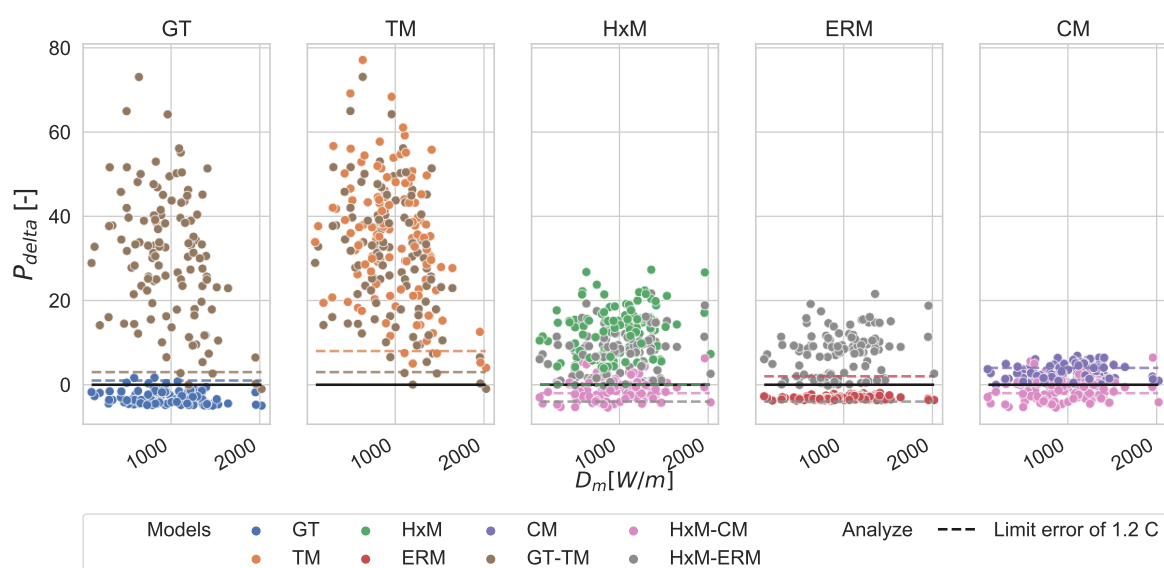


FIGURE D.17 – Indicateur de parcimonie P_{delta} pour le RMSE sur la température de retour au générateur pendant la saison de chauffage suivant les modèles de réseaux

D.4 Résultats complémentaires

D.4.1 Météo de Nice

Les mêmes plans factoriels fractionnaires sont appliqués sur le même jeu initial de quartier, mais sous la météo de Nice (utilisée précédemment pour les modèles solaires et de zonage thermique). La température de sol est prise comme étant la moyenne de la température de l'air extérieur, soit 15 °C.

Le Tableau D.4 présente les effets sur la température de retour au générateur. En gras sont indiquées les valeurs présentant des différences visibles avec les résultats initiaux sous la météo de Paris. Ainsi, les modèles HxM et HxM-ERM ont des effets légèrement inférieurs aux simulations initiales, et le modèle CM présente des résultats plus importants pour l'ensemble des quartiers et non plus uniquement pour le quartier *Duplication*. Ses effets principaux augmentent, donnant ainsi sûrement des choix de parcimonie différents par la suite. Enfin, le modèle GT a des effets supérieurs pour le quartier *Temperature variation*, où la température du fluide est plus élevée, et a des échanges de chaleur avec le sol sous-estimés si le modèle est pris comme simplifié. Ses effets sont inférieurs pour le quartier *Duplication*.

Modèle	Initial	Temperature variation	Dilatation	Duplication	Usage50	Emetteur50
GT	< 0.1	-0.1	-0.1	< 0.1	-0.1	< 0.1
TM	< 0.1	< 0.1	0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM	-0.6	-0.8	-0.5	-0.6	-0.5	-0.7
ERM	0.5	0.7	0.4	0.4	0.4	0.5
CM	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
GT - TM	-0.5	-0.8	-0.5	-0.5	-0.5	-0.6
GT - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - ERM	-0.5	-0.8	-0.5	-0.5	-0.5	-0.6
GT - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - CM	-0.2	-0.3	-0.2	-0.3	-0.2	-0.3
ERM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1

TABEAU D.4 – Effets principaux et secondaires des modèles sur la température de retour moyenne °C – météo de Nice

Le Tableau D.5 montre les effets relatifs pour la production d'énergie au générateur. Pour ce KPI, peu de différences apparaissent. Le modèle HxM et sa combinaison avec ERM ont comme précédemment des résultats légèrement inférieurs mais sans impact significatif. Seul le modèle CM et sa combinaison avec HxM présentent des écarts relatifs plus variés, avec des impacts plus significatifs pour les quartiers *Initial*, *Temperature variation* et *Dilatation*. La température extérieure étant plus élevée, les besoins de chauffage des bâtiments sont plus faibles, et l'écart entre les modèles de demande simplifiée et détaillée est alors plus prononcé.

Avec la météo de Nice, les modèles sélectionnés pour la suite restent identiques. Cependant, une température de sol plus élevée avec des besoins de chauffage plus faibles, impacte plus fortement

les sorties de simulation. **Le modèle de couplage est lui aussi plus influent.**

Modèle	Initial	Temperature variation	Dilatation	Duplication	Usage50	Emetteur50
GT	1.4	1.3	1.6	1.3	1.2	1.3
TM	< 0.1	< 0.1	0.2	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM	-0.2	-0.2	-0.7	-0.2	-0.1	-0.2
ERM	0.1	0.2	0.5	0.1	0.1	0.1
CM	< 0.1	< 0.1	0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - TM	-0.1	-0.2	-0.6	-0.2	-0.1	-0.2
GT - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - ERM	-0.1	-0.2	-0.6	-0.2	-0.1	-0.2
GT - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - CM	-0.1	-0.1	-0.3	-0.1	< 0.1	-0.1
ERM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1

TABLEAU D.5 – Effets principaux et secondaires relatifs des modèles de réseaux sur la production d'énergie [%] – météo de Nice

Une deuxième simulation est réalisée en prenant cette fois-ci la température de sol identique à celle de Paris, c'est-à-dire 10 °C. On observe que la température de sol impacte fortement les résultats (Tableaux D.6 et D.7), notamment sur la production d'énergie de la PAC, qui intègre les pertes thermiques dans le sol. Les valeurs différentes de celles de la météo de Paris sont mises en valeur.

Le Tableau D.6 présente les écarts de température de retour moyenne pour les différents quartiers. Ainsi, il apparaît que la bonne détermination d'une température de sol pour le modèle simplifié est importante. De même, le Tableau D.7 présente les résultats pour la production d'énergie annuelle, avec des écarts relatifs atteignant plus de 100 % pour le quartier *Dilatation*. En effet, dans ce quartier le fluide a un long trajet à réaliser entre les différents bâtiments, et est donc soumis à plus de pertes thermiques provenant du sol. On retrouve de même des écarts pour la combinaison ERM-CM, qui n'avaient pas été détectés pour la météo de Paris. De même, le modèle CM et sa combinaison HxM-CM ont des influences beaucoup plus fortes que précédemment, notamment pour les quartiers où les réseaux sont de plus grande taille (*Dilatation* et *Duplication*).

En regardant les résultats entre les deux variantes de simulation sous la météo de Nice, il est possible de conclure que **l'évaluation de la température de sol est un important prérequis pour toute simulation de réseau de chaleur.**

Modèle	Initial	Temperature variation	Dilatation	Duplication	Usage50	Emetteur50
GT	0.4	0.5	0.6	0.5	0.3	0.5
TM	< 0.1	< 0.1	-0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM	0.3	0.5	0.3	0.3	0.2	0.9
ERM	-0.7	-1.1	-0.6	-0.7	-0.6	-0.9
CM	0.2	0.2	0.1	0.1	0.2	-0.4
GT - TM	0.2	0.4	0.2	0.2	0.2	0.3
GT - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - ERM	0.2	0.4	0.2	0.2	0.2	0.3
GT - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - CM	0.5	0.7	0.4	0.5	0.4	1.1
ERM - CM	0.2	0.4	0.2	0.2	0.2	0.3

TABEAU D.6 – Effets principaux et secondaires des modèles sur la température de retour moyenne [°C] – météo de Nice et température de sol de 10 °C

Modèle	Initial	Temperature variation	Dilatation	Duplication	Usage50	Emetteur50
GT	-9.3	-9.3	-24.3	-115.8	-9.6	-9.4
TM	< 0.1	< 0.1	-0.3	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM	0.1	0.2	1.0	1.8	0.1	0.3
ERM	-0.2	-0.3	-1.9	-3.4	-0.2	-0.3
CM	< 0.1	0.1	0.3	0.6	0.1	-0.1
GT - TM	0.1	0.1	0.7	1.2	0.1	0.1
GT - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - ERM	0.1	0.1	0.7	1.2	0.1	0.1
GT - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - CM	0.2	0.2	1.4	2.6	0.1	0.4
ERM - CM	0.1	0.1	0.7	1.2	0.1	0.1

TABEAU D.7 – Effets principaux et secondaires des modèles de réseaux sur la production d'énergie [%] – météo de Nice et température de sol de 10 °C

D.4.2 Variation du pas de temps

Les quartiers élémentaires sont simulés une nouvelle fois sous la météo de Paris mais avec un pas de temps de 1 h. Comme énoncé précédemment, ce pas de temps va fortement influencer sur le comportement des modèles de tubes : le modèle plug-flow ne s'active en effet que lorsque le pas de temps est suffisamment petit vis-à-vis du temps de traversée du fluide dans les tuyaux.

Avec ce changement de pas de temps, le temps total de simulation est fortement accéléré, il devient jusqu'à 7 fois plus rapide qu'avec le pas de temps de 10 min, en accord avec ce qui pouvait être attendu.

Pas de temps 1 h	Pas de temps 10 min
8 – 14 s	57 - 105 s

TABEAU D.8 – Temps de simulation suivant le pas de temps utilisé

Le Tableau D.9 présente les résultats sur la température de retour pour chacun des modèles. Comme précédemment les valeurs en gras sont celles présentant des écarts notables entre les simulations initiales avec la météo de Paris et un pas de temps de 10 min. En utilisant un pas de temps de 1 h, le modèle de couplage CM a un peu plus d'importance quel que soit le quartier, et la combinaison ERM-CM influence légèrement les quartiers *Temperature variation* et *Emetteur50*. A l'inverse, le modèle de sol a un impact inférieur à 0.1 °C pour le quartier *Duplication* ce qui n'était pas le cas pour un pas de temps de 10 min. **Ainsi, avec un pas de temps plus grand il faut prendre en compte la combinaison ERM-CM, et il est possible d'avoir des écarts plus importants dus au modèle de couplage.**

Modèle	Initial	Temperature variation	Dilatation	Duplication	Usage50	Emetteur50
GT	< 0.1	< 0.1	-0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM	< 0.1	< 0.1	0.2	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM	-0.8	-1.2	-0.7	-0.9	-0.7	-1.0
ERM	0.8	1.1	0.7	0.7	0.6	0.9
CM	0.1	0.1	0.1	0.2	0.1	0.1
GT - TM	-0.8	-1.3	-0.8	-0.8	-0.7	-1.0
GT - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - ERM	-0.8	-1.3	-0.8	-0.8	-0.7	-1.0
GT - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - CM	-0.2	-0.3	-0.2	-0.3	-0.2	-0.3
ERM - CM	< 0.1	0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	0.1

TABEAU D.9 – Effets principaux et secondaires des modèles de réseaux sur la température de retour moyenne [°C] pour la simulation à pas de temps 1 h

En s'intéressant aux différences de production d'énergie annuelles pour chacun des quartiers, les

écarts sont très similaires à ceux avec un pas de temps de 10 min. Seuls quelques résultats pour le quartier *Dilatation* sont légèrement supérieurs de 0.1 °C : le modèle TM, sa combinaison avec le modèle GT et HxM-ERM. **Contrairement aux résultats sur la température de retour moyenne, les combinaisons de modèles à prendre en compte restent les mêmes, seuls les résultats pour des quartiers de faible densité énergétique devraient être significativement différents.**

Modèle	Initial	Temperature variation	Dilatation	Duplication	Usage50	Emetteur50
GT	1.2	1.1	1.7	1.2	1.1	1.1
TM	< 0.1	< 0.1	0.2	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM	-0.1	-0.2	-0.7	-0.2	-0.1	-0.1
ERM	0.1	0.2	0.7	0.1	0.1	0.1
CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - TM	-0.1	-0.2	-0.8	-0.1	-0.1	-0.1
GT - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - ERM	-0.1	-0.2	-0.8	-0.1	-0.1	-0.1
GT - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - CM	< 0.1	< 0.1	-0.2	-0.1	< 0.1	< 0.1
ERM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1

TABLEAU D.10 – Effets principaux et secondaires des modèles de réseaux sur la production d'énergie annuelle [%] pour la simulation à pas de temps 1 h

Le pas de temps de 1 h modifie les dynamiques du réseau en provoquant des écarts de besoins plus abrupts mais moins forts car lissés sur un pas de temps plus long. Ainsi, le modèle de couplage va plus fortement impacter les résultats sur la température de retour, et le modèle de tube ne va être impactant que pour des quartiers de plus grande taille où les fronts de chaleur restent observables au pas de temps de 1 h.

D.4.3 Prise en compte de l'ECS

Les mêmes quartiers avec la météo de Paris sont utilisés, mais en tenant compte des besoins d'ECS des bâtiments. Ainsi, le réseau délivre de la chaleur pour les besoins de chauffage et d'ECS : le réseau est en fonctionnement chaque jour de l'année, sans interruption pendant la période estivale.

Pour modéliser les besoins ECS des bâtiments, l'outil CRONIQ est utilisé pour créer un profil d'activité pour les occupants et un profil de charge pour les équipements (explicité dans le paragraphe 2.5). En utilisant la base de données Performance de l'Habitat, Équipements, Besoins et Usages de l'énergie (PHEBUS), il est possible d'associer des occupants dans le bâtiment à partir des surfaces. La surface d'appartement maximale est prise comme étant celle d'un étage complet. A partir de là, il est possible d'associer à chaque bâtiment des familles d'occupants en additionnant leur surface d'occupation jusqu'à atteindre la surface totale du bâtiment. CRONIQ calcule alors les différents profils de charge et d'activité pour chacun des appartements, basé sur les équipements indiqués dans PHEBUS et des profils des occupants. Ici, seul le profil d'activité est utilisé (les gains internes sont gardés identiques aux simulations précédentes) : il permet de créer un débit de soutirage

d'ECS pour chaque occupant et donc par agrégation pour chaque bâtiment. La puissance de soutirage pour l'ECS est calculée selon l'équation suivante :

$$P_{dhw} = cp * \dot{m}_{cronic} * (55 - T_{ground}) \quad (D.44)$$

La température de retour dans la boucle hydraulique est ensuite calculée par :

$$T_{out,dhw} = T_{in,building} - \frac{P_{dhw}}{\dot{m}_{nom} * cp} \quad (D.45)$$

Où le débit nominal $\dot{m}_{nom}$ est déterminé lors du dimensionnement (*Sizer*) de DIMOSIM à partir d'un écart de température nominal indiqué par l'utilisateur (par défaut 5 °C).

Au niveau de la sous-station, la température de retour de la boucle hydraulique de l'ensemble du bâtiment est prise comme la moyenne des températures de retour des boucles hydrauliques de zone (associées à un émetteur ou à un soutirage ECS), pondérées par la puissance demandée par chacune d'elles :

$$T_{hydro,out} = \frac{\sum T_{out,dhw} * P_{dhw} + \sum T_{out,emitter} * P_{emitter}}{\sum P_{dhw} + P_{emitter}} \quad (D.46)$$

Le Tableau D.11 présente les écarts de température de retour pour chacun des modèles et combinaisons de modèles. Comme précédemment, les valeurs en gras sont celles présentant un écart notable avec les résultats des simulations de réseaux de chaleur sous la météo de Paris. Par rapport à un réseau ne délivrant que de la chaleur pour le chauffage, plusieurs différences d'influence de modèles sont visibles :

- Le modèle GT est moins influent pour les quartiers *Dilatation* et *Duplication*. Il le reste néanmoins pour la combinaison avec TM.
- Le modèle TM garde les mêmes impacts sur la température de retour.
- De même, le modèle HxM simplifié n'impacte presque plus la température de retour, il la sous-estime uniquement pour les quartiers de grande taille. De même, sa combinaison avec le modèle ERM a une influence très réduite.
- Le modèle CM à l'inverse influence légèrement plus les sorties de simulation, et ce, quel que soit le quartier.

Le Tableau D.12 présente les résultats des écarts relatifs liés à la production d'énergie. A l'inverse des écarts sur la température de retour, le modèle de sol conserve ses impacts autour de 1-2 % sur la production d'énergie. Néanmoins, le modèle HxM et sa combinaison avec ERM gardent des effets bien moins importants que pour un réseau desservant uniquement la chaleur pour le chauffage.

Ainsi, les modèles et combinaisons de modèles sélectionnés pour une étude sur un ensemble plus important de quartier sont identiques à ceux avec uniquement un réseau pour le chauffage. Cependant, les effets de ces combinaisons sont modifiés et impliquent alors des choix de modèles parcimonieux différents. Ces effets diffèrent notamment par le fonctionnement constant du réseau toute l'année, et par des températures de livraison aux bâtiments plus élevées à cause des besoins ECS. Ainsi, les besoins de puissances des bâtiments sont plus importants, et les fronts de chaleur moins présents. A partir des résultats de l'indicateur NRMSE sur la puissance du générateur (Figure 5.15), on peut voir que plus la puissance nominale est importante, plus les écarts à la référence sont faibles.

Modèle	Initial	Temperature variation	Dilatation	Duplication	Usage50	Emetteur50
GT	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM	< 0.1	< 0.1	0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM	< 0.1	< 0.1	-0.1	-0.1	< 0.1	< 0.1
ERM	1.0	1.6	1.0	1.1	0.9	1.3
CM	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1
GT - TM	-0.1	-0.1	-0.1	-0.2	-0.1	-0.1
GT - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - ERM	-0.1	-0.1	-0.1	-0.2	-0.1	-0.1
GT - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - CM	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1
ERM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1

TABEAU D.11 – Effets principaux et secondaires des modèles de réseaux sur la température de retour moyenne [°C] – production d'ECS

Modèle	Initial	Temperature variation	Dilatation	Duplication	Usage50	Emetteur50
GT	1.7	1.2	1.3	1.3	1.2	1.2
TM	< 0.1	< 0.1	0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
ERM	0.2	0.3	0.8	0.2	0.2	0.2
CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - TM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - HxM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - ERM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - ERM	< 0.1	< 0.1	-0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
GT - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
TM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
HxM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1
ERM - CM	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1	< 0.1

TABEAU D.12 – Effets principaux et secondaires des modèles de réseaux sur la production d'énergie annuelle [%] – production d'ECS

RÉSUMÉ

La recherche doit répondre aux enjeux énergétiques globaux afin de réduire les consommations énergétiques et les émissions de gaz à effet de serre pour limiter l'impact du changement climatique. Cette recherche s'appuie notamment sur le développement de nouveaux outils de simulation urbaine, appelés UBE (Urban Building Energy Modelling), afin d'aider les collectivités, les bureaux d'études et autres acteurs de la transition énergétique à réduire les consommations d'énergie du secteur du bâtiment. Ces UBE sont composés de modèles devant intégrer les problématiques de manque de données de paramétrage et de coût de calcul liés à la simulation urbaine. De nombreux modèles existent avec des niveaux de détail différents, afin de simuler l'ensemble des phénomènes physiques liés au bâti, aux systèmes énergétiques ou encore aux sollicitations extérieures, en respectant ces contraintes. De par cette grande diversité de modèles à disposition de l'utilisateur, ce dernier peut se retrouver dans des situations où la sélection des modèles les plus adaptés à son étude peut s'avérer fastidieuse et complexe. Ainsi, une méthodologie permettant de réaliser une simulation dite « parcimonieuse » est proposée dans cette thèse. La parcimonie de simulation a pour objectif de trouver le bon niveau de modélisation en déterminant le point d'équilibre entre : le nombre de paramètres d'entrée et leurs incertitudes, le niveau de détail du modèle avec ses hypothèses simplificatrices, la précision obtenue vis-à-vis d'une référence et le temps de simulation, le tout pour une sortie et un contexte donnés. Pour cela, des KGI (Key Guidance Indicators), créés à partir des caractéristiques liées à l'échelle quartier, sont utilisés afin de déterminer des valeurs seuils permettant de choisir quel niveau de modélisation utiliser suivant le quartier. Cette contribution permet de pouvoir conseiller et guider divers utilisateurs et modélisateurs, dans leurs modélisations urbaines, afin de proposer une simulation non pas la plus précise, mais la plus adaptée au cas d'étude. Cette thèse propose ainsi une méthodologie pour le développement d'outils d'aide à la décision plus parcimonieux et donc plus efficaces, permettant de passer de la logique du toujours plus à juste ce qu'il faut.

MOTS CLÉS

Simulation énergétique urbaine des bâtiments, Parcimonie, Quartier, Modélisation, Aide la décision

ABSTRACT

Research has to address global energy issues in order to reduce energy consumption and greenhouse gas emissions to limit climate change. This research includes the development of new urban simulation tools, called UBE (Urban Building Energy Modelling), to help the collectivities, study offices and other energy transition stakeholders reduce energy consumption in the building sector. These UBEs are composed of models that have to deal with the problems of lack of parametrization data and calculation costs related to urban simulation. Many models exist with different levels of detail, to simulate all the physical phenomena linked to the building, energetic systems or external solicitation while respecting these constraints. Due to the wide variety of models available, the user/modeler may find himself in situations where the selection of the most suitable models for his study can be tedious and complex. Thus, a methodology for carrying out a "parsimonious" simulation is proposed in this thesis. This parsimony of simulation aims at finding the right level of modelling by determining the trade-off point between: the number of input parameters and their uncertainty, the level of detail of the model with its simplifying hypotheses, the precision obtained and the simulation time, all for a given output and context. Key Guidance Indicators (KGI) are created from district characteristics and used to determine threshold values for the selection of the model complexity to be used. This contribution allows to advise and guide various users and modelers in their urban modelling, so as to promote a simulation which is not the most accurate, but the most suitable for the case study. Thus, the thesis proposes a methodology for the development of more parsimonious and therefore more effective decision support tools, allowing to make the various stakeholders aware of all the parsimony challenges: move from the logic of always more to just the right thing.

KEYWORDS

Urban Building Energy Simulation, Parsimony, District, Modelling, Decision-aiding