



HAL
open science

Création d'une typologie de surfaces urbaines basée sur des paramètres morpho-climatiques

Alexandre Merville, Auline Rodler, Thomas Leduc, Marjorie Musy, Simon Rouchier

► To cite this version:

Alexandre Merville, Auline Rodler, Thomas Leduc, Marjorie Musy, Simon Rouchier. Création d'une typologie de surfaces urbaines basée sur des paramètres morpho-climatiques. Conférence IBPSA France 2024, Laboratoire des Sciences de l'Ingénieur pour l'Environnement (LaSIE) de l'Université de La Rochelle, May 2024, La Rochelle – Ile d'Oléron, France. pp.447-454. hal-04583973

HAL Id: hal-04583973

<https://hal.science/hal-04583973v1>

Submitted on 8 Jan 2025

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.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

Création d'une typologie de surfaces urbaines basée sur des paramètres morpho-climatiques

Alexandre Merville^{1,2,*}, Auline Rodler¹, Thomas Leduc³, Marjorie Musy¹, Simon Rouchier²,

¹Equipe de Recherche BPE, CEREMA, Nantes, France

²LOCIE CNRS UMR 5271, Université Savoie Mont Blanc, Chambéry, France

³Nantes Université, ENSA Nantes, Ecole Centrale de Nantes, CNRS, AAU-CRENAU, UMR 1563, F-44000 Nantes, France

*alexandre.merville@cerema.fr

RÉSUMÉ. La modélisation des températures de surface est un des principaux verrous quant à la simulation de la température moyenne radiante. Cet article pose les bases d'une méthodologie permettant de répondre à ce verrou dans le cadre d'un outil rapide et précis, sans utiliser les moyens de simplifications usuelles (simplification du modèle physique ou du domaine d'étude). Pour cela, en partant des profils de température de surface des mailles au sol d'un quartier de la ville de Lyon, nous construisons une typologie de surfaces en cinq classes à l'aide d'un algorithme de classification k-means. Un arbre de décision attribuant une classe est ensuite créé à partir des facteurs de vue du ciel directifs (c'est-à-dire réduits à une partie du ciel selon l'orientation cardinale) d'un jeu d'entraînement composé de 80% des effectifs. Enfin, à partir du jeu de test composé des effectifs restants, nous mesurons le pouvoir prédictif de notre approche par classification qui atteint 80%.

MOTS-CLÉS. Température de surfaces urbaines, typologie, morphologie urbaine

ABSTRACT. Modeling surface temperatures is one of the main challenges in simulating mean radiant temperature. This article lays the groundwork for a methodology that will overcome this obstacle within the framework of a fast and accurate tool, without resorting to the usual techniques of simplification, such as simplifying the physical model or study domain. Based on their temperature profiles, we constructed a five-class surface typology using a k-means classification algorithm. A decision tree assigning a cluster is then created from directive Sky View Factor (i.e. reduced to a part of the sky according to cardinal orientation) from a training set composed of 80% of the meshes. Finally, we measure the predictive ability of our classification approach which reaches 80% on the basis of the test set made up of the remaining workforce.

KEYWORDS. Urbans surfaces temperatures, typology, urban morphology

1. INTRODUCTION

La prise en compte du confort thermique extérieur, et notamment de sa contribution radiative représentée par la température moyenne radiante (T_{mrt}), prend une part de plus en plus importante dans les projets urbains. Un état de l'art a permis de faire une comparaison des outils de simulation de la T_{mrt} (Merville et al., 2023). Ce travail a mis en avant des modèles simplifiés plus adaptés à la conception (rapides, simples à prendre en main, nécessitant peu de données) pour une utilisation par différents acteurs de la ville. Il a aussi permis de montrer que la modélisation de la température de surface dans de tel outils représente la principale limite à leur correcte caractérisation de l'environnement radiatif.

Trois solutions sont possibles pour réduire le temps de calcul : la réduction du domaine d'étude, la simplification du modèle ou l'emploi d'une méthode numérique de réduction de modèle. Afin de garder un modèle de surfaces précis, la troisième méthode est à privilégier. En testant des méthodes de réduction de modèles, Azam et al. (Azam et al., 2018) ont cependant conclu que la limite de ces méthodes est la variété des sollicitations et des caractéristiques des surfaces urbaines, qui complexifient les problématiques d'apprentissage des modèles créés. La création de typologies de surfaces peut permettre d'utiliser ces méthodes ou plus simplement de proposer de nouveaux modèles de surface sur la base de profils moyens.

Cette communication présente les premiers résultats d'un travail de typologie de surfaces extérieures basée sur leur profil de température.

2. MÉTHODE

La méthodologie générale est présentée en figure 1.

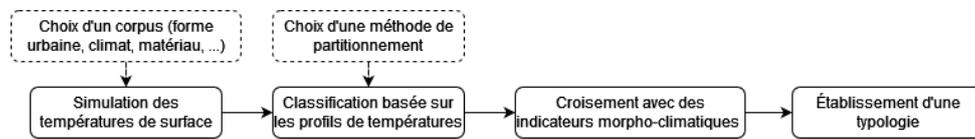


Figure 1 : Création d'une typologie de surface

2.1. SIMULATION DES TEMPÉRATURES DE SURFACE

Afin de construire une typologie applicable dans le cas le plus général possible, il est nécessaire de disposer d'un corpus de profils de température représentatif des conditions d'utilisation souhaitées pour le modèle réduit. N'ayant pas accès à une base de données de mesures suffisamment importante, nous avons choisi de passer par une phase de simulation pour générer un corpus de données synthétiques. Le modèle SOLENE-microclimat (Musy et al., 2015) est utilisé pour réaliser les simulations. Ce modèle propose une représentation fine des échanges radiatifs et son modèle thermique (analogie électrique RC) est une solution très employée dans la littérature (Merville et al., 2023). Pour les simulations, nous utilisons des maquettes représentatives de la diversité morphologique (densité bâtie, hauteur, forme, etc.), des bâtiments français en prenant en compte une variété de matériaux et revêtements urbains.

2.2. CLASSIFICATION ET CROISEMENT

Le choix d'une méthode de classification pour partitionner les mailles (triangulaires) selon leur profil de température représente un point clé de ce travail. De nombreuses méthodes existent et sont utilisées dans divers contextes : k-means, algorithmes hiérarchiques, algorithmes à densité, passage ou non par une analyse en composantes principales, etc. Ce travail s'inscrit dans un cadre particulier de classification car nous traitons des données dynamiques (profils de températures sur une journée) (Warren Liao, 2005).

Afin de déterminer la méthode la plus adaptée à notre étude, nous nous baserons sur trois critères :

- La comparaison d'indices de validation, ou CVI (*Cluster Validity Indices*). Ces indices permettent de mesurer la qualité des classes (Bourdeau et al., 2021).
- La visualisation des différents profils de température par classe : les classes sont-elles

bien formées ? Ont-elles des comportements spécifiques ?

- La visualisation de l’attribution des mailles (observation de l’attribution des classes sur la maquette) : la répartition des classes sur la maquette est-elle descriptible ? Coïncide-t-elle avec d’autres paramètres observables (orientation, facteur de vue du ciel, etc.) ?

Dans le but de borner notre étude, nous nous limitons à la comparaison de plusieurs méthodes ayant été éprouvées par la littérature. Nous étudions ainsi un algorithme agglomératif et un k-means (distance euclidienne) en le précédant - ou non - d’une analyse en composante principale. Enfin, le choix du jeu de données analysé fait l’objet d’une attention particulière : si la prise en compte directe de l’ensemble du corpus (les mailles de la maquette) dans un même algorithme peut être intéressant d’un point de vue méthodologique, il peut s’avérer plus efficace de partitionner « à la main » (lors d’un prétraitement dédié) notre jeu de donnée (sur la base d’une expertise, à partir de propriétés connues, telles que l’orientation ou les matériaux).

Une fois le partitionnement réalisé, les classes pourront être établies sur la base de paramètres morpho-climatiques connus : propriétés thermo-radiatives, hauteur des bâtiments, orientation, facteur de vue du ciel (*Sky View Factor* ou SVF), etc. Cette étape se basera sur la construction d’un arbre de décision et la recherche des paramètres les plus pertinents. Il est à noter que nous privilégions en premier lieu une méthodologie utilisant l’expertise plutôt qu’une approche utilisant un plus grand nombre d’indicateurs. De la même manière que pour le choix de l’algorithme, nous nous basons au maximum et à chaque étape sur de l’observation : la distribution d’un certain indicateur permet-elle d’expliquer l’attribution dans une classe ? L’observation d’une caractéristique sur la maquette coïncide-t-elle avec l’observation des classes ?

3. PHASE EXPLORATOIRE

3.1. CADRE DE L’ÉTUDE

Afin d’élaborer la méthodologie d’ensemble, une phase exploratoire a été nécessaire. Elle a eu pour but de développer les outils requis par notre travail, préciser la méthodologie et sélectionner des indicateurs morpho-climatiques permettant d’expliquer la classification et sur lesquels se baseront notre typologie. Pour cela, nous nous sommes intéressés au quartier de la Buire, à Lyon. Ce choix a été motivé par des raisons méthodologiques (maquette suffisamment simple pour une première approche, présence de végétation, espaces plus ou moins ouverts, représentative des tendances de constructions actuelles) et des raisons pratiques (la maquette étant déjà réalisée dans le cadre d’un autre projet (Musy et al., 2017)).

Les températures de surface ont été simulées sur deux jours avec un pas de temps horaire, sur la base de données météorologiques acquises à Lyon les 25 et 26 juillet 2019 dans des conditions de ciel clair et de faible vent. Seuls les profils de température du 2^e jour sont conservés pour l’analyse, limitant l’impact des conditions initiales. Tout le bâti (sol/toit/mur) est composé des mêmes matériaux. Tous les sols possèdent le même albédo (0.15). Les toits sont répartis dans deux familles avec des albédos différents (0.15 et 0.4), et enfin les murs sont répartis dans sept familles différentes avec des albédos compris entre 0.2 et 0.8. Les émissivités sont fixées à 0.9.

3.2. RECHERCHE D’UN ALGORITHME DE PARTITIONNEMENT

Aucun pré-traitement n’a été appliqué au jeu de données. Les données sont toutes de même nature et d’ordres de grandeur comparables (entre 20 et 80°C) ce qui justifie de ne pas les centrer-réduire. Les données étant issues d’une simulation, elles ne sont pas lacunaires et sont uniformément réparties avec un pas de temps horaire (en temps universel UTC).

3.2.1. Restriction du jeu de données

En première approche, l'ensemble du jeu de données (les profils des 30 000 mailles de la maquette) a été analysé. Le 3^e critère évoqué précédemment nous a motivé à mettre de côté cette solution. En effet dans ce cas et pour différentes méthodes, les mailles des toits et des murs sont discernables (selon l'orientation ou l'albédo) tandis que les mailles au sol semblent être décrites de manière très chaotiques : dans une rue entre deux bâtiments, une maille et ses voisines peuvent relever de classes différentes.

Ce constat nous a poussé à partitionner à la main en première étape. Dans la suite, nous étudieront indépendamment les sols, les murs et les toits. Au vu de ces premiers résultats, ce sont les mailles du sol qui demandent l'étude la plus fine, et qui font l'objet d'une description détaillée dans cet article. Un rapide travail sur les murs les affectent dans quatre classes selon leur orientation et les toits en 2 classes selon les deux albédos présents.

3.2.2. Étude des mailles du sol

Plusieurs algorithmes sont testés sur les 7 285 mailles de sol extraites du reste du jeu de données, et leurs CVI sont calculés afin de choisir la méthode de classification la plus pertinente. La figure 2 présente les résultats de plusieurs de ces indicateurs pour un algorithme k-means avec distance euclidienne, le même algorithme après une analyse de composante principale et enfin un algorithme hiérarchique agglomératif (appelés respectivement kmeans, kmeans_pca et agglo).

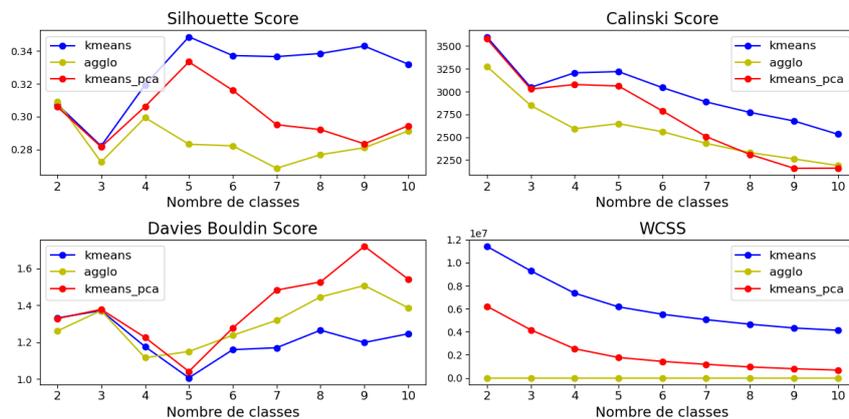


Figure 2 : CVI en fonction de la méthode et du nombre de classes

Aucune cassure de la courbe de WCSS (*within-cluster sum of squares*) n'est discernable et ne permet donc pas d'utiliser ce critère. Davies Bouldin est à minimiser tandis que Silhouette et Calinski sont à maximiser. Pour ces deux derniers, c'est le choix d'un algorithme k-means sans PCA à 5 classes qui est mis en avant. Un maximum local est aussi présent pour Calinski même si le maximum global est obtenu pour 2 classes avec un k-means (avec ou sans PCA). C'est donc sur ce premier choix que se base la suite de nos travaux, choix devant être éprouvé par l'observation des profils et de la maquette.

3.3. PARTITIONNEMENT ET QUALIFICATION DES CLASSES

La figure 3 affiche, pour chaque classe, tous les profils de températures des surfaces appartenant à la classe et le profil moyen correspondant. Une moyenne glissante (moyenne sur trois pas

de temps consécutifs : $h-1$, h et $h+1$) est appliquée à l'ensemble des profils. Ce choix est motivé par un meilleur rendu des profils (en l'occurrence un effet de lissage). La figure 4 présente la répartition des différentes classes sur la maquette elle-même (visualisation via paraview).

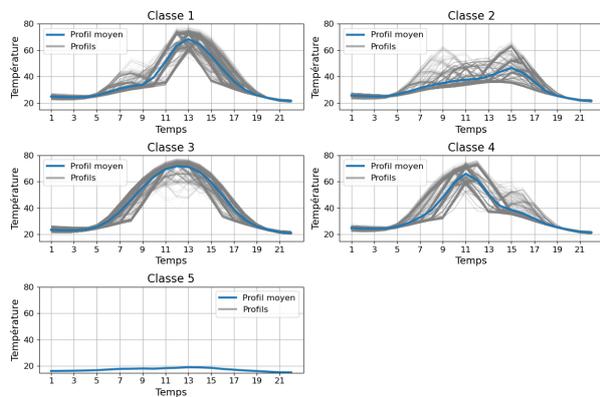


Figure 3 : Moyenne glissante (sur 3 pas de temps consécutifs) des profils de température (en °C)

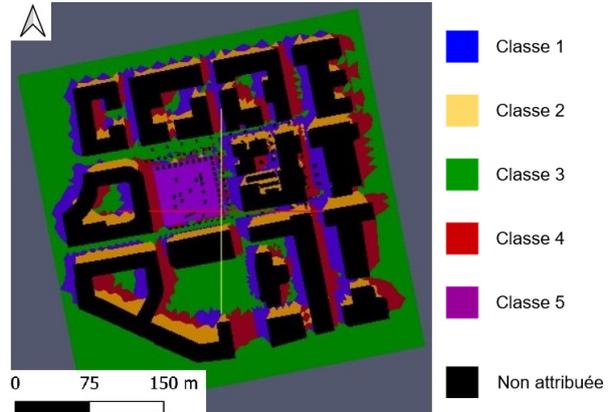


Figure 4 : Répartition des classes - k-means à 5 classes

La classe 5 est facilement discernable car elle correspond au parc. Nous considérons que cette classe est suffisamment bien décrite par cette information et qu'elle ne nécessite donc pas d'être décrite par d'autres paramètres : cette classe est mise de côté pour la suite.

Les quatre autres classes sont moins bien dessinées mais quatre tendances se dégagent néanmoins : une classe avec une allure de gaussienne centrée à 12h, deux classes ayant des comportements symétriques par rapport à l'axe donné à 12h avec une gaussienne avant ou après cet axe. Enfin, la dernière classe regroupe les profils qui limitent la température tout le long de la journée. Nous en déduisons ainsi quatre comportements types :

- Surchauffe d'après midi : classe 1
- Sans surchauffe particulière : classe 2
- Surchauffe méridienne : classe 3
- Surchauffe matinale : classe 4

Nous pouvons remarquer que la place des mailles par rapport aux bâtiments semble jouer un rôle prépondérant dans l'attribution d'une classe. En observant la situation des surfaces par rapport aux masques des bâtiments et à leur orientation, nous pouvons décrire de manière simple les quatre classes : les mailles de la classe 1 voient très bien la part ouest de l'hémisphère de ciel mais pas sa part est, la classe 4 est son symétrique, les mailles de la classe 2 voient la part nord mais pas sa part sud. Enfin, les mailles de la classe 4 voient la part sud. Ce constat nous a conduit à calculer les SVF directs, tels que déjà proposés dans UMEP (Lindberg and Grimmond, 2011) : un SVF par quart de ciel (nord, sud, est, ouest).

3.4. PASSAGE DE SOLENE À UMEP

Aucun outil n'existe actuellement dans SOLENE qui permet de réaliser le calcul des SVF directs. Nous avons choisi de calculer ces indicateurs dans UMEP. La figure 5 décrit la procédure permettant d'attribuer à chaque maille de la maquette SOLENE les quatre valeurs de SVF directs. Il est à noter que les étapes UMEP peuvent être réalisées sur QGIS ou sur un environnement python. t4gpd (<https://t4gpd-docs.readthedocs.io/>) est utilisé ici. Il s'agit d'une bibliothèque python d'analyse spatiale complémentaire à GeoPandas ou Shapely. Les fonctions

utilisées ici ont été développées pour ce travail.

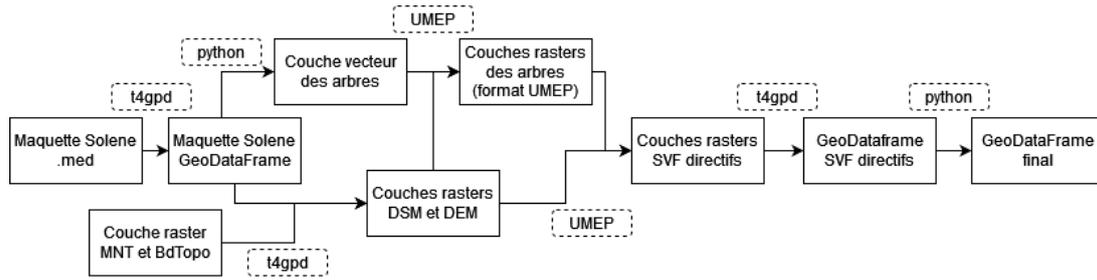


Figure 5 : Méthode du calcul des SVF directs à partir d'une maquette .med de SOLENE

Cette bibliothèque permet de charger et reprojeter, dans un système de coordonnées approprié, la scène urbaine (maquette SOLENE) ainsi que des données topographiques et altimétriques. Le *GeoDataFrame* correspondant à la maquette peut alors être converti en couches DSM et DEM (respectivement *modèles numériques de surface* et *modèle numérique d'élévation*), qui sont ensuite fournies à la fonction « *Urban Geometry : Sky View Factor* » d'UMEP. Les couches rasters issues de ce traitement sont ensuite reconverties en *GeoDataFrame* par t4gpd. Enfin, des valeurs de SVF directs sont associées à chaque maille de la maquette SOLENE par proximité à leur centre de gravité.

3.5. DISTRIBUTION DES SVF DIRECTIFS ET ARBRE DE DÉCISION

Une fois ce processus terminé, nous obtenons la distribution des différents SVF au sein des classes, comme présentée sur la figure 6 pour les classes 1 et 2 (la classe 4 est à peu de choses près symétrique à la 1, et la 3 présente uniquement des SVF très proches de 1).

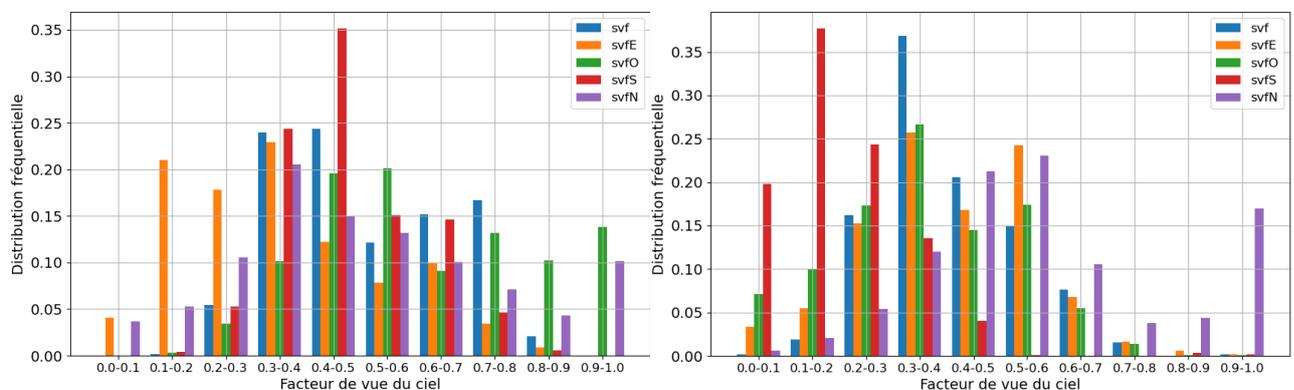


Figure 6 : Distribution des SVF au sein des classes 1 (à gauche) et 2 (à droite)

On observe des distributions clairement distinctes pour chaque classe, qui peuvent alors être décrites via l'usage de ces indicateurs :

- Classe 1 : faible SvfE, fort Svfo
- Classe 2 : faible SvfS, fort Svfn
- Classe 3 : tous les SVF sont proches de 1
- Classe 4 : faible Svfo, fort Svfe

Nous observons donc que, comme pressenti, les classes peuvent être expliquées par les SVF directs ce qui nous motive à construire notre typologie sur la base de ces indicateurs. A l'aide

de la bibliothèque python scikit-learn, un arbre de décision a été créé à partir d'un jeu d'entraînement composé de 80% des mailles. Les paramètres pris en compte ont été les cinq SVF, soit le SVF standard et les quatre SVF directs. Testé pour un jeu de test (les 20% de mailles restantes), l'arbre attribue correctement une classe à 80% de ce jeu de test. Le poids des cinq indicateurs a été évalué : la part sud de l'hémisphère de ciel contribue à hauteur de 42% à l'arbre de décision (tandis que la part est et ouest contribue à hauteur de 18% chacune).

4. PERSPECTIVES ET CONCLUSION

4.1. GÉNÉRALISATION DE LA MÉTHODOLOGIE

Compte tenu des enseignements de la phase exploratoire, il nous paraît pertinent de déployer notre méthode sur un jeu de données plus grand et varié. En effet, il est nécessaire construire une typologie représentative des différents types de tissus urbains. Le choix a cependant été fait de se limiter aux zones résidentielles. Nous nous sommes appuyés sur la typologie morphologique réalisée par Joshi et al. (Joshi et al., 2022). Nous faisons l'hypothèse que la ville de Liège (près de 200 000 habitants répartis sur un territoire de 70 km²) contient toutes les morphologies urbaines que l'on peut rencontrer en France ou en Belgique.

La diversité des matériaux est aussi à prendre un compte. Pour chaque morphologie, nous avons fait le choix d'une façade et d'une toiture dans un scénario « ancien » et un scénario « récent » basés sur les données TABULA (Loga et al., 2016) en considérant des rénovations standards. L'objectif étant de ne pas construire les classes sur des données potentiellement inconnues (matériaux précis, date de construction, type de rénovation, etc.), cette hypothèse simplificatrice répond avant tout à un besoin pratique de modélisation. L'émissivité est fixée à 0.9 pour toutes les surfaces. Pour les valeurs d'albédo, nous nous sommes basés sur les bases de données spectrales CAMCATT (Roupioz et al., 2023) afin de proposer, pour chaque famille, plusieurs valeurs possibles comme celles présentées en tableau 1.

Albédo mur	Albédo toit	Albédo parcelle	Albédo route
0,1 - 0,45 - 0,8	0,1 - 0,3 - 0,5	0,1 - 0,3 - 0,5	0,15

Tableau 1 : Valeurs d'albédo prises par les différents groupes de surfaces

A ce stade, nous faisons l'hypothèse que notre typologie sera peu sensible au climat. Nous comptons ainsi réaliser les simulations et construire la typologie pour un certain climat (i.e. en choisissant un fichier climatique pour une ville), puis vérifier la sensibilité du classement en utilisant le fichier climatique d'une seconde ville. Concernant la donnée météorologique, nous nous limitons ainsi à une période de canicule et une période d'été classique. Ces hypothèses admettent une limite forte : si un méta-modèle décrit le comportement de l'ensemble des mailles d'une classe à partir du profil moyen, il est prévisible que l'amplitude de ce profil dépende du climat et qu'il doive être corrigé pour un autre climat.

Le plan d'expérience est finalement généré à partir de la méthode *d-optimal* (Goupy and Creighton, 2006). Elle nous conduit à mener, pour chaque morphologie et chaque fichier météo, 12 simulations faisant varier albédos et scénario récent/ancien. Ce travail est en cours de réalisation.

4.2. CONCLUSION

Les premiers résultats obtenus sont très encourageants quant à la création d'une typologie de surfaces. Basée sur la simulation et donc sur une considération détaillée du problème physique

(couplage radiatif et thermique), cette typologie pourra dans un second temps être exploitée dans le but de construire des méta-modèles (ou modèles réduits) de températures de surface. Particulièrement dépendant des conditions d'apprentissage, ce type d'approche doit être enrichi afin d'établir des modèles applicables dans le plus grand nombre de situations possibles.

REMERCIEMENTS

Ce projet de recherche a été financé par l'ADEME et Oteis. Les auteurs remercient l'ANR pour le soutien financier du projet PerméPolis ANR-23-CE22-0015-01.

BIBLIOGRAPHIE

- Azam, M.-H., Guernouti, S., Musy, M., Berger, J., Poullain, P., and Rodler, A. (2018). A mixed POD–PGD approach to parametric thermal impervious soil modeling : Application to canyon streets. 42 :444–461.
- Bourdeau, M., Basset, P., Beauchêne, S., Da Silva, D., Guiot, T., Werner, D., and Nefzaoui, E. (2021). Classification of daily electric load profiles of non-residential buildings. 233 :110670.
- Goupy, J. and Creighton, L. (2006). *Introduction aux plans d'expériences (3e édition)*. Technique Et Ingenierie ; Conception. Hachette, dunod edition.
- Joshi, M. Y., Rodler, A., Musy, M., Guernouti, S., Cools, M., and Teller, J. (2022). Identifying urban morphological archetypes for microclimate studies using a clustering approach. 224 :109574.
- Lindberg, F. and Grimmond, C. S. B. (2011). The influence of vegetation and building morphology on shadow patterns and mean radiant temperatures in urban areas : model development and evaluation. 105(3) :311–323.
- Loga, T., Stein, B., and Diefenbach, N. (2016). TABULA building typologies in 20 european countries—making energy-related features of residential building stocks comparable. 132 :4–12.
- Merville, A., Rodler, A., Musy, M., Rouchier, S., and Dufrasnes, E. (2023). A multi-criteria review of mean radiant temperature evaluation models for urban thermal comfort. 2600(9) :092020.
- Musy, M., Maillard, P., Azam, M.-H., Bailly, J.-B., Barel, E., Bozonnet, E., Calmet, I., Gros, A., Inard, C., Morille, B., Mouquet, D., Smadi, I., Tavares, R., and Zaba, S. (2017). EVA (Eau, Végétation, Albédo) Evaluation quantitative de l'impact sur le microclimat, les consommations énergétiques des bâtiments et le confort intérieur et extérieur de trois principes de rafraîchissement urbain. Application au quartier de la Part-Dieu à Lyon. Research report, ADEME ; IRSTV FR CNRS 2488.
- Musy, M., Malys, L., Morille, B., and Inard, C. (2015). The use of SOLENE-microclimat model to assess adaptation strategies at the district scale. 14 :213–223.
- Roupioz, L., Briottet, X., Adeline, K., Al Bitar, A., Barbon-Dubosc, D., Barda-Chatrain, R., Barillot, P., Bridier, S., Carroll, E., Cassante, C., Cerbelaud, A., Déliot, P., Doublet, P., Dupouy, P., Gadal, S., Guernouti, S., De Guilhem De Lataillade, A., Lemonsu, A., Llorens, R., Luhahe, R., Michel, A., Moussous, A., Musy, M., Nerry, F., Poutier, L., Rodler, A., Riviere, N., Riviere, T., Roujean, J., Roy, A., Schilling, A., Skokovic, D., and Sobrino, J. (2023). Multi-source datasets acquired over toulouse (france) in 2021 for urban microclimate studies during the CAMCATT/AI4geo field campaign. 48 :109109.
- Warren Liao, T. (2005). Clustering of time series data—a survey. 38(11) :1857–1874.