

Données dérivées et classifications standards pour les modèles de simulation climatique urbaine et l'analyse territoriale

Processed data and classifications for urban climate simulation models and territorial analysis

Francois Leconte¹, Julien Bouyer², Julia Hidalgo³

¹ LERMAB, Université de Lorraine, Épinal, France

² Cerema, Équipe recherche TEAM, Nancy, France

³ UMR CNRS LISST, Université de Toulouse II, France

RÉSUMÉ. Les données dérivées sont des données construites à partir d'un traitement sur des données géospatiales brutes pour une utilisation thématique identifiée. Cet article vise à présenter les éléments relatifs à ces objets largement utilisés dans les domaines de la climatologie urbaine et de l'analyse territoriale. Plusieurs concepts liés aux données dérivées sont d'abord définis, dont la notion d'unité spatiale de référence. Une liste non exhaustive de données dérivées est présentée, notamment des indicateurs morphologiques et physiques. Une sélection de typologies et classifications de tissus urbains à différentes échelles spatiales sont également introduites. Les applications et les utilisations de ces données dérivées sont détaillées, notamment concernant la création de données d'entrée pour les modèles de simulation climatique, l'analyse climatique et le diagnostic territorial. L'article pointe en conclusion les limites des données dérivées, et les répercussions de ces dernières sur la qualité de l'information produite.

ABSTRACT. Processed data are considered as data obtained by processing raw geospatial data for a specific purpose. This article aims to present elements relating to these objects, which are widely used in the fields of urban climatology and territorial analysis. Several concepts related to processed data are first defined, including the notion of reference spatial unit. A non-exhaustive list of processed data is presented, notably morphological and physical indicators. A selection of typologies and classifications for urban fabric at different spatial scales are also introduced. Applications and uses of processed data are detailed, especially concerning the creation of input data for climate simulation models, climate analysis and territorial diagnosis. The article ends by pointing out the limitations of processed data, and their repercussions on the quality of the information produced.

MOTS-CLÉS. Climat urbain, classifications, indicateurs, SIG, analyse spatiale, unité spatiale de référence.

KEYWORDS. Urban climate, classifications, indicators, GIS, spatial analysis, reference spatial unit.

1. Introduction

Une part significative des données géomatiques brutes présentées dans le chapitre précédent peuvent être utilisées en l'état pour différentes applications du champ de la recherche, de l'innovation et de l'expertise territoriale en climatologie urbaine. Cependant, elles sont dans certains cas insuffisantes ou inadaptées pour réaliser des calculs ou des analyses spatiales spécifiques, et il est nécessaire de les transformer ou de les enrichir pour une utilisation ultérieure. A titre d'exemple, l'emprise au sol des bâtiments est une information clé pour de nombreuses applications en climatologie urbaine. Cependant, la surface ou les coordonnées géographiques ne suffisent pas à différencier certaines formes urbaines vis à vis de leur « densité », concept qui peut être décliné selon différents indicateurs quantitatifs plus ou moins propices à l'utilisation visée.

La définition de données géomatiques « dérivées » peut varier selon les champs thématiques. Il est proposé en préambule de ce chapitre la définition suivante : « *Les données dérivées sont des données, généralement non observables ou non mesurables directement, construites à partir d'un traitement sur*

des données initiales ou brutes, individuellement ou à partir d'un assemblage ou d'un croisement de plusieurs d'entre elles, à destination d'une utilisation précise dans le champ thématique d'intérêt ». Par exemple, les données brutes comme la hauteur moyenne des bâtiments et la largeur des rues sont combinées pour le calcul d'une donnée dérivée telle que le rapport d'aspect. Spatialisées, ces données dérivées peuvent prendre des valeurs différentes en fonction de méthodes d'estimation différentes dans l'état de l'art, et de l'unité spatiale dans laquelle elles sont agrégées.

Ce chapitre dresse un panorama non exhaustif de données dérivées, qu'elles soient relatives à la morphologie urbaine ou aux variables physiques, et parmi lesquelles on peut aussi inclure les notions de typologies. Plusieurs aspects comme les éléments de définition, les échelles spatiales, et les méthodes d'évaluation seront abordés. Leurs registres d'utilisation très divers seront aussi présentés, de l'analyse climatique à l'utilisation, en tant que données d'entrée, pour les modèles numériques de simulation du bilan énergétique de surface, ou de l'état de l'atmosphère urbaine, avec un avis sur les limites associés à leur utilisation. Le chapitre s'organise en trois parties principales. La section 2 présente des définitions de données dérivées ainsi que leurs échelles spatiales associées, la section 3 traite des applications et utilisations des données dérivées, et la section 4 aborde leurs limites et leur portée en climatologie urbaine.

2. Données géomatiques dérivées : unités spatiales de référence, indicateurs, typologies et classifications

2.1. Donnée dérivée et Unité Spatiale de Référence

La donnée dérivée nécessite un calcul à partir d'une donnée brute. La donnée brute se doit donc d'être disponible. Les données dérivées sont également construites en lien avec une échelle spatiale spécifique, horizontale ou verticale. Un autre élément indispensable au calcul de la donnée dérivée est donc l'Unité Spatiale de Référence (USR). L'USR est l'entité spatiale (par exemple un polygone) dans laquelle la donnée dérivée sera calculée. Ce terme d'USR provient d'une étude récente (Bocher et al., 2018), cependant le principe du calcul d'un indicateur sur une surface donnée existe depuis l'essor des SIG. La taille d'une USR est variable, et les données dérivées peuvent donc être calculées à différentes échelles spatiales. Par exemple, une fraction de surface bâtie peut être calculée à l'échelle de l'îlot ou du quartier.

L'Unité Urbaine, définie comme "la séquence hiérarchique de caractéristiques physiques qui, combinées, ressemblent à la forme urbaine" (Oke et al., 2017), peut constituer une USR. Pour la climatologie urbaine, Oke propose six unités, à savoir la facette (ou élément de façade ou de sol), l'élément urbain (qui peut être par exemple un bâtiment, un arbre ou une rue), le canyon urbain, l'îlot ou le bloc urbain, le quartier, et la ville.

Cette notion d'USR est très importante, car le contour des USR a un impact direct sur les valeurs numériques obtenues lors du calcul des données dérivées. Le choix des USR est crucial pour éviter le sur-échantillonnage et le sous-échantillonnage. Lorsqu'une donnée dérivée est calculée, il est nécessaire de préciser l'USR qui a été utilisée pour le calcul. Il faut également présenter comment les contours des USR ont été obtenus. Ces USR sont fortement liées à l'utilisation finale de la donnée dérivée. Cette structuration spatiale est considérée elle aussi comme une donnée dérivée en tant que telle, avec les biais propres à toute subdivision de l'espace géographique (cf. chapitre 5 - MAUP). Les USR peuvent être déterminées en 2D ou 3D, selon le type de donnée brute disponible et le contexte d'utilisation de la donnée dérivée. En matière de visualisation, les enjeux liés à la généralisation, à savoir "*la sélection et la représentation simplifiée de détails en fonction de l'échelle et des objectifs de la carte*", sont également à prendre en compte (Ruas, 1999) (Ruas, 2002).

Il existe de nombreuses approches pour segmenter la surface urbaine en USR (Figure 1). Certaines n'utilisent pas les éléments structurants du territoire pour le découpage en USR. Un premier exemple est le maillage carré ou carroyage, qu'il soit appliqué en 2D ou en 3D. La base de données ECOCLIMAP (Faroux et al. 2013) fournit à la fois une typologie des écosystèmes et des paramètres d'occupation du

sol utile à la modélisation météorologique à l'échelle d'une maille de 300 mètres. A l'instar des modèles numériques de bilan énergétique de surface urbaine, Town Energy Balance (TEB) (Masson, 2000) utilise un maillage 2D pour découper la zone d'étude avant la modélisation. Un second exemple est la tessellation, à savoir la division d'un espace d'étude sans recouvrement ni trou.

Certaines approches de segmentation de l'espace utilisent les éléments du territoire pour bâtir leur découpage. Une méthode 2D est proposée par l'outil GeoClimate (Bocher et al., 2021), et consiste en la création d'Unités Topographiques (UT). Ces UT sont construites à partir d'informations géographiques qui structurent le territoire (les routes, les voies ferrées) ou qui peuvent avoir un impact sur le climat urbain (zones végétalisées ou urbaines de plus de 10 000 m² et les plans d'eau de plus de 2 500 m²).

L'approche 2D Îlot Morphologique Urbain (IMU) est développée par l'Institut Paris Région (Cordeau, 2016). Un IMU est un regroupement de bâtiments en zone urbanisée, et un espace possédant une occupation du sol dominante (artificialisée, agricole, naturelle ou boisée) en zone non urbanisée. Un IMU se compose de plusieurs parcelles et est délimité par des routes, des voies ferrées et des cours d'eau.

L'approche 2D nommée Urban Atlas est utilisée dans le cadre du projet DIACLIMAP. La donnée Urban Atlas est produite par l'agence européenne Copernicus et propose, dans sa dernière version datant de 2018, une typologie d'occupation du sol (land use land cover) pour 800 villes européennes de plus de 50 000 habitants (Copernicus, 2020). La résolution des plus petites unités spatiales élémentaires est de 2 500 m² pour les zones urbaines et 10 000 m² pour les zones rurales.

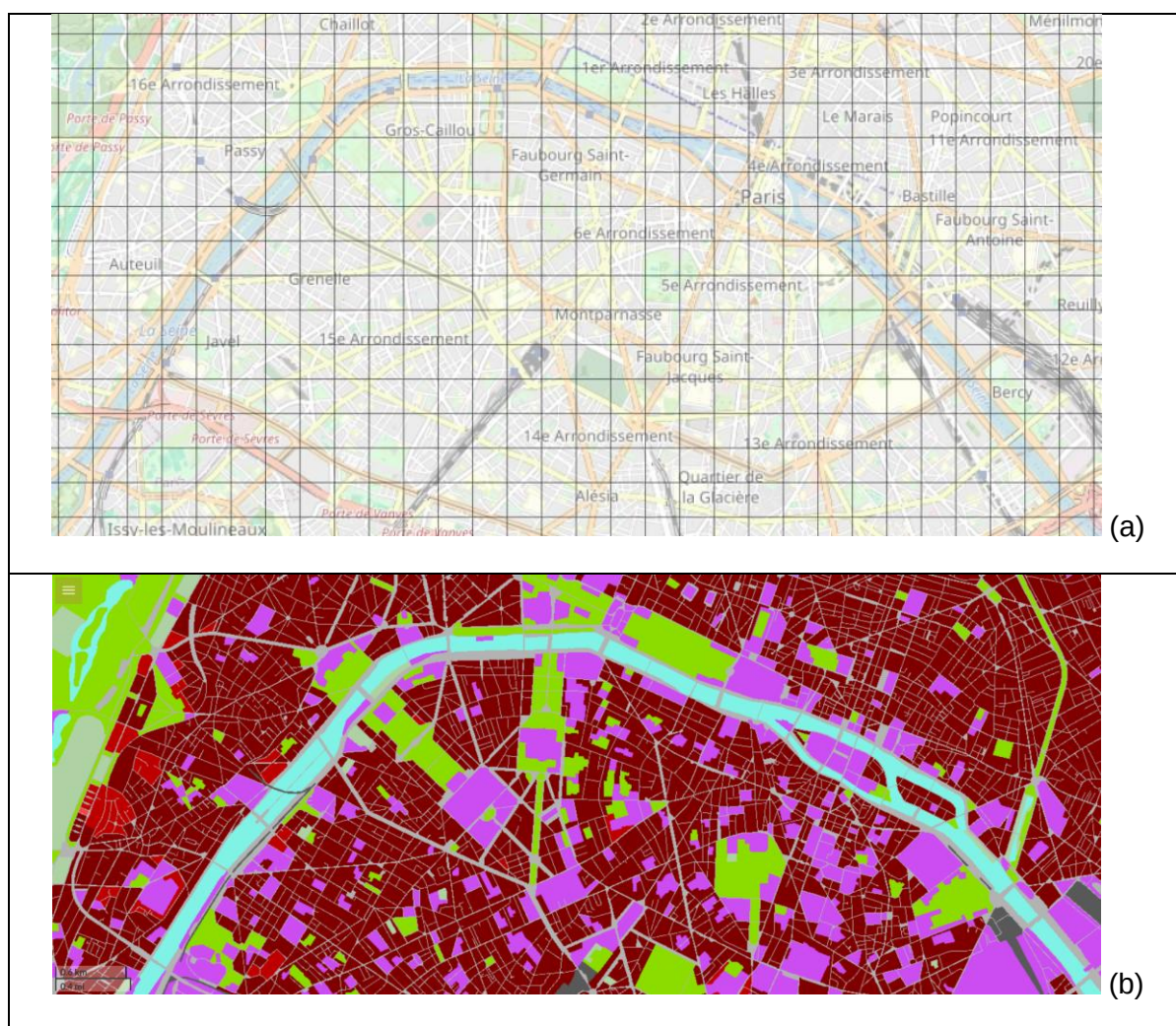


Figure 1. Comparaison entre deux USR différentes pour le centre de Paris (a) Maillage carré de 500 mètres (b) Découpage Urban Atlas

2.2. Indicateurs morphologiques et physiques

Les indicateurs morphologiques sont des données dérivées décrivant la morphologie urbaine. Plusieurs de ces indicateurs morphologiques sont relatifs aux bâtiments, plus spécifiquement au bâtiment comme objet de l'environnement urbain. La compacité du bâtiment, calculé comme rapport de l'aire de l'enveloppe du bâtiment à son volume, est un exemple d'indicateur morphologique. Il existe de très nombreux indicateurs morphologiques. Certains d'entre eux peuvent être complémentaires voire corrélés, portant sur le même objet. Pour la donnée dérivée de surface de plancher d'un bâtiment, plusieurs indicateurs proches sont disponibles, suivant par exemple que la surface soit exprimée en valeur absolue ou rapportée à l'emprise au sol du bâtiment considéré. D'autres indicateurs morphologiques à l'échelle du bâtiment sont les données dérivées de la hauteur du bâtiment, l'orientation principale du bâtiment et la surface verticale selon l'orientation du bâtiment (Chen et al., 2022).

La contiguïté des bâtiments et les données dérivées de la densité de bâtiments sont des indicateurs morphologiques pour lesquels un ensemble de bâtiments est considéré. L'espacement entre les bâtiments, la largeur des rues, et tous les autres éléments de la scène urbaine sont également pris en compte (Figure 2). Un indicateur morphologique largement utilisé est le facteur de vue du ciel, défini comme la proportion de ciel visible en assimilant le ciel à une voûte hémisphérique d'axe de révolution vertical. Si le facteur de vue du ciel peut être calculé à un point donné comme dans la Figure 3, il existe ensuite plusieurs méthodes pour agréger cette information ponctuelle à l'échelle d'une surface. Des indicateurs similaires (facteur de vue des bâtiments, facteur de vue de la végétation) sont proposés pour quantifier la proportion visible de bâtiments ou de végétation. Dans une approche semblable, l'isovist est la zone visible à partir d'un point donné dans l'espace (Benedikt, 1979). Le rapport d'aspect, défini comme le rapport entre la hauteur des bâtiments bordant une rue et la largeur de celle-ci, permet de déterminer dans quelle mesure la rue est encaissée. Si la définition théorique du rapport d'aspect est simple, sa détermination dans des cas réels nécessite de formuler des hypothèses, car la largeur de la rue peut varier le long de celle-ci, de même que la hauteur des bâtiments.

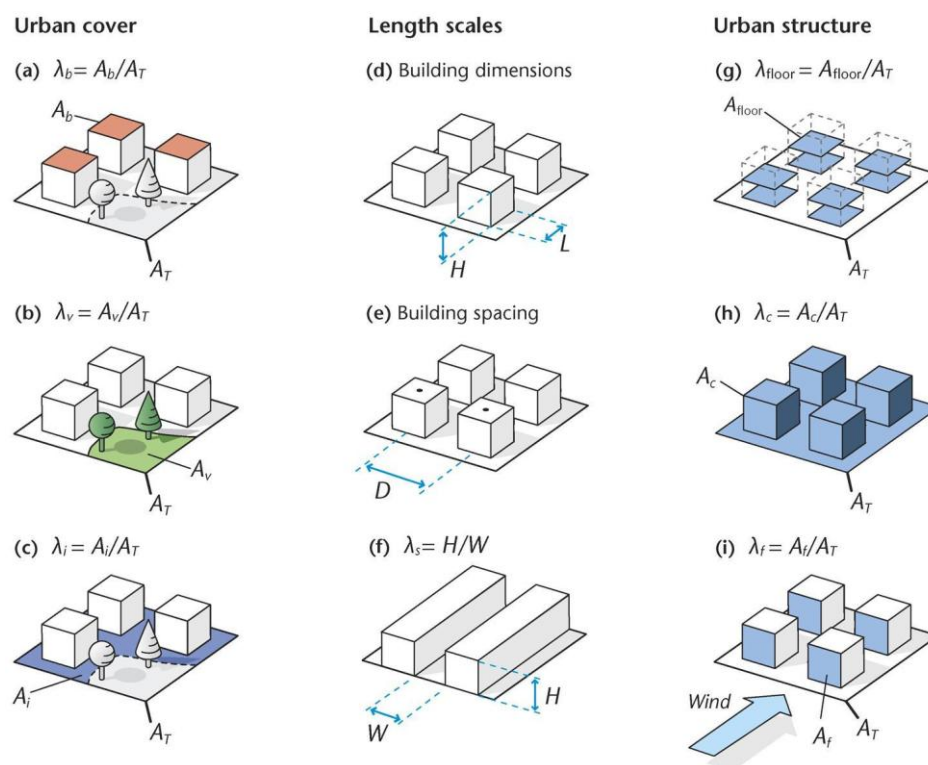


Figure 2. Exemple de données dérivées pour l'occupation du sol, la morphologie ou la structure urbaine (Oke et al., 2017)

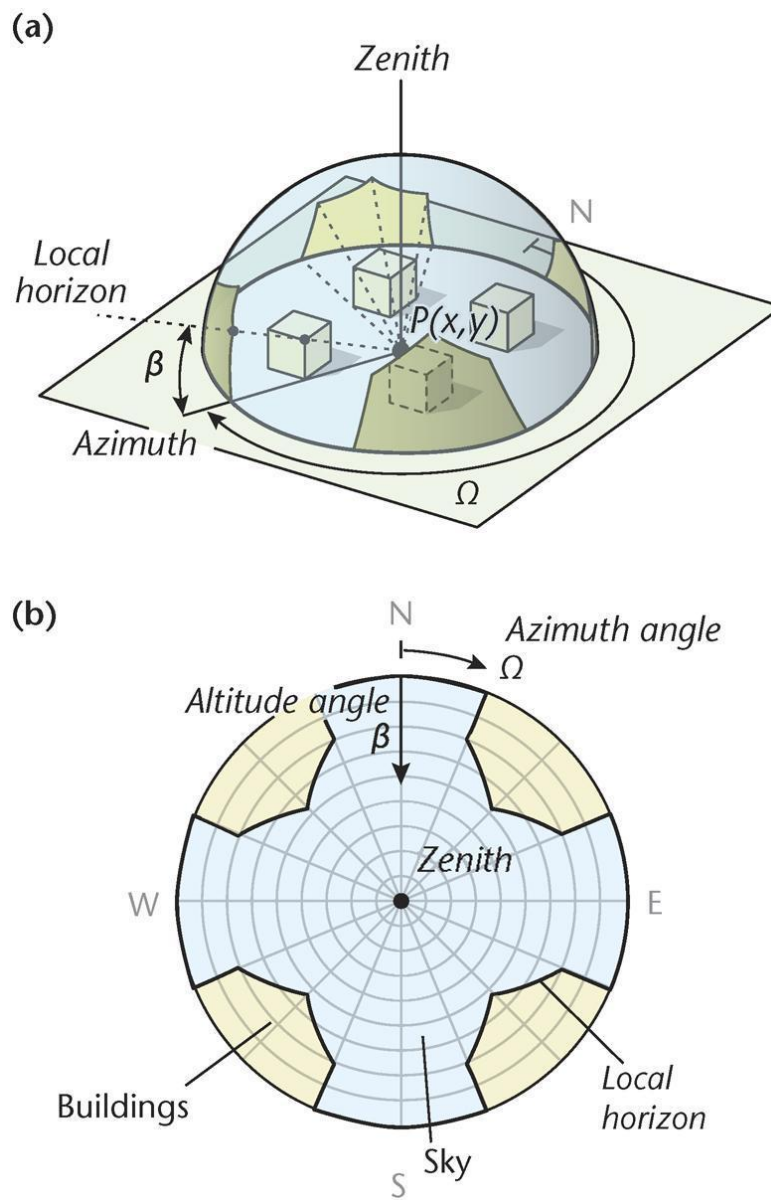


Figure 3. Facteur de vue du ciel représenté pour un point P au niveau du sol en site urbain (Oke et al., 2017)

L'étude des mouvements aérauliques peut faire appel au calcul d'indicateurs liés à la morphologie urbaine. La longueur de rugosité et la hauteur de déplacement sont des paramètres théoriques essentiels à la détermination des profils de vent (cf. équation 1 et figure 4). La longueur de rugosité est la hauteur théorique au-dessus de la hauteur de déplacement pour laquelle la vitesse moyenne du vent devient nulle lorsque le profil logarithmique du vent est extrapolé vers le bas en direction de la surface. La hauteur de déplacement est le décalage théorique vers le haut de l'axe des hauteurs pour lequel le profil logarithmique du vent devient une ligne droite en stabilité atmosphérique neutre. Leurs valeurs dépendent des éléments de rugosité du milieu considéré, à savoir les bâtiments, les arbres, ou tout élément qui tend à s'opposer à l'écoulement du vent. De nombreuses approches existent pour calculer cet indicateur (Shen et al., 2022).

$$\underline{u}_z = \frac{u_*}{k} \ln\left(\frac{z-z_d}{z_0}\right) \quad \text{Équation (1)}$$

Avec \underline{u}_z le vent moyen à la hauteur z , z_0 la longueur de rugosité, z_d la hauteur de déplacement, u_* la vitesse de frottement et k la constante de von Karman.

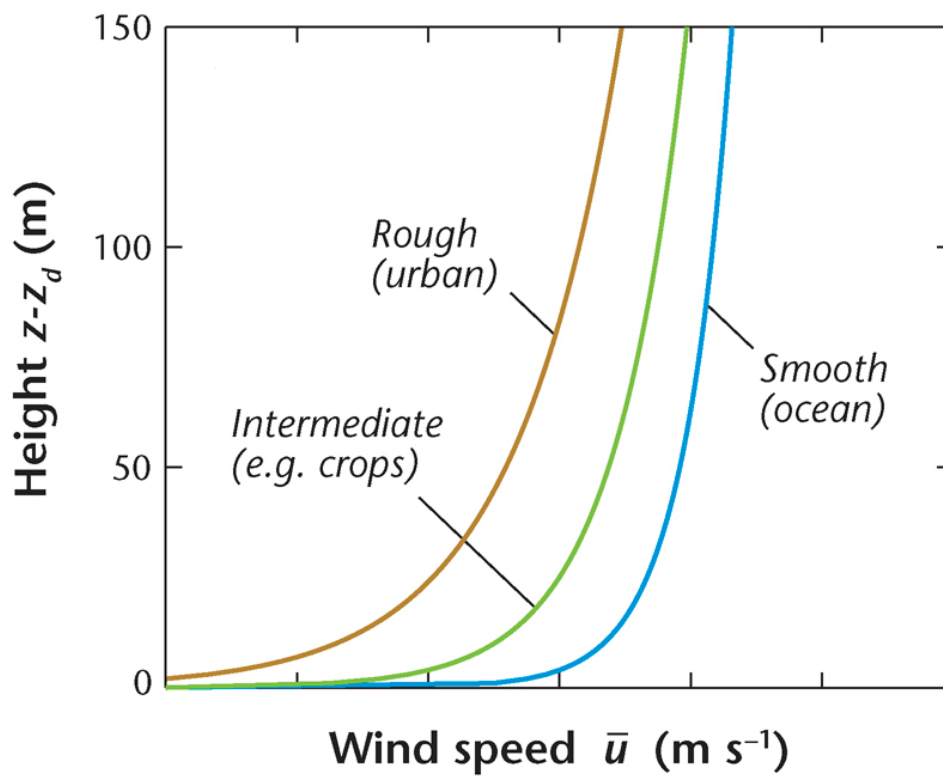


Figure 4. *Forme générale du profil logarithmique de vent dans la basse atmosphère en situation de stabilité neutre. (Oke et al., 2017)*

Les méthodes de calcul de ces indicateurs sont très variées, et dépendent de la donnée brute disponible. A titre d'exemple, le facteur de vue du ciel peut être déterminé en utilisant des photographies in-situ provenant d'appareils photos dotés de lentilles grand angle (Steyn, 1980), d'images de la rue captées à bord d'une voiture en mouvement (Li et al, 2018) ou de simulations SIG (Conrad et al., 2015) (Lindberg et al., 2018) (Bernard et al., 2018). Afin de calculer des facteurs de vue du ciel de manière automatique, des algorithmes capables de reconnaître les pixels correspondant au ciel sont en cours de développement (Nice et al., 2020) et des solutions de segmentation sémantique sont déjà opérationnelles (Mask2Former, Zhu et al., 2023). Dans ce cas, la donnée brute peut être collectée par des entreprises privées (e.g. Google Street View), une communauté de volontaires (e.g. KartaView, Panoramax) (Biljecki et al., 2023), ou une combinaison des deux (e.g. Mapillary).

Les indicateurs physiques sont des données dérivées issues de variables physiques. Certains d'entre eux traitent des caractéristiques radiatives des matériaux urbains. L'albédo, ou albédo moyen, désigne la réflectivité solaire moyenne d'une zone donnée. Il s'agit du rapport entre le flux solaire incident et le flux solaire réfléchi d'une surface terrestre hétérogène non plane.

Données dérivées	Exemples d'utilisation
Densité de bâtiments (et indicateurs dérivés de)	Chen et al., 2022 Bernabé et al., 2015 Boffet, 2002
Surface de plancher des bâtiments (et indicateurs dérivés de)	Chen et al., 2022
Compacité des bâtiments	Long et Kergomard, 2005 Bocher et al., 2018 Regnauld, 2002
Contiguïté des bâtiments	Bocher et al., 2018 Regnauld, 2002
Orientation principale des bâtiments	Ma et al., 2023 Boffet, 2002
Classes de rugosité	Stewart and Oke, 2012
Rapport d'aspect (du canyon urbain)	Stewart and Oke, 2012
SVF	Stewart and Oke, 2012
Isovists (indicateurs dérivés de)	Benedikt, 1979
Albedo moyen	Stewart and Oke, 2012
Hauteur des bâtiments (indicateurs dérivés de)	Chen et al., 2022
Frontal Area Index	Xu et Gao, 2022
Longueur de rugosité	Davenport et al., 2000
Hauteur de déplacement	Davenport et al., 2000

Table 1. Exemples de données dérivées

2.3. Classifications et typologies

Les données urbaines, qu'elles soient brutes ou dérivées, sont mobilisées afin de construire des typologies. La création de ces dernières peut répondre à différents objectifs : organiser le réel, permettre de mettre à jour des tendances dans de grands ensemble de données, venir compléter les simulations numériques, voire dans certains cas s'y substituer. Parce qu'elles sont des constructions issues de données, les typologies sont considérées comme un type particulier de données dérivées. Les objets sur lesquels portent les typologies sont très divers.

Les méthodologies associées à ces typologies intègrent le calcul de données dérivées morphologiques et physiques, qui peuvent nécessiter la structuration de l'espace en unités spatiales élémentaires.

Les typologies peuvent concerner l'occupation du sol. A titre d'exemple, CORINE Land Cover est une base de données 2D qui propose une typologie en 44 types d'occupation du sol à l'échelle de l'Europe (European Environment Agency, 2018). La surface minimale des éléments de surface est de 25 hectares, et la largeur minimale des éléments linéaires est fixée à 100 mètres.

Des typologies à l'échelle du bâtiment sont également disponibles. A ce titre, la typologie GENIUS (Tornay et al., 2017) a été développée pour le territoire français avec l'objectif d'améliorer la qualité des données d'entrée relatives à l'environnement bâti pour les modèles de type UCP-BEM (Urban Canopy Parameter – Building Energy Model) en particulier le modèle TEB-BEM (Schoetter et al., 2019). Cette typologie propose des archétypes de bâtiments et intègre des informations telles que l'emplacement, la

hauteur, la date de construction et le type d'utilisation des bâtiments. Dix archétypes ont été proposés, des données concernant les matériaux, l'isolation, le type de fenêtre, la proportion de vitrage ont été associées à chaque archétype. A l'échelle européenne, les projets TABULA et EPISCOPE ont permis de créer des typologies de bâtiments résidentiels pour 20 pays (Loga, Stein et Diefenbach, 2016). Chaque typologie nationale classe les bâtiments résidentiels selon leur âge, leur taille et leurs caractéristiques techniques et énergétiques. Ce travail a permis de collecter des données à l'échelle du continent via une procédure commune et standardisée, et ainsi d'avoir une estimation des performances énergétiques du parc immobilier résidentiel.

Le travail de typologie est également réalisé à l'échelle locale, soit approximativement l'échelle du quartier. Sur la base de travaux antérieurs (Ellefsen, 1991) (Oke, 2006), Stewart a mis au point une typologie climatique à l'échelle locale, à savoir les zones climatiques locales (Local Climate Zones, LCZ) (Stewart et Oke, 2012). Cette typologie vise à identifier des types de quartier auxquels correspondraient un comportement climatique particulier vis-à-vis du phénomène d'îlot de chaleur urbain. Elle comporte 17 types de zones climatiques, 10 d'entre elles concernent les zones construites et les 7 autres sont relatives aux zones non urbanisées (Figure 5). Chaque type de LCZ est défini à l'aide de 10 indicateurs, à savoir le facteur de vue du ciel, le rapport d'aspect, la hauteur moyenne des bâtiments, la classe de Davenport, les fractions de surface bâtie, perméable et imperméable, l'albédo effectif, l'effusivité thermique et le flux de chaleur anthropique. Ainsi, il s'avère que les indicateurs nécessaires à la construction des LCZ sont eux-mêmes des données dérivées. L'un des indicateurs, la classe de Davenport, est lui-même une typologie. En effet, à partir de deux indicateurs morphologiques, à savoir la longueur de rugosité et la hauteur de déplacement, Davenport a proposé une approche permettant de classer des zones en fonction de leurs caractéristiques aérodynamiques attendues (Wieringa, 1992) (Davenport et al., 2000).

L'approche par LCZ a été adoptée par de nombreuses équipes travaillant en climatologie urbaine. Pour une zone d'étude donnée, les LCZ peuvent être déterminées manuellement ou automatiquement à l'aide d'algorithmes développés à cet effet. Les méthodes automatiques reposent sur des données sous forme raster ou vecteur. WUDAPT (World Urban Database and Access Portal Tool) est l'une des approches raster les plus répandues (Ching et al., 2018). Elle se base sur un algorithme d'apprentissage supervisé, et utilise des images satellites comme données d'entrée.

D'autres algorithmes ont été proposés s'appuyant sur des données de type vecteur. Ils comportent généralement six étapes, à savoir la collecte des données, la définition d'unités spatiales de calcul, le calcul des indicateurs urbains à l'échelle des unités spatiales, la classification des unités spatiales en types de LCZ, une ou plusieurs étapes de post-traitement et l'évaluation des cartes obtenues (Quan et Bansal, 2021). La définition ou le choix d'unités spatiales de calcul est une étape importante car leur taille et leurs frontières conditionnent les valeurs des indicateurs urbains (cf. chapitre 5 - MAUP). A titre d'exemple, les Unités Topographiques et la donnée Urban Atlas ont été utilisées comme USR pour la détermination automatique de cartes LCZ.

Le développement d'algorithmes de classification automatique des unités spatiales en types de LCZ fait l'objet de nombreux travaux, à partir de bases de données morphologiques existantes constituées dans le projet MApUCE (Hidalgo et al, 2019)), ou par le développement de l'outil GeoClimate qui s'appuie sur un arbre de décision et le calcul de plusieurs indicateurs urbains (Bernard et al., 2024).

Parallèlement à l'approche LCZ, le concept de carte climatique urbaine (urban climatic map, UCMaP) a été proposé. Celui-ci est composé de deux éléments, à savoir la carte d'analyse (urban climatic analysis map, UC-AnMaP) et la carte de recommandations (urban climatic recommendation map, UC-ReMaP) (Ren et al, 2011).

La carte d'analyse synthétise les informations disponibles relatives à la météorologie, l'urbanisme, l'occupation du sol, la topographie et la végétation. Elle présente des données qui pourraient influencer les échanges énergétiques d'une surface urbaine aux échelles microclimatiques, locales et

mésoclimatiques. Elles peuvent provenir de mesures au sol ou aéroportées ainsi que de modélisations. Trois aspects principaux sont abordés, à savoir l'écoulement du vent, l'environnement thermique et la qualité de l'air.

La carte de recommandations est construite à partir de la carte d'analyse, et vise à être utilisée dans un contexte d'urbanisme opérationnel. Elle identifie les zones présentant un besoin ou une attention spécifique. L'un des enjeux des cartes de recommandations est de réussir à traduire l'information climatique en information utile et utilisable pour la planification (Hidalgo et al., 2023).

Afin de réaliser une carte d'analyse, le concept de climatope peut être mobilisé. Un climatope est une zone présentant une combinaison caractéristique de facteurs climatique et un environnement spécifique, pour une échelle spatiale allant de quelques dizaines à quelques centaines de mètres (*"Climatopes are areas of characteristic combinations of climatic factors and of similar relative significance for their surroundings, operating on a spatial scale of several tenths to hundredths of meters"*, (Scherer et al., 1999)).

Les concepts de LCZ et de climatope démontrent une certaine proximité. En effet, tous deux proposent un lien entre les caractéristiques urbaines d'un quartier et le microclimat qui en résulte. Cependant, le concept de LCZ se focalise uniquement sur la température d'air, tandis que le concept de climatope inclut notamment l'influence de la topographie sur l'écoulement du vent.

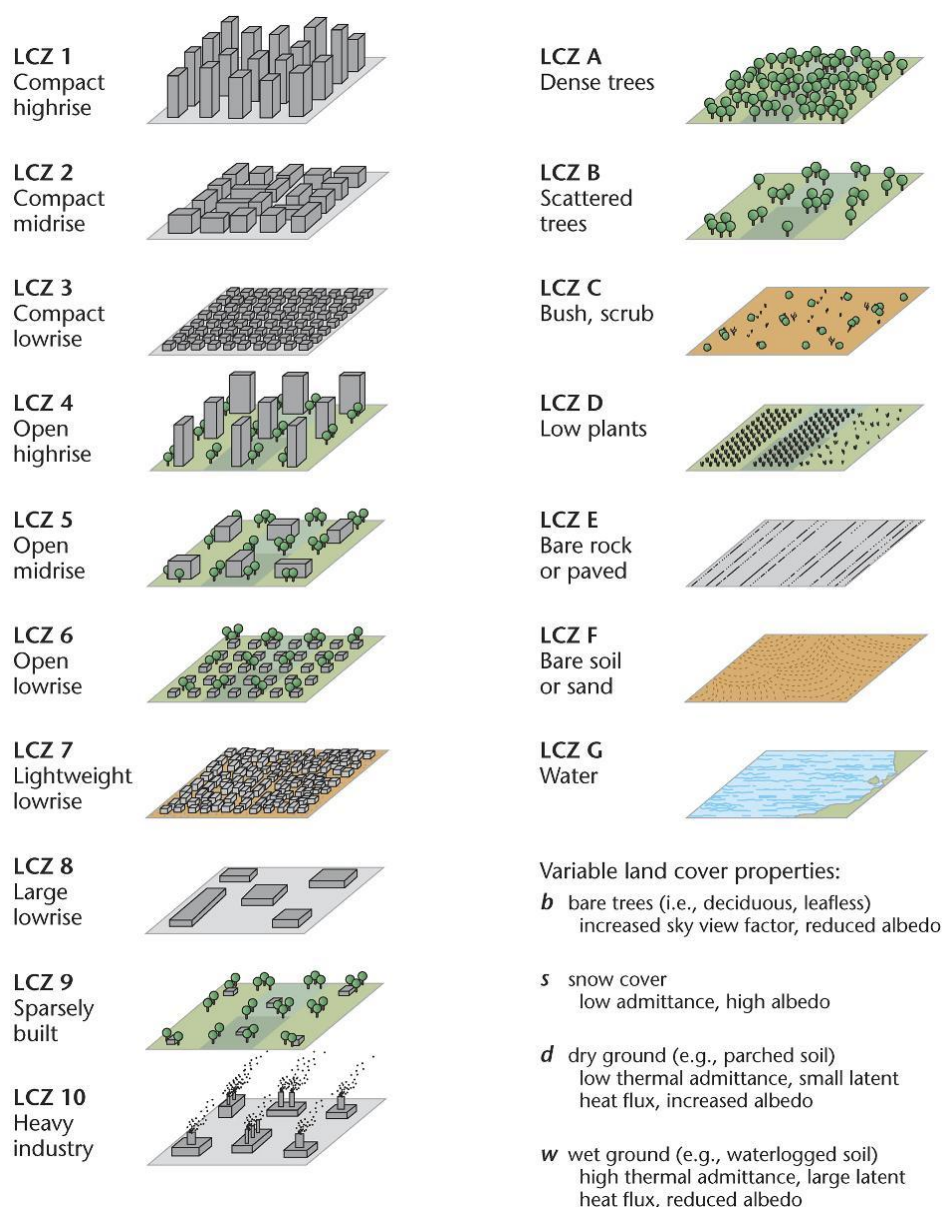


Figure 5. Référentiel de typologie des unités de surface urbaines en zone climatique locale (LCZ i.e. « Local Climate Zone ») selon les 17 types existants. (Oke et al., 2017)

3. Applications et utilisation des données dérivées

Cette section répertorie quatre démarches différentes mobilisant des données ou indicateurs quantitatifs dérivés utilisés en climatologie urbaine, mais qui existent aussi dans le champ plus généraliste des sciences environnementales urbaines.

3.1. Alimentation de modèles de simulation physique numérique

Les milieux urbanisés sont particulièrement exposés à la surchauffe, qu'elle soit diurne et impacte le stress thermique des usagers, ou nocturne et étroitement liée au phénomène d'îlot de chaleur pour lequel la chaleur se concentre sur les zones les plus densément bâties et artificialisées. Simuler les distributions de températures d'air et de surface, et d'autres champs de variables climatiques, thermiques et énergétiques est un moyen pour établir un diagnostic ou faire des études prospectives à partir de scénarisation d'urbanisation ou de stratégie d'aménagement vertueux pour le rafraîchissement. Un grand nombre de modèles numériques ont été développés durant les vingt dernières années pour répondre à ce besoin. Ils fournissent ces informations à différentes échelles spatiales, de l'échelle du bâtiment à l'échelle de l'agglomération.

Ces modèles requièrent une liste spécifique de données d'entrée descriptives de l'environnement urbain, dont le niveau de détail varie selon la complexité et les exigences de modélisation. Des approches empiriques ou sur une base physique simplifiée peuvent simplement mobiliser des informations basiques relatives à la largeur des rues ou la hauteur des bâtiments, tandis que des modèles plus complexes reposant sur une base physique explicite ont besoin d'une grande quantité d'informations détaillées concernant les matériaux, l'occupation du sol, la morphologie urbaine et les activités anthropiques (Masson et al., 2020). Ces données d'entrée sont très souvent des données dérivées qui nécessitent d'être calculées et vérifiées. A titre d'exemple, la Figure 6 illustre la diversité des niveaux de détails requis par les différents types de modèles en matière de données dérivées.

Les données qui les alimentent peuvent être générées à grande échelle et mises à disposition de la communauté scientifique et technique sur des portails comme Copernicus pour des données dérivées standardisées issues de l'imagerie satellitaire, ou sur des portails spécifiques et via des data papers comme pour la base de données LCZ européenne (Demuzere et al., 2019) ou mondiale (Demuzere et al., 2022) issues de l'initiative internationale World Urban Database and Access Portal Tools (WUDAPT). Des outils géomatiques - i.e. Geoclimate, (Bocher et al., 2021) - ou des bases de données spécifiques - i.e. ECOCLIMAP (Faroux et al., 2013) - permettent de constituer les données dérivées et formater directement les jeux de données d'entrée selon les spécifications des modèles à échelle sub-méso, comme pour le modèle TEB-SURFEX.

Pour l'échelle de la rue, les données dérivées ne sont pas utilisées de la même manière puisqu'en général, les modèles dédiés nécessitent une description de la composition des facettes urbaines métriques avec une connaissance précise des données brutes liées aux propriétés thermiques des matériaux, ou physiques des surfaces de sol artificielles ou naturelles. Dans ce cas, les données dérivées ont plus vocation à donner des informations sur les conditions aux limites en profondeur dans le sol (composition structurale et propriétés thermiques du sous-sol, disponibilité en eau, etc.) ou bien les scénarios d'occupation ou de gestion technique et thermique à l'intérieur des bâtiments (Musy et al., 2021).

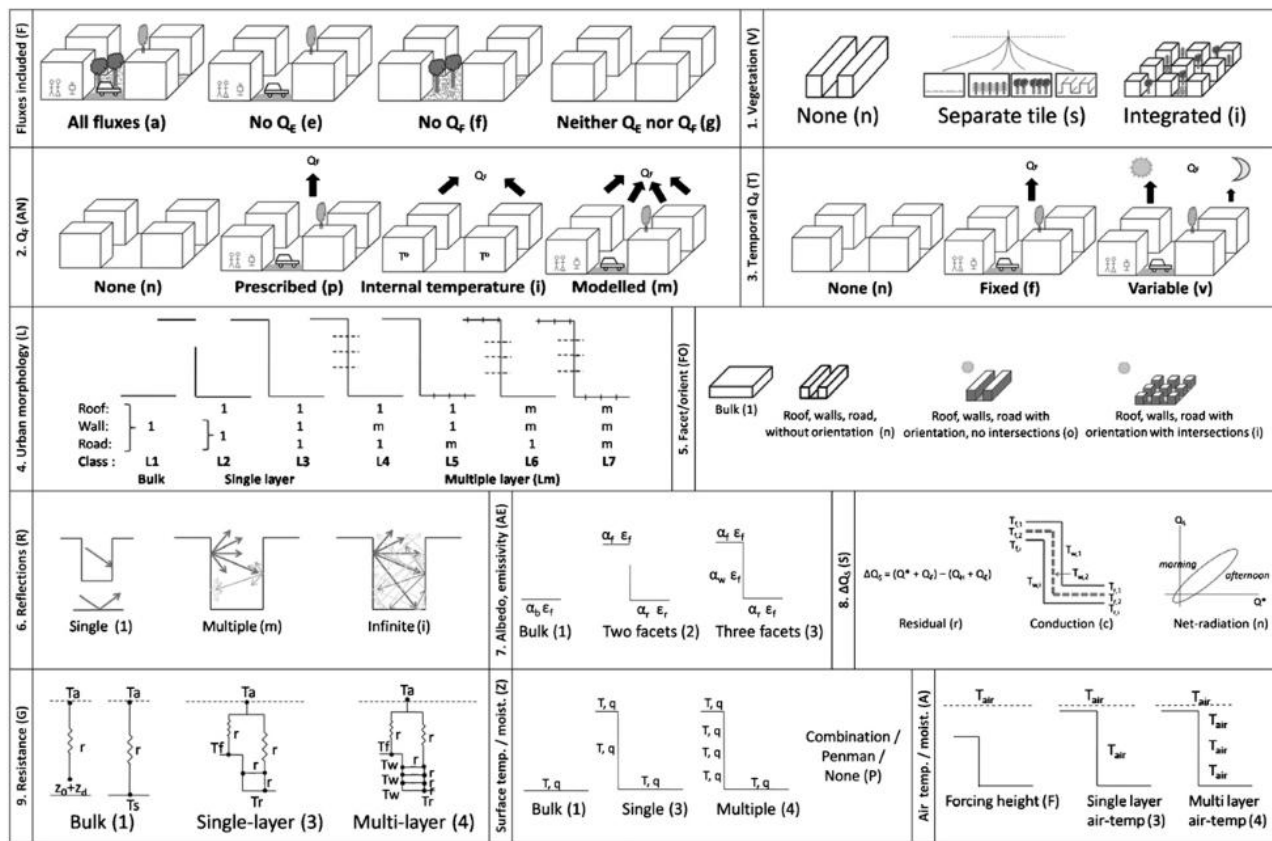


Figure 6. Niveaux de détails requis en matière de données dérivées pour différents modèles (Grimmond et al., 2010)

3.2. Détermination indirecte de données non disponibles

Certaines données ne sont ni disponibles dans des bases de données accessibles, ni observables ou mesurables par des techniques et protocoles éprouvés, d'autant plus si elles sont liées à des usages ou pratiques humaines. Il s'agit alors de déterminer par déduction, par approche statistique ou empirique, ou bien par proxys, les valeurs d'indicateurs recherchés. Plusieurs exemples peuvent être cités comme :

- L'affectation de modes constructifs et de matériaux constitutifs de l'enveloppe de bâtiments en fonction de l'identification de la région géographique, puis de l'archétype architectural, de l'année de construction et de l'usage de ces bâtiments (Tornay et al., 2017) ;
- La détermination du profil d'occupation, du taux d'équipement dégageant de la chaleur, et de consommations énergétiques des bâtiments en fonction de l'usage de ces bâtiments (Schoetter et al. 2017, 2019).

Les données dérivées trouvent aussi leur raison d'être du fait que les données brutes n'existent pas au niveau de détail et à la résolution spatiale requise par les applications. Pour des USR de type grille ou maillage régulier, qui intègrent des éléments urbains hétérogènes (bâtiments, infrastructures, sols, etc.), les données peuvent s'obtenir par changement d'échelle, agrégation et désagrégation spatiale, voire interpolation ou extrapolation.

3.3. Analyse climatique des aires urbanisées

Que ce soit pour analyser des sorties de modèles, des mesures in-situ ou bien établir un diagnostic à l'échelle de la ville ou du quartier ne s'appuyant pas directement sur des données microclimatiques au sens strict, il est utile de passer par une analyse spatiale de données dérivées. Elles peuvent être utiles aux acteurs du territoire investis dans des démarches de planification urbaine, pour identifier et

caractériser des zones à enjeu, ou dans des démarches de projets d'aménagement comme critères de comparaison de plusieurs scénarios de conception.

Ces dernières années l'utilisation de la typologie LCZ s'est démocratisée dans la communauté de recherche en climatologie urbaine avec une recrudescence d'articles s'appuyant sur cette approche. Initialement la typologie LCZ répondait au besoin d'un référentiel international partagé, pour décrire de manière homogène les quartiers urbains dans des études relatives à la caractérisation, compréhension et inter-comparaison du phénomène d'îlot de chaleur urbain (Stewart & Oke, 2012). Depuis, des études ont pu mettre en avant des relations de cause à effet entre les anomalies de température d'air ou de surfaces urbaines locales et la typologie LCZ.

La cartographie en LCZ d'une agglomération peut ainsi alimenter un pré-diagnostic climatique urbain pour identifier les zones les plus exposées à l'îlot de chaleur, vis-à-vis de leur morphologie et des caractéristiques des revêtements de sol et des bâtiments. Spatialiser ces zones à enjeux selon l'USR propre aux schémas LCZ permet de classer ou hiérarchiser ces zones à enjeux et donner des clés de décision et des priorités d'intervention aux urbanistes.

Par ailleurs, les modèles physiques présentés dans la section précédente étant plutôt des outils destinés à la recherche, les données urbaines dérivées permettent aussi d'alimenter des modèles semi-empiriques ou géostatistiques plus simples. A partir d'un échantillon réduit d'entrées, ces modèles ou corrélations spatialisent des températures d'air potentielles (Gardes et al., 2020) ou des indicateurs dérivés comme le potentiel de rafraîchissement (Leconte et al., 2020).

3.4. Hybridation des données pour un diagnostic territorial multicritère et assistance à la planification urbaine

Les acteurs opérationnels sont très demandeurs de données pour leurs diverses applications, tant qu'elles sont adaptées à leurs pratiques, suffisamment intelligibles, et synthétiques du fait de leurs connaissances et compétences souvent sommaires par rapport à la donnée climatique ou géomatique. Ainsi les données dérivées sont aussi un moyen de combiner, synthétiser et restituer des informations utiles pour l'aide à la décision.

Deux exemples illustrent ce procédé que l'on qualifie d'hybridation de données. Le premier concerne l'analyse de la vulnérabilité climatique en milieu urbain. L'identification de zones à enjeu passe non seulement par la caractérisation d'un aléa ou d'une exposition, qui peut être l'intensité locale de l'îlot de chaleur, mais aussi par la caractérisation de ses enjeux qu'ils soient sociaux-démographiques (i.e. populations sensibles à la chaleur) ou infrastructurels (i.e. bâtiments mal isolés, et propices à l'inconfort d'été). Ainsi des travaux ont proposé des méthodes de croisement de données (Li et al., 2022) pour générer des indicateurs de vulnérabilité qui peuvent éclairer les décideurs pour affiner des stratégies de plan canicule, ou de mise en œuvre de solution d'adaptation comme la mise en place d'îlot de fraîcheur en aménageant l'espace public.

Le deuxième concerne la production de cartes de synthèse en climatologie urbaine. Diverses approches comme les UC-Maps ou les Climatopes ont été explorées (Ren et al. 2011) et reposent toutes sur l'hybridation de couches géomatiques et l'extraction des informations stratégiques pour l'opérationnalisation et l'aide à la décision (Yin et al. 2011), (Jégou et al. 2022) (Hidalgo et al. 2023). Il s'agit de franchir le pas de l'analyse des données thématiques et vers la création de cartes de recommandations utiles au processus de planification urbaine. Il peut s'agir d'identifier de manière concrète des leviers pour les règlements à appliquer dans les plans locaux d'urbanisme, comme la nécessité de végétaliser en formulant des coefficients de biotopes selon le type de zones à aménager.

4. Limites des données dérivées en climatologie urbaine

Bien que les données dérivées puissent fournir des informations précieuses pour comprendre l'influence de la forme et du tissu urbain, de l'usage du sol, ainsi que l'importance de la couverture végétale dans les caractéristiques du climat local, elles comportent certaines limites et répercussions, tant sur la recherche que sur l'opérationnel, qui y sont associées. L'objectif de cette section est de les discuter en présentant quelques points clés à considérer.

4.1. Limites liées à la qualité de la donnée brute

L'exactitude et la fiabilité des données dérivées dépendent de la qualité des données brutes utilisées en entrée. Si les données brutes sont incomplètes, inexactes¹ ou biaisées² cela peut affecter la fiabilité des données dérivées. Par exemple, la donnée de végétation est souvent incomplète (voir chapitre 1). Les données de végétation (basse, arbustive et arborée) des espaces publics sont souvent mieux renseignées que celle des espaces privés (Crombette, 2016). La fraction des surfaces de routes peut être inexacte à cause d'une approximation de la largeur des routes à partir d'une description du réseau routier linéaire qui ne contient que des catégories de voirie pour lesquelles une largeur fixe est souvent attribuée dans le calcul (Figure 7). Par ailleurs, l'albédo moyen ou l'émissivité moyenne peuvent être soumis à des biais, du fait d'une méconnaissance de la matérialité des surfaces urbanisées et de défauts de calibration, ou des incertitudes fortes liées au matériel et à la technique de mesure.

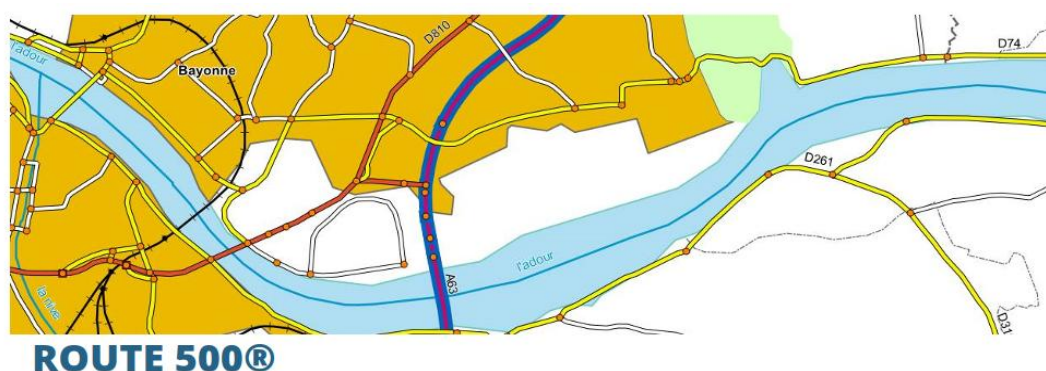


Figure 7. Exemple de la BD du réseau routier produite par l'IGN (<https://geoservices.ign.fr/route500>)

4.2. Limites liées à la résolution

Les résolutions spatiale et temporelle des données brutes ont un impact sur l'exactitude et le niveau de détail des données dérivées. Les données brutes à plus haute résolution peuvent fournir des résultats plus précis, tandis que les données à plus faible résolution peuvent conduire à des généralisations (représentations trop simplistes) et à des limitations dans la capture des phénomènes climatiques urbains ayant des effets très locaux (Ruas, 2002). Par exemple, la donnée liée aux petites et moyennes masses d'eau ne serait pas "vues" par une résolution spatiale trop grossière. De même, la donnée de rafales de vent trop rapides ne serait pas identifiable à travers un indicateur de vent moyen.

La résolution spatiale des données brutes collectées peut être dépendante de la technique de mesure. Par exemple, la résolution de données collectées par télédétection peut ne pas être suffisamment fine pour capturer les variations à petite échelle des caractéristiques des surfaces urbaines ou de l'occupation du sol (Liu et al., 2020). Elle peut être également dépendante de la technique de maillage. Par exemple, la taille des USR définis en section 2 varie en fonction de la taille du bloc urbain (au sens d'un groupe

¹ Informations incorrectes ou imprécises.

² Les données biaisées sont biaisées dans une direction particulière conduisant à des conclusions trompeuses.

de bâtiments contigus). Ce dernier aura tendance à être plus petit (et donc représentera une plus haute résolution) en centre-ville par rapport à la périphérie (Figure 8).



Figure 8. Type de bâtiment dominant à l'échelle USR pour un quartier de Paris.

La résolution temporelle de certaines données dynamiques, comme par exemple la végétation, est souvent dépendante des écarts temporels dans la collecte de données brutes (par exemple, passages satellites intermittents, couverture temporelle limitée des relevés au sol) ce qui peut entraîner une sous-estimation ou une surestimation des variations diurnes et saisonnières des propriétés de surface, affectant la représentation de la dynamique atmosphérique urbaine.

4.3. Limites de la disponibilité des données

Au-delà de l'incomplétude spatiale et temporelle des bases de données géographiques et environnementales existantes, la disponibilité des données brutes sur certains paramètres morphologiques ou physiques peut être un facteur limitant dans l'étude du climat urbain et peut nuire à l'exactitude et à l'exhaustivité des données dérivées. L'absence de données peut survenir en raison des limites de moyens d'observation et de caractérisation de la surface (par exemple dans le cas des villes du Sud (Mhedbhi, 2021)) ou à cause de difficultés d'accès à la donnée (par exemple la difficulté de caractériser le champ de vent (Bernard et al. 2023) rendant difficile le calcul de la perméabilité au vent du milieu urbanisé).

4.4. Limites liées aux techniques de traitement des données brutes

Les hypothèses, les simplifications et les biais dans les méthodes et algorithmes de traitement peuvent affecter l'exactitude et la représentativité des données dérivées. L'exactitude des variables dérivées dépend de la validité des hypothèses sous-jacentes. Des résultats trompeurs peuvent survenir si les variables dérivées ne sont pas bien adaptées au contexte urbain spécifique car les hypothèses ne sont peut-être pas valables universellement dans différents contextes urbains. A titre d'exemple, l'hypothèse de « la ville canyon » ne s'applique pas à toutes les configurations urbaines. Un autre exemple concerne le calcul du potentiel de ventilation. Les approches statistiques chinoises pour le calcul du potentiel de ventilation (Ng and Chan, 2012) dans les cartes climatiques accordent un fort poids à la hauteur du bâti. Cette hypothèse ne s'applique pas convenablement aux villes françaises qui ont, quant à elles, une hauteur de bâti plus homogène.

L'utilisation de modèles pour estimer des variables physiques en des lieux et des moments où des mesures atmosphériques directes ne sont pas disponibles nécessitent des données dérivées comme

données d'entrée. Les limites des données dérivées dépendent de la pertinence des techniques de modélisation choisies. Différentes familles de modèles existent en fonction du cas d'application et de l'échelle spatiale à modéliser. A titre d'exemple, les modèles pertinents pour l'évaluation des impacts potentiels du développement urbain à grande échelle seront différents des modèles à utiliser pour l'étude des changements d'affectation des sols et des stratégies d'atténuation sur le climat urbain à échelle très locale (Masson, 2020).

4.5. Représentativité des typologies

Les typologies servent à généraliser les zones urbaines en grandes catégories. Elles présentent des limites de plusieurs natures. En premier lieu, le manque de représentativité de certaines catégories peut conduire à des évaluations biaisées de l'occupation du sol, par exemple la difficulté à représenter des morphologies urbaines diverses ou hybrides pour les LCZ (Bechtel et al., 2019).

Ensuite, la méthodologie de caractérisation, que ce soit par exemple via des données satellites (approches dites "top-down") ou SIG (approches dites "bottom-up") pour les LCZ, a un impact sur la classification obtenue. Hidalgo et al. (2019) (Figure 9) ont comparé la typologie LCZ sur les zones bâties, obtenue à travers la méthode WUDAPT avec celle proposée dans le même article à partir de données SIG obtenues au cours du projet de recherche MAPUCE pour les villes de Paris, Nantes et Toulouse. Deux études sont présentées, basées sur la surface totale et individuelle de la LCZ et sur une analyse géographique basée sur le bâtiment (classe de densité et de hauteur du bâtiment). Les résultats montrent que par rapport à l'approche MAPUCE, en termes généraux, WUDAPT sous-représente les zones urbanisées. Les principales différences apparaissent dans les petites zones suburbaines où il y a peu de bâtiments. Ces différences se concentrent principalement sur LCZ 6, 8 et 9. Même si les noyaux de villes sont assez bien représentés dans l'approche WUDAPT en termes d'extension urbaine, l'approche SIG capture mieux la résolution de ces zones, et les structures des centres-villes sont ainsi mieux représentés. Les différences observées concernent principalement la LCZ 6 à Toulouse et la LCZ 4 à Paris. Dans le cas de Nantes, même si la répartition des LCZ est comparable, les zones bâties sont particulièrement sous-représentées d'une manière générale.

Enfin, les seuils utilisés pour la classification SIG influencent le processus de classification. Dans le cas de la typologie LCZ, Stewart and Oke (2012) ont proposé des seuils pour les différents indicateurs (e.g. facteur de vue du ciel, rapport d'aspect, hauteur des bâtiments) qui peuvent ne pas être adaptés à tous les territoires. Par exemple, Hidalgo et al. (2019) ont calculé (à l'aide de la méthode des k-means combinée à un reclassement post-supervisé) des classes LCZ avec des seuils spécifiques pour Nantes, Paris et Toulouse, garantissant ainsi une meilleure classification par rapport aux seuils de Stewart and Oke (2012). Par exemple, les zones « compactes » correspondent à une densité de construction supérieure à 40 % dans le tableau générique alors que les valeurs résultantes pour Nantes, Toulouse et Paris, sont respectivement 36%, 37% et 33,8%. La Figure 10 compare les typologies obtenues à Toulouse pour les seuils proposés par Stewart and Oke (2012) et les seuils déterminés par Hidalgo et al. (2019).

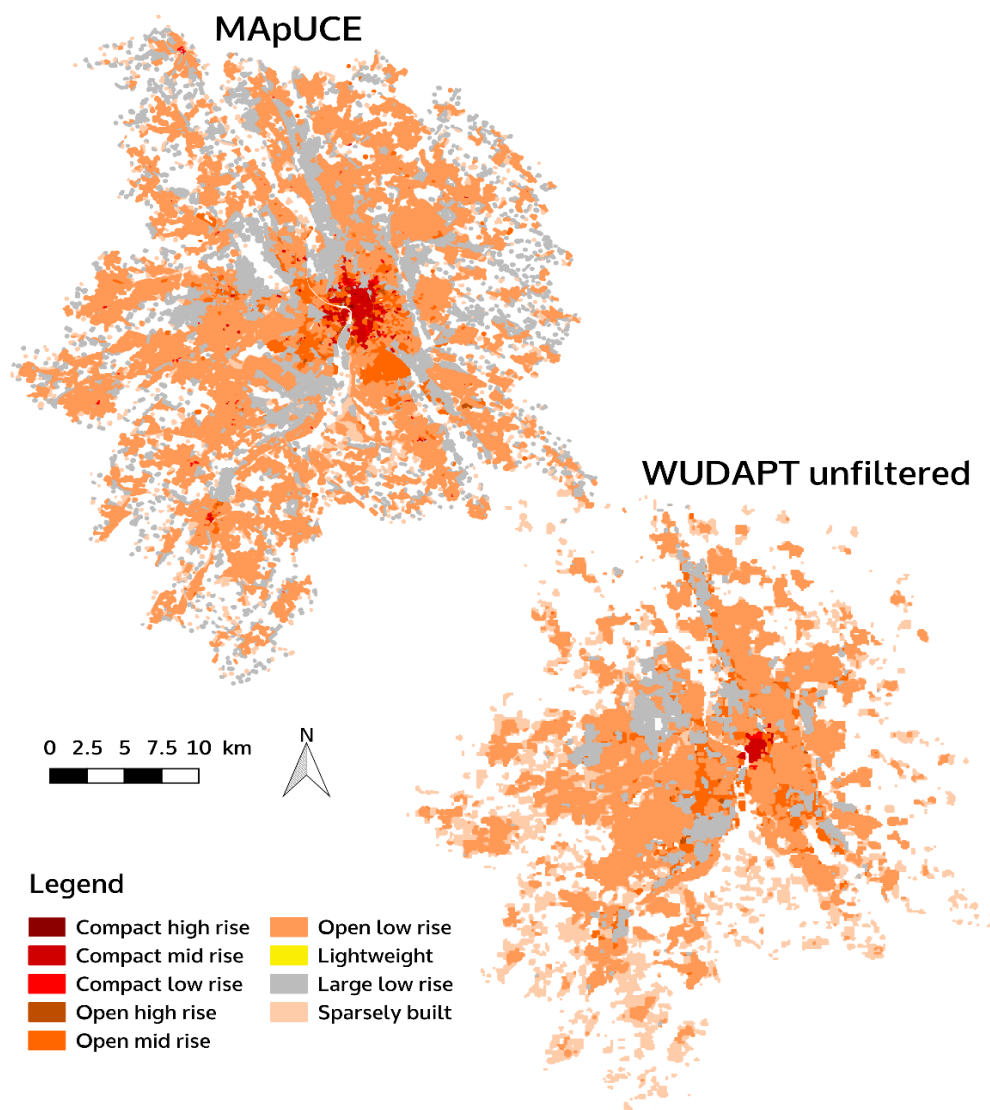


Figure 9. Carte des LCZ urbaines MAPUCE (à gauche) et WUDAPT satellite avant application de post traitement de filtrage des petites entités (à droite).

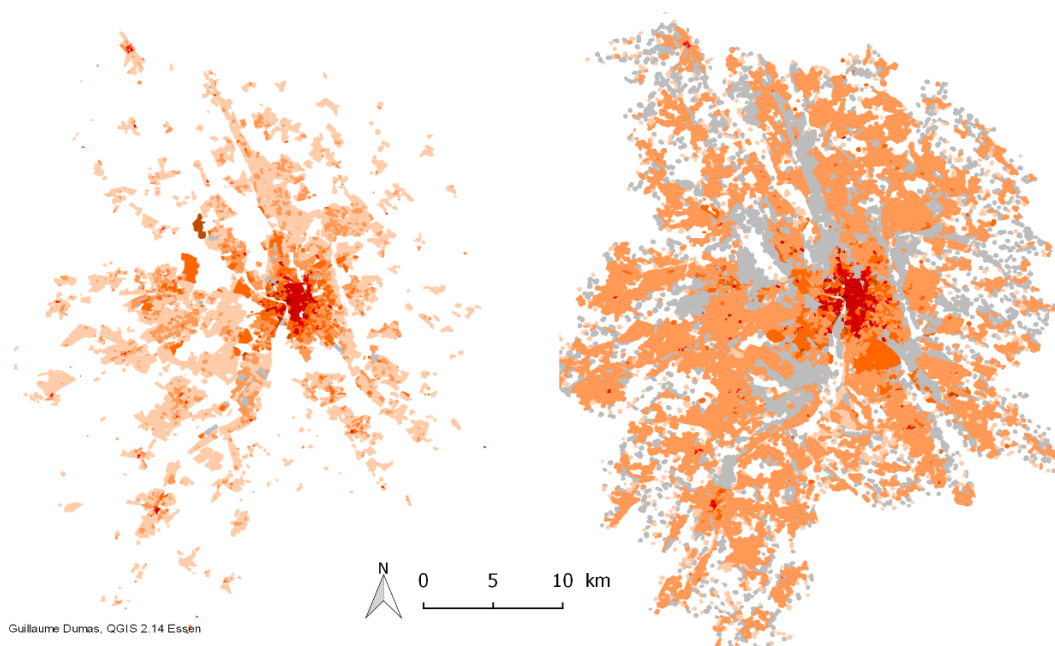


Figure 10. Impact des seuils utilisés pour la classification LCZ : seuils génériques (à gauche) tel que définis par Stewart and Oke (2012) et seuils spécifiques au terrain (à droite) tels que calculés par Hidalgo et al., (2019)

5. Conclusion

En complément des données brutes utilisables, les données dérivées sont des éléments essentiels de la recherche en climatologie urbaine. Ce chapitre leur a été consacré, avec une attention particulière sur celles mobilisées pour les modèles de simulation numérique et l'analyse territoriale.

Dans un premier temps, l'analyse s'est focalisée sur des enjeux de définition des données dérivées. Le concept d'unité spatiale de référence a été précisé, en rappelant que le choix de l'USR impacte considérablement la donnée dérivée sur laquelle elle est calculée. Une sélection d'USR a été présentée, parmi la grande variété utilisée par les chercheurs. Par la suite, des indicateurs morphologiques et physiques ont été introduits, afin de souligner la grande diversité des données dérivées produites. Parmi ces dernières, les typologies sont des constructions théoriques qui reposent sur des indicateurs et des USR, plusieurs d'entre elles ont été discutées.

Dans un second temps, les applications et utilisations des données dérivées ont été abordées. Elles sont très diverses et concernent l'alimentation de modèle de simulation physique numérique, la détermination indirecte de données non disponibles, l'analyse climatique des aires urbanisées et l'hybridation des données pour un diagnostic territorial multicritère.

Enfin, certaines catégories de limites des données dérivées en climatologie urbaine ont été présentées. Prendre conscience de et remédier à ces limites implique souvent une combinaison d'amélioration des technologies d'observation, d'affinement des techniques de modélisation et d'intégration du contexte local pour améliorer l'exactitude et la pertinence des données dérivées de la surface dans les études de climatologie urbaine. Les chercheurs s'efforcent de combler le fossé entre les échelles de données brutes et les échelles auxquelles les processus climatiques urbains opèrent afin de fournir des informations plus significatives pour les stratégies de planification urbaine et d'atténuation du changement climatique.

Références bibliographiques

- Bechtel, B., Alexander, P. et al. (2019). Generating WUDAPT Level 0 data – Current status of production and evaluation. *Urban Climate*, 27, p. 24-45. ([10.1016/j.uclim.2018.10.001](https://doi.org/10.1016/j.uclim.2018.10.001))
- Benedikt, M. L. (1979). To take hold of space: isovists and isovist fields. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 6(1), 47–65. <https://doi.org/10.1068/b060047>
- Bernabé, A., Bernard, J., Musy, M., Andrieu, H., Bocher, E., Calmet, I., Kéravec, P., & Rosant, J.-M. (2015). Radiative and heat storage properties of the urban fabric derived from analysis of surface forms. *Urban Climate*, 12, 205–218. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2015.04.001>
- Bernard, J., Bocher, E., Petit, G., & Palominos, S. (2018). Sky View Factor Calculation in Urban Context: Computational Performance and Accuracy Analysis of Two Open and Free GIS Tools. *Climate*, 6(3), 60. <https://doi.org/10.3390/cli6030060>
- Bernard, J., Lindberg, F., Oswald, S.. URock (2023a): an open-source GIS-based wind model for complex urban settings. *Geoscientific Model Development*, 2023, 16 (20), pp.5703-5727. [10.5194/gmd-16-5703-2023](https://doi.org/10.5194/gmd-16-5703-2023).
- Bernard, J., Bocher, E., Gousseff, M., Leconte, F., & Le Saux Wiederhold, E. (2024). A generic algorithm to automatically classify urban fabric according to the local climate zone system : Implementation in GeoClimate 0.0.1 and application to French cities. *Geoscientific Model Development*, 17(5), 2077-2116. <https://doi.org/10.5194/gmd-17-2077-2024>
- Biljecki, F., Zhao, T., Liang, X., & Hou, Y. (2023). Sensitivity of measuring the urban form and greenery using street-level imagery: A comparative study of approaches and visual perspectives. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 122, 103385. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103385>
- Bocher, E., Petit, G., Bernard, J., & Palominos, S. (2018). A geoprocessing framework to compute urban indicators: The MApUCE tools chain. *Urban Climate*, 24, 153–174. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2018.01.008>
- Bocher, E., Bernard, J., Wiederhold, E., Leconte, F., Petit, G., Palominos, S., & Noûs, C. (2021). GeoClimate: a Geospatial processing toolbox for environmental and climate studies. *Journal of Open Source Software*, 6(65), 3541. <https://doi.org/10.21105/joss.03541>
- Boffet, A. (2002). L'analyse des villes. In *Généralisation et représentation multiple* (Hermès Sciences Publications, p. 390).

- Chen, F., Yu, B., Wu, M., & Yang, X. (2022). Improved Urban Finescale Forecasting During a Heat Wave by Using High-Resolution Urban Canopy Parameters. *Frontiers in Climate*, 3, 771441. <https://doi.org/10.3389/fclim.2021.771441>
- Ching, J., Mills, G., Bechtel, B., See, L., Feddema, J., Wang, X., Ren, C., Brousse, O., Martilli, A., Neophytou, M., Mouzourides, P., Stewart, I., Hanna, A., Ng, E., Foley, M., Alexander, P., Aliaga, D., Niyogi, D., Shreevastava, A., ... Theeuwes, N. (2018). WUDAPT: An Urban Weather, Climate, and Environmental Modeling Infrastructure for the Anthropocene. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 99(9), 1907–1924. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-16-0236.1>
- Conrad, O., Bechtel, B., Bock, M., Dietrich, H., Fischer, E., Gerlitz, L., Wehberg, J., Wichmann, V., & Böhner, J. (2015). System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4. *Geoscientific Model Development*, 8(7), 1991–2007. <https://doi.org/10.5194/gmd-8-1991-2015>
- Copernicus. (2020). Urban Atlas Mapping Guide v6..3 (p. 48) [Technical report]. European Commission. <https://land.copernicus.eu/en/products/urban-atlas>
- Cordeau, E. (2016). Les îlots morphologiques urbains (IMU), Délimitation et caractérisation des IMU 2012 en Île-de-France (p. 126) [Technical report]. Institut d'aménagement et d'urbanisme d'Île-de-France (IAU-IDF). <https://www.institutparisregion.fr/nos-travaux/publications/les-ilots-morphologiques-urbains-imu/>
- Crombette, P. Contribution des technologies satellitaires Pléiades à l'étude des trames vertes urbaines : entre maintien des connectivités écologiques potentielles et densification des espaces urbains. *Géographie. Université Toulouse le Mirail - Toulouse II*, 2016. Français. (NNT : 2016TOU20032). (tel-01503506v2)
- Davenport, A., Grimmond, C., Oke, T. et Wieringa, J. (2000). Estimating the roughness of cities and sheltered country. In *Proceedings of the 12th Conference of Applied Climatology*.
- Demuzere M, Bechtel B, Middel A, Mills G (2019) Mapping Europe into local climate zones. *PLoS ONE* 14(4): e0214474. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0214474>
- Demuzere, M., Kittner, J., Martilli, A., Mills, G., Moede, C., Stewart, I. D., van Vliet, J., and Bechtel, B.: A global map of local climate zones to support earth system modelling and urban-scale environmental science, *Earth Syst. Sci. Data*, 14, 3835–3873, <https://doi.org/10.5194/essd-14-3835-2022>, 2022
- Ellefsen, R. (1990). Mapping and measuring buildings in the urban canopy boundary layer in ten US cities. *Energy and Buildings*, 15–16, 1025–1049.
- European Environment Agency. (2018) CORINE Land Cover 2018. (20.01). [data file and codebook]. <https://doi.org/10.2909/71c95a07-e296-44fc-b22b-415f42acfd0>
- Faroux, S., Kaptué Tchuenté, A. T., Roujean, J.-L., Masson, V., Martin, E., & Le Moigne, P. (2013). ECOCLIMAP-II/Europe: a twofold database of ecosystems and surface parameters at 1 km resolution based on satellite information for use in land surface, meteorological and climate models. *Geoscientific Model Development*, 6(2), 563–582. <https://doi.org/10.5194/gmd-6-563-2013>
- Gardes, T., Schoetter, R., Hidalgo, J., Long, N., Marquès, E., Masson, V. (2020). Statistical prediction of the nocturnal urban heat island intensity based on urban morphology and geographical factors - An investigation based on numerical model results for a large ensemble of French cities, *Science of The Total Environment*, Volume 737, 139253, ISSN 0048-9697, <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139253>.
- Grimmond, C. S. B., Blackett, M., Best, M. J., Barlow, J., Baik, J., Belcher, S. E., Bohnenstengel, S. I., Calmet, I., Chen, F., Dandou, A., Fortuniak, K., Gouvea, M. L., Hamdi, R., Hendry, M., Kawai, T., Kawamoto, Y., Kondo, H., Krayenhoff, E. S., Lee, S., Loridan, T., Martilli, A., Masson, V., Miao, S., Oleson, K., Pigeon, G., Porson, A., Ryu, Y., Salamanca, F., Shashua-Bar, L., Steeneveld, G., Tombrou, M., Voogt, J., Young, D., & Zhang, N. (2010). The International Urban Energy Balance Models Comparison Project: First Results from Phase 1. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 49(6), 1268–1292. <https://doi.org/10.1175/2010JAMC2354.1>
- Hidalgo, J., Dumas, G., Masson, V., Petit, G., Bechtel, B., Bocher, E., Foley, M., Schoetter, R., & Mills, G. (2019). Comparison between local climate zones maps derived from administrative datasets and satellite observations. *Urban Climate*, 27, 64–89. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2018.10.004>
- Hidalgo, J., Touati, N., Haouès-Jouve, S., Jegou, L., Bretagne, G., Bocher, G., Masson, V., Mayis, A., Jouglar, R., Petit, G., Schoetter, R. « Mapping the urban climate to address summer comfort management in French urban planning documents », *Cybergeo: European Journal of Geography* [En ligne] <https://doi.org/10.4000/cybergeo.40319>
- Jegou, L., Touati, N., Hidalgo, J., « Proposals for the use of graphical models in urban climatic maps », *Cybergeo: European Journal of Geography* [En ligne], Cartographie, Imagerie, SIG, document 1026, mis en ligne le 29 juillet 2022, consulté le 27 février 2024. URL : <http://journals.openedition.org/cybergeo/39354> ; DOI : <https://doi.org/10.4000/cybergeo.39354>

- Leconte, F., Bouyer, J., Claverie, R. (2020). Nocturnal cooling in Local Climate Zone: Statistical approach using mobile measurements, *Urban Climate*, Volume 33, 100629, ISSN 2212-0955, <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2020.100629>.
- Li, F., Yigitcanlar, T., Nepal, M., Thanh, K. N., & Dur, F. (2022). Understanding Urban Heat Vulnerability Assessment Methods: A PRISMA Review. *Energies*, 15(19), Article 19. <https://doi.org/10.3390/en15196998>
- Li, X., Ratti, C., & Seiferling, I. (2018). Quantifying the shade provision of street trees in urban landscape: A case study in Boston, USA, using Google Street View. *Landscape and Urban Planning*, 169, 81–91. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2017.08.011>
- Lindberg, F., Grimmond, C. S. B., Gabey, A., Huang, B., Kent, C. W., Sun, T., Theeuwes, N. E., Järvi, L., Ward, H. C., Capel-Timms, I., Chang, Y., Jonsson, P., Krave, N., Liu, D., Meyer, D., Olofson, K. F. G., Tan, J., Wästberg, D., Xue, L., & Zhang, Z. (2018). Urban Multi-scale Environmental Predictor (UMEP) : An integrated tool for city-based climate services. *Environmental Modelling & Software*, 99, 70-87. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.09.020>
- Liu, M.; Yu, T.; Gu, X.; Sun, Z.; Yang, J.; Zhang, Z.; Mi, X.; Cao, W.; Li, J. The Impact of Spatial Resolution on the Classification of Vegetation Types in Highly Fragmented Planting Areas Based on Unmanned Aerial Vehicle Hyperspectral Images. *Remote Sens.* 2020, 12, 146. <https://doi.org/10.3390/rs12010146>
- Loga, T., Stein, B., & Diefenbach, N. (2016). TABULA building typologies in 20 European countries—Making energy-related features of residential building stocks comparable. *Energy and Buildings*, 132, 4-12. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.06.094>
- Long, N., Kergomard, C., 2005. Classification morphologique du tissu urbain pour des applications climatologiques. *Revue Internationale de Géomatique* 15, 487–512.
- Ma, W., Wang, B., Liu, C., Li, Q., Yang, C., Pan, J., Zhou, B., & Wang, Y. (2023). Complex buildings orientation recognition and description based on vector reconstruction. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 123, 103486. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103486>
- Masson, V. (2000). A Physically-Based Scheme For The Urban Energy Budget In Atmospheric Models. *Boundary-Layer Meteorology*, 94(3), 357–397. <https://doi.org/10.1023/A:1002463829265>
- Masson V., W. Heldens, E. Bocher, M. Bonhomme, B. Bucher, C. Burmeister, C. de Munck, T. Esch, J. Hidalgo, F. Kanani-Sühring, Y-T Kwok, A. Lemonsu, J.-P. Lévy, B. Maronga, D. Pavlik, G. Petit, L. See, R. Schoetter, N. Tornay, A. Votsis, J. Zeidler, 2020 : City-descriptive input data for urban climate models : Model requirements, data sources and challenges, *Urban Climate*, 31, doi:10.1016/j.uclim.2019.100536
- Mhedhbi, Z. (2021). Construire une expertise climatique locale pour mettre à l'agenda l'adaptation au changement climatique dans la planification et l'aménagement urbains : le cas du Grand Tunis. Université Toulouse le Mirail - Toulouse II
- Musy, M., Azam, MH., Guernouti, S., Morille, B., Rodler, A. (2021). The SOLENE-Microclimat Model: Potentiality for Comfort and Energy Studies. In: Palme, M., Salvati, A. (eds) *Urban Microclimate Modelling for Comfort and Energy Studies*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-65421-4_13
- Nice, K. A., Wijnands, J. S., Middel, A., Wang, J., Qiu, Y., Zhao, N., Thompson, J., Aschwanden, G. D. P. A., Zhao, H., & Stevenson, M. (2020). Sky pixel detection in outdoor imagery using an adaptive algorithm and machine learning. *Urban Climate*, 31, 100572. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2019.100572>
- Oke, T. R. (2006). Towards better scientific communication in urban climate. *Theoretical and Applied Climatology*, 84(1–3), 179–190. <https://doi.org/10.1007/s00704-005-0153-0>
- Oke, T. R., Mills, G., Christen, A., & Voogt, J. A. (2017). *Urban Climates*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781139016476>
- Quan, S. J., & Bansal, P. (2021). A systematic review of GIS-based local climate zone mapping studies. *Building and Environment*, 196, 107791. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.107791>
- Regnauld, N. (2002). Généralisation des bâtiments. In *Généralisation et représentation multiple* (Hermès Sciences Publications, p. 390).
- Ren, C., Ng, E., Katschnner, L. (2011). Urban climatic map studies: A review. *International Journal of Climatology*. 31. 2213 - 2233. 10.1002/joc.2237.
- Ruas, A. (1999). Modèle de généralisation de données urbaines à base de contraintes et d'autonomie. *Cybergeogeo*. <https://doi.org/10.4000/cybergeogeo.5227>
- Ruas, A. (2002). Les problématiques de l'automatisation de la généralisation. In *Généralisation et représentation multiple* (Hermès Sciences Publications, p. 390).

- Scherer, D., Fehrenbach, U., Beha, H.-D., & Parlow, E. (1999). Improved concepts and methods in analysis and evaluation of the urban climate for optimizing urban planning processes. *Atmospheric Environment*, 33(24-25), 4185-4193. [https://doi.org/10.1016/S1352-2310\(99\)00161-2](https://doi.org/10.1016/S1352-2310(99)00161-2)
- Schoetter R., V. Masson, A. Bourgeois, M. Pellegrino, and J.-P. Lévy (2017) : Parametrisation of the variety of human behaviour related to building energy consumption in TEB (SURFEX v. 8.2), *Geoscientific Model Development*, 10, 2801–2831, doi : 10.5194/gmd-10-2801-2017
- Schoetter R., Masson V., Amossé A., Bernard J., Bocher E., Bonhomme M., Bourgeois A., Faraut S., Gardes T., Goret M., Hidalgo J., Lévy JP., Long N., Pellegrino M., Petit G., Plumejeaud C., Poitevin C., Tornay N. Caractérisation du tissu urbain français pour la modélisation du climat urbain et de son interaction avec la consommation énergétique dans les bâtiments, *Revue La météorologie*, Volume: 8, Numéro: 105, p. 48-57, Mai 2019 - DOI 10.4267/2042/70169
- Shen, C., Shen, A., Cui, Y., Chen, X., Liu, Y., Fan, Q., Chan, P., Tian, C., Wang, C., Lan, J., Gao, M., Li, X., & Wu, J. (2022). Spatializing the roughness length of heterogeneous urban underlying surfaces to improve the WRF simulation-part 1: A review of morphological methods and model evaluation. *Atmospheric Environment*, 270, 118874. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2021.118874>
- Steyn, D. G. (1980). The calculation of view factors from fisheye-lens photographs: Research note. *Atmosphere-Ocean*, 18(3), 254–258. <https://doi.org/10.1080/07055900.1980.9649091>
- Stewart, I. D., & Oke, T. R. (2012). Local Climate Zones for Urban Temperature Studies. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93(12), 1879–1900. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00019.1>
- Tornay, N., Schoetter, R., Bonhomme, M., Faraut, S., & Masson, V. (2017). GENIUS: A methodology to define a detailed description of buildings for urban climate and building energy consumption simulations. *Urban Climate*, 20, 75–93. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2017.03.002>
- Xu, F., Gao, Z. (2022). Frontal area index: A review of calculation methods and application in the urban environment. *Building and Environment*, 224, 109588. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109588>
- Yin, S., Ren, C. et al. (2022). Potential of Synthetizing Climatopes and Local Climate Zones for Urban Climatic Planning Recommendations: A Case Study in Toulouse, France. *Cybergeog : Revue européenne de géographie / European journal of geography*, .
- Wieringa, J. (1992). Updating the Davenport roughness classification. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 41(1–3), 357–368. [https://doi.org/10.1016/0167-6105\(92\)90434-C](https://doi.org/10.1016/0167-6105(92)90434-C)
- Zhu, N., Bouronopoulos, A., Leduc, T., Servièrès, M., & Renaudin, V. (2023). Evaluation of the Human Body Mask Effects on GNSS Wearable Devices for Outdoor Pedestrian Navigation Using Fisheye Sky Views. 2023 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS), 841-850. <https://doi.org/10.1109/PLANS53410.2023.10140056>