

Faculté des bioingénieurs

Intégration d'Ensembles de Données Géospatiales Haute Résolution Existants en vue de la Création d'un Modèle Urbain en 3D de Louvain-la-Neuve

**Modélisation des Arbres en 3D et
Analyse des Ombres**

Auteur : Victor Delval

Promoteurs : Pierre Defourny & Julien Radoux

Lecteur.rice : Emmanuel Hanert & Erika Lepers

Année académique : 2025-2026

Mémoire de fin d'études présenté en vue de l'obtention du diplôme de
Bioingénieur : **Sciences et Technologies de l'Environnement**

Remerciements

Mes premiers remerciements vont à mes deux promoteurs, Monsieur Pierre Defourny et Monsieur Julien Radoux. Tout au long de l'année, ils ont su guider mes réflexions et je leur suis reconnaissant pour le temps qu'ils m'ont accordé.

Je remercie également les lecteurs de ce mémoire, Monsieur Emmanuel Hanert et Madame Erika Lepers, pour avoir accepté d'en assurer l'évaluation.

Sur un plan plus personnel, je souhaite remercier les personnes qui me sont chères, mes parents et mes frères, qui m'ont soutenu et accompagné tout au long de cette année et ont su trouver les mots justes pour me remotiver lors des moments difficiles.

Je remercie aussi tous.tes mes ami.es qui ont aussi été présent.es pendant ces longs mois et ont su me changer les idées quand j'en avais besoin.

J'aimerais enfin mentionner, pour la symbolique que représente ce mémoire marquant la fin de mes études, Loulou, Jilou, Tibo, Mon T et Grolobbe. Cinq personnes que je ne connaissais pas avant d'entamer les études de Bioingénieur, avec qui j'ai commencé cette aventure, et c'est aujourd'hui la meilleure bande d'amis que Louvain-la-Neuve ait connue. C'est une belle façon de clore ce chapitre que de le terminer tous ensemble. ASLC pour toujours !

Contributions

	Victor Delval	Autres contributeur.ice	Intelligence Artificielle
Conceptualisation	X	Promoteurs	
Méthodologie	X	Promoteurs	
Investigation	X	Promoteurs	
Analyse formelle	X		X
Validation	X	Promoteurs	
Rédaction (version originale)	X		
Rédaction (révision et édition)	X	Promoteurs	X
Visualisation	X		~
Supervision	X	Promoteurs	

Pour ce qui est de la rédaction, j'ai uniquement utilisé l'IA pour des reformulations et des corrections de français (orthographe, grammaire, etc.).

Pour l'analyse, j'ai parfois demandé à l'IA d'interpréter certains résultats afin de les confronter à mes idées et à la littérature.

Pour la visualisation, je n'ai pas vraiment utilisé l'IA parce que je savais comment le faire. Par facilité, je copiais-collais un script que j'avais fait pour une figure et je demandais le script adapté à la nouvelle figure.

J'ai aussi utilisé l'IA pour une partie du code, soit pour corriger des erreurs, soit pour coder certaines parties dont j'avais l'idée, mais je ne savais pas comment écrire le script correctement.

Les IA que j'ai pu utiliser sont ChatGPT, Antidote, Grammarly et, quelquefois, Claude.

Résumé

Face aux enjeux thermiques croissants liés à la densification urbaine et au phénomène des îlots de chaleur urbains, ce travail développe une méthodologie d'intégration de la végétation urbaine dans le modèle tridimensionnel de Louvain-la-Neuve, à partir de données géospatiales à haute résolution. Deux axes structurent celui-ci, la modélisation des couronnes d'arbres urbaines d'une part, la simulation des ombres portées et leur confrontation avec une image infrarouge thermique aéroportée, d'autre part.

Une méthodologie combinant la détection des maxima locaux sur un MNSn issu de données LiDAR ALS, la classification par Random Forest et l'optimisation détecte 1 293 arbres dans la zone d'étude, avec un F1-Score de 0,7. La combinaison du LiDAR et de l'indice spectral s'avère indispensable. De même que la qualité des données d'entraînement qui s'est révélée plus déterminante que le choix de l'algorithme. L'ajout d'exemples négatifs représentatifs ayant entraîné une chute de 75 % des faux positifs. Les couronnes sont modélisées comme des demi-ellipsoïdes intégrées au modèle de bâtiments LoD2 existant, validées par cross-validation spatiale (F1-Score = 0,693) et validation de terrain sur 50 points confirmant la présence physique de 100% des arbres tirés aléatoirement dans les détections.

Un algorithme de lancer de rayons simule les ombres sur quinze pas de temps le 19 mars 2012. La validation par confidence building produit un F1-Score de 0,732. Grâce à cette algorithme et aux modèles développés dans le premier axe, Il a été observé que la végétation contribue à 72 % de l'ombrage journalier en été. La confrontation avec la radiance thermique nocturne ne permet pas de confirmer formellement l'hypothèse testée. Des analyses complémentaires mettent en évidence certains facteurs confondants, tels que la réémission thermique des façades et l'inertie thermique du béton.

Ce travail pose les bases d'un jumeau numérique urbain intégrant la végétation comme composante thermique, ouvrant la voie à des simulations pour la gestion durable de Louvain-

Mots clés : Îlots de chaleur urbains, LiDAR, Orthophoto, Végétation urbaine, Modèle 3D, Watershed, Simulation d'ombrage, Lancer de rayons, Confidence Building

Table des matières

1.	Introduction et état de l'art	12
1.1.	Une urbanisation mondiale en accélération	12
1.2.	Les enjeux liés à l'urbanisation	13
1.3.	Inertie thermique des matériaux	14
1.4.	Le rôle des arbres urbains face aux enjeux climatiques.....	14
1.5.	Effets d'ombrage sur les bâtiments.....	15
1.6.	Le modèle urbain tridimensionnel	16
1.7.	Le standard CityGML et les niveaux de détail	17
1.8.	Sources de données pour la modélisation urbaine 3D	18
1.8.1.	LiDAR aérien	18
1.8.2.	Photogrammétrie et orthophoto	19
1.9.	Modéliser la végétation en 3D.....	20
1.10.	Évaluation d'un modèle.....	21
1.11.	L'imagerie infrarouge thermique	22
2.	Objectifs	24
3.	Matériels.....	25
3.1.	Zone d'étude	25
3.2.	Nuage de points LiDAR	27
3.3.	Programme Informatique de Cartographie Continue.....	29
3.4.	Orthophotoplans 2012-2013, 2022 et 2025	29
3.5.	Données infrarouges thermiques	30
3.6.	Modèle urbain tridimensionnel.....	31
4.	Méthodologie.....	32
4.1.	Données d'entrées.....	32
4.2.	Données de référence.....	33
4.3.	Prétraitement du nDSM	34
4.4.	Détection des arbres.....	34
4.4.1.	Détection des maxima locaux.....	34
4.4.2.	Non-Maximum Suppression (NMS).....	35
4.4.3.	Extraction des variables.....	35
4.4.4.	Classification par Random Forest.....	36
4.5.	Optimisation des paramètres.....	37
4.5.1.	Analyse de sensibilité univariée	37

4.5.2.	Optimisation bayésienne par Optuna.....	37
4.6.	Segmentation des couronnes.....	37
4.7.	Estimation des volumes de couronnes.....	39
4.7.1.	Méthode 1 : Demi-ellipsoïde analytique.....	39
4.7.2.	Intégrations MNSn brute et corrigée	39
4.7.3.	Modélisation 3D des couronnes.....	40
4.8.	Validation.....	41
4.8.1.	Cross-Validation	41
4.8.2.	Validation de terrain.....	42
4.9.	Ombrage simulé et image infrarouge thermique	43
4.10.	Simulation de l’ombrage du 19 mars 2012.....	43
4.11.	Construction du MNS de simulation	45
4.12.	Algorithme de lancer de rayons.....	45
4.13.	Superposition globale.....	46
4.14.	Analyse par zones homogènes en revêtement	46
4.14.1.	Masque de végétation par ExGI.....	47
4.15.	Validation : Confidence Building sur orthophoto 2022	48
4.16.	Diagramme des flux.....	49
5.	Résultats	50
5.1.	Évolution des versions et résultats de détection	50
5.1.1.	Version 1 : Détection ArcGIS	50
5.1.2.	Version 2 : Premier Random Forest.....	51
5.1.3.	Version 3 : RF enrichi.....	51
5.1.4.	Version 4 : Ajustement manuel des paramètres et optimisation (Version 5).....	52
5.2.	Résultats et comparaison des volumes de couronnes (Tableau 7)	55
5.3.	Illustration des résultats	55
5.4.	Validation des couronnes	56
5.4.1.	Cross-validation.....	56
5.4.2.	Validation de terrain.....	57
5.5.	Lancer de rayons.....	59
5.6.	Résultats par zones homogènes	59
5.6.1.	Ombrage entre 14h et 16h30.....	61
5.6.2.	Distance aux bâtiments	62
5.7.	Contributions relatives de la végétation et du bâti à l’ombrage	63
5.8.	Confidence Building.....	64

6.	Discussion	66
6.1.	Modélisation tridimensionnelle des couronnes d'arbres	66
6.2.	Analyse des ombres modélisées	68
6.2.1.	Remise en question de l'hypothèse.....	69
6.3.	Validation des modèles	71
6.3.1.	Cross-validation et validation de terrain.....	71
6.3.2.	Confidence Building.....	73
6.4.	Réponses aux questions de recherche.....	74
6.5.	Limitations.....	75
6.6.	Perspectives	79
7.	Conclusion.....	81
	Sources	83
	Annexes.....	93

Liste des figures

Figure 1 : Différenciation de chaque LoD provenant du modèle d'information CityGML (KIT Karlsruhe, K.-H. Häfele, Gröger et al., 2012)	18
Figure 2 : Situation géographique de la zone d'étude (en rouge) en Belgique (coin en bas à droite) dans la province du Brabant-Wallon (grande forme) dans la commune d'Ottignies-Louvain-la-Neuve (petite forme)	25
Figure 3 : Zone d'étude en rouge avec pour fond de map l'orthophoto de 2022.	26
Figure 4 : Nuage de points LiDAR de la tuile LASD comprenant la zone d'étude	28
Figure 5 : Image TIR de la zone d'étude montrant les valeurs de radiance thermique [$W/m^2/Sr$]	30
Figure 6 : Segmentation des couronnes d'arbres avec l'algorithme Watershed	38
Figure 7 : Workflow de la méthodologie des deux axes montrant les intrants et les produits, avec entre, les étapes méthodologiques connectées par les flux.....	49
Figure 8 : Arbres détectés selon la version 1	50
Figure 9 : Arbres détectés selon la version 2	51
Figure 10 : Arbres détectés selon la version 3	52
Figure 11 : Arbres détectés selon la version 4	52
Figure 12 : Arbres détectés selon la version 5	53
Figure 13 : Nombres de points TP, FP, FN, par version	54
Figure 14 : Comparaison M1 et M2 (Volume $M1 < M2$) ;	55
Figure 15 : Illustration des résultats obtenus lors de la modélisation des couronnes dans le modèle 3D de LLN avec des mises en avant de comparaison en couleur entre le modèle et la réalité (photo aérienne : globalview.be).....	56
Figure 16 : Rayonnement cumulé sur la journée du 19 mars 2012 (Wh/m^2)	59
Figure 18 : Projection des ombres cumulées (en heures) sur le « parking gauche » superposée sur l'orthophoto de 2012.	60
Figure 19 : Projection des ombres cumulées (en heures) sur le « parking bas-centre » superposée sur l'orthophoto de 2012.	61
Figure 20 : Carte de la modélisation de la contribution relative de la végétation et des bâtiments dans la zone d'étude le 21 juin 2022.....	63
Figure 21 : Contributions relatives journalières des ombres modélisées d'arbres et de bâtiments le 21 juin 2022.....	64
Figure 22 : F1-Score, Précision, Rappel, IoU en fonction de la luminance à 12h30	65
Figure 23 : Carte de concordance des ombres simulées (12h30) et observées sur orthophoto de 2022. En rouge : les ombres simulées et non détectées. En vert : les ombres détectées et en accord avec la simulation. En bleu : les ombres détectées seulement sur l'orthophoto et non simulées.	65

Liste des tableaux

Tableau 1 : Comparaison entre le LiDAR 2013-2014 et le LiDAR 2021-2022 (Géoportail de la Wallonie)	27
Tableau 2 : Nombres de points par classe de la tuile LASD comprenant la zone d'étude	28
Tableau 3 : Les six variables extraites du MNSn lissé, avec leur formule et leur rôle.	35
Tableau 4 : Valeurs d'azimut et d'élévation le 19 mars 2012 sur la zone d'étude.....	44
Tableau 5 : Paramètres avec leurs valeurs optimales obtenues grâce à l'algorithme TPE	54
Tableau 6 : Évolution du rappel, de la précision et du F1-Score par version	54
Tableau 7 : Comparaison des différentes méthodes	55
Tableau 8 : Résultats par zones homogènes	60
Tableau 9 : Confrontation entre radiance nocturne et ombrage de fin d'après -midi	62
Tableau 10 : Confrontation entre radiance nocturne et distance aux bâtiments	62
Tableau 11 : Illustration des limites de l'analyse du Confidence Building	78

Liste des équations

Équation 1 : ExGI (normalisé)	20
Équation 2 : Erreur Moyenne Absolue (Mean Absolute Error).....	21
Équation 3 : Écart Quadratique Moyen (Root Mean Square Error).....	22
Équation 4 : Précision.....	32
Équation 5 : Rappel	33
Équation 6 : F1-Score.....	33
Équation 7 : Modèle Numérique de Surface normalisé.....	38
Équation 8 : Volume de couronne d'une demi-ellipsoïde	39
Équation 9 : Volume de couronne avec MNSn brut	39
Équation 10 : Volume de couronne avec MNSn corrigé	40
Équation 11 : Estimation du rayon horizontal d'une couronne.....	40
Équation 12 : Estimation du rayon vertical d'une couronne.....	40
Équation 13 : Volume de couronne estimée sur le terrain	42
Équation 14 : Hauteur effective des arbres dans le MNS combiné	44
Équation 15 : Directions des rayons projetés	45
Équation 16 : Seuil d'ombrage.....	45
Équation 17 : Rayonnement cumulé.....	46
Équation 18 : Intersection Over Union.....	48

Liste des acronymes

ALS	Airborne Laser Scanning
BIM	Building Information Modelling
CHM	Canopy Height Model
CityGML	City Geography Markup Language
CityJSON	City JavaScript Object Notation
ExGI	Excess Green Index
FN	Faux Négatif / False Negative
FP	Faux Positif / False Positive
ICU	Ilôts de Chaleur Urbain
IFC	Industry Foundation Classes
IoU	Intersection over Union
IR	InfraRouge
LASD	LAS Dataset
LiDAR	Light Detection And Ranging
LLN	Louvain-la-Neuve
LoD	Level of Detail
LST	Land Surface Temperature
MAE	Mean Absolute Error
MNS	Modèle Numérique de Surface
MNSn	Modèle Numérique de Surface normalisé
MNT	Modèle Numérique de Terrain
NDVI	Normalized Detection Vegetation Index
NMS	Non-Maximum Suppression
OGC	Open Geospatial Consortium
PICC	Programme Informatique de Cartographie Continue
RF	Random Forest
RGB	Red, Green, Blue (Band)
RMSE	Root Mean Square Error
SDT	Schéma de Développement du Territoire
SfM	Structure from Motion
SPW	Service Public de Wallonie
TIR	Thermique InfraRouge
TLS	Terrestrial Laser Scanning
TP	True Positive
TPE	Tree-structured Parzen Estimator

1. Introduction et état de l'art

1.1. Une urbanisation mondiale en accélération

Entre 1975 et 2014, davantage de terres ont été converties en surfaces urbanisées que durant tous les millénaires précédents combinés (Behnisch et al., 2022). En 1950, moins de 30% de la population mondiale vivait en ville. Pourtant, en 2007, la population urbaine mondiale a dépassé la population rurale pour la première fois. Depuis, le taux de la population en ville ne cesse de croître, pour atteindre 58% en 2024 (Ritchie et al., 2024). Il est prédit qu'en 2050, celui-ci représentera deux tiers de la population mondiale (United Nations, 2019). Dans ce contexte, les villes ont eu tendance à s'agrandir. Pendant plusieurs décennies, l'extension des villes s'effectuait par un étalement urbain au détriment de leur extension verticale ou volumétrique (Herburger, 2022; Hewitt & Graham, 2015). Entre 1990 et 2014, l'étalement urbain en Europe a augmenté de 95%, soit 4% par an, avec des aires urbaines s'agrandissant de presque 28 km² par jour ou encore 1,16 km² par heure (Behnisch et al., 2022). Dans le contexte occidental, l'étalement urbain était lié à la généralisation de l'usage de la voiture. Ses conséquences sont nombreuses. Il est un consommateur avide de terres, surtout agricoles et forestières, qui ont pour rôle d'absorber l'eau, de réguler les flux de carbone ou encore d'accueillir la biodiversité (Simos, 2026).

Face aux limites environnementales, économiques et sociales de ce modèle, les villes contemporaines tendent désormais vers une densification verticale, tout en y intégrant une dimension de durabilité (Bruyns et al. 2020). Cette densification optimise l'utilisation de l'espace et réduit les distances parcourues grâce au développement des structures pour la mobilité douce. En contrepartie, de nouvelles formes de pression environnementale sont générées, comme la pollution de l'air, le stress pour les habitants et un manque d'exposition au soleil en raison de la proximité des logements (Simos 2026).

En Wallonie, cette densification est explicitement traduite dans le Schéma de Développement du Territoire (SDT, 2024) qui vise l'objectif de zéro artificialisation nette du sol d'ici 2050 et impose de repenser la croissance urbaine dans les limites du tissu existant.

1.2. Les enjeux liés à l'urbanisation

Les villes représentent moins de 2% de la surface de la Terre. Pourtant, elles sont responsables de 78% de la consommation énergétique mondiale et produisent plus de 60% des émissions de gaz à effet de serre (United Nations, 2020). C'est pourquoi beaucoup de villes cherchent à améliorer leur efficacité énergétique au niveau des bâtiments, mais également l'utilisation d'énergies renouvelables, puisque, dans les dernières décennies, l'utilisation d'énergies non renouvelable, comme les énergies fossiles, représentaient 80% de la demande totale en énergie (Aldhshan et al., 2021). Ces chiffres s'expliquent par la population croissante et la rapide urbanisation.

Parmi les enjeux auxquels les villes densifiées sont confrontées, le phénomène des îlots de chaleur urbains (ICU) est central. Les ICU se caractérisent par des températures de l'air supérieures en milieu urbain par rapport aux zones rurales environnantes, en raison de la forte proportion de surfaces naturelles substituées par des matériaux imperméables (asphalte, béton, toitures) qui absorbent et restituent la chaleur solaire plus intensément que les surfaces naturelles, de la densité du bâti qui réduit la ventilation et piège les rayonnements infrarouges, et de la chaleur anthropique générée par les activités humaines. Il en résulte des températures locales supérieures de 4 à 6 °C, pouvant parfois atteindre 10 °C, par rapport aux zones périurbaines environnantes. L'intensité est corrélée à la taille de la ville et à sa morphologie. Le changement climatique amplifie ce phénomène en augmentant la fréquence et l'intensité des vagues de chaleur, avec des conséquences directes sur la santé humaine, susceptibles d'induire une surmortalité lors d'épisodes caniculaires, et sur la demande énergétique des bâtiments (Oke, 1982; Santamouris, 2020).

Sur le plan sanitaire, la combinaison de la hausse des températures liée au changement climatique et de la densification urbaine expose les villes et leurs habitants aux effets des ICU avec de sérieux impacts sur la santé des écosystèmes et humaine, une détérioration des infrastructures, une réduction de la qualité de l'air ainsi qu'une augmentation de la consommation énergétique (An & Dedekorkut-Howes, 2025). Ces effets s'intensifient lors des vagues de chaleur. À titre d'exemple, lors de la canicule de juillet 2022, à Londres, 38% des décès liés à la chaleur ont été attribués aux ICU avec une mise en cause de la hausse des températures nocturnes (Simpson et al., 2024).

1.3. Inertie thermique des matériaux

Un mécanisme central dans la genèse des ICU nocturnes est l'inertie thermique des matériaux urbains. Les surfaces minérales présentent une admittance thermique élevée qui leur permet d'absorber et de stocker de grandes quantités d'énergie solaire durant la journée, qu'elles restituent ensuite sous forme de rayonnement infrarouge pendant la nuit, maintenant ainsi les températures urbaines élevées après le coucher de soleil. Ce mécanisme de stockage et de restitution différée explique en grande partie l'intensité maximale des ICU en début de nuit, observée typiquement trois à cinq heures après le coucher du soleil (Oke, 1982).

L'inertie thermique des revêtements conditionne directement l'amplitude et le décalage temporel de ce phénomène. Un matériau à forte inertie thermique distribue l'énergie absorbée sur l'ensemble de sa masse plutôt qu'en surface. Sa température de surface maximale en journée est donc inférieure à celle d'un matériau léger, mais l'énergie stockée est plus importante et restituée progressivement sur une période nocturne plus longue. Augmenter l'inertie thermique d'un revêtement réduit certes la température maximale de surface en journée, mais, en contrepartie, davantage de chaleur sera libérée en début de soirée et une partie de la nuit (Maria et al., 2013; Mohajerani et al., 2017).

1.4. Le rôle des arbres urbains face aux enjeux climatiques

Les arbres urbains jouent un rôle fondamental dans le tissu urbain en fournissant une large gamme de services écosystémiques directs et indirects (Münzinger et al., 2022). En modifiant les albédos de surface, le drainage, le stockage du carbone et les flux énergétiques locaux, ils contribuent à la régulation thermique du climat, à la séquestration du carbone, à la filtration des polluants atmosphériques, à la capture de certaines particules fines et à l'interception des eaux pluviales, tout en améliorant le bien-être des habitants (Bowler et al., 2010).

Dans le contexte des ICU, les arbres urbains constituent l'une des réponses les plus efficaces et les moins coûteuses à la problématique. Par leurs mécanismes d'évapotranspiration, d'ombrage de la canopée et d'interception du rayonnement solaire, ils contribuent à réduire les températures de surface et de l'air ambiant. Des études montrent qu'un couvert arboré bien

distribué peut abaisser les températures locales de plusieurs degrés. Cet effet thermique s'explique en grande partie par l'ombrage que projettent les couronnes sur les surfaces au sol et les façades des bâtiments. Une réalité physique qui nécessite d'être quantifiée spatialement pour guider les décisions d'aménagement (Bowler et al., 2010; Y. Wang & Akbari, 2016).

Une hypothèse peut donc se poser. Si l'ombrage diurne réduit le rayonnement solaire incident sur ces surfaces, il devrait également réduire leur charge thermique accumulée et, par conséquent, leur émission nocturne. La végétation urbaine, en projetant des ombres sur les surfaces de revêtement pendant les heures d'ensoleillement maximal, pourrait ainsi contribuer à l'atténuation des ICU non seulement par évapotranspiration directe mais aussi par ce mécanisme indirect d'interception du rayonnement. Cette hypothèse, bien que physiquement fondée, reste peu quantifiée dans la littérature.

Ces services sont étroitement liés à la structure spatiale tridimensionnelle des arbres (hauteur, volume de couronne, distribution du feuillage, densité du couvert) (Yao et al., 2012).

1.5. Effets d'ombrage sur les bâtiments

L'ombre est un phénomène urbain naturel et omniprésent, qui se manifeste partout où des structures surélevées sont construites et/ou plantées. Celles-ci sont induites par plusieurs paramètres qui font qu'une structure reçoit de la chaleur d'un côté tandis que de l'autre, son ombre est projetée. La position du soleil et le climat n'étant jamais les mêmes d'une journée à une autre, l'ombre sera elle aussi différente (Park et al., 2021). Ses effets sont multiples, réduction de la surchauffe des surfaces, amélioration du confort thermique des piétons, modification de la consommation énergétique des bâtiments (P. Wang et al., 2023). L'effet d'ombre interbâtiments a de grands impacts sur la consommation d'énergie de ceux-ci et sur les performances photovoltaïques. De plus, le calcul de l'ombre sur les surfaces bâties est confronté à des défis d'inefficacité, en particulier dans les zones urbaines denses (Liu et al., 2024).

L'un des sujets importants qui relie les énergies renouvelables et l'ombre est la mise en place de panneaux photovoltaïques. Seulement, des pertes d'énergie sont à prévoir lors de la transmission et de la distribution de cette dernière. Ces pertes sont même accentuées en milieu urbain en raison de la morphologie du milieu (Perera et al., 2019). L'installation de panneaux

solaires sur les toits des bâtiments entraîne des fluctuations de la production d'énergie solaire, causées par l'ombrage des structures environnantes. L'analyse des zones d'ombre est importante en aménagement du territoire, car elle permet d'identifier les endroits adaptés en tenant compte des structures présentes et futures (Xu et al., 2024).

Beaucoup d'articles scientifiques mentionnent les effets que peuvent avoir les ombres des bâtiments. Très peu traitent celles provenant de la végétation qui peuvent s'accumuler à celles décrites ci-dessus ou bien en créer de nouvelles. Pourtant, Lindberg & Grimmond, (2011) indiquent l'importance d'y inclure cette donnée puisque la végétation joue un rôle important, surtout en été, dans la gestion du stress thermique en milieu urbain.

1.6. Le modèle urbain tridimensionnel

Le modèle urbain tridimensionnel est une représentation numérique de l'environnement bâti qui intègre non seulement la géométrie des objets (bâtiments, végétation, cours d'eau), mais également leurs attributs sémantiques, facilitant ainsi la visualisation et la prise de décision (Biljecki et al., 2015; Willenborg et al., 2018). Cette double dimension géométrique et sémantique lui confère une capacité d'analyse bien supérieure à la simple visualisation, fournissant une base solide pour un large éventail de simulations urbaines (Biljecki et al., 2015; Dimitrov & Petrova-Antonova, 2021).

Ces modèles permettent notamment l'analyse du potentiel solaire urbain, la quantification de l'ensoleillement des bâtiments, la simulation énergétique, la gestion des risques environnementaux et la modélisation des effets des ICU (Kolbe, 2009). En matière d'ombrage, la précision de la simulation des ombres portées dépend directement de la qualité de la représentation des obstacles urbains (Freitas et al., 2015).

Aujourd'hui, les modèles urbains tridimensionnels, modèles statiques, sont des précurseurs aux jumeaux numériques, modèles dynamiques, qui évoluent en temps réel grâce à des capteurs qui intègrent les données directement (Masoumi et al., 2023).

1.7. Le standard CityGML et les niveaux de détail

City Geography Markup Language (CityGML) est l'un des standards internationaux les plus reconnus de l'Open Geospatial Consortium (OGC) pour la représentation et l'échange de modèles urbains en 3D. Il définit la géométrie tridimensionnelle, la topologie, la sémantique et l'apparence des objets topographiques les plus pertinents, et facilite l'échange interopérable de données dans le contexte des services web géographiques et des infrastructures de données spatiales (Gröger & Plümer, 2012). D'autres formats de représentation existent, tels que City JavaScript Object Notation (CityJSON), qui implémente un sous-ensemble simplifié de CityGML, ou le format Industry Foundation Classes (IFC), issu du processus de Building Information Modeling (BIM), davantage centré sur l'information bâimentaire (Dat et al., 2024).

Cette norme intègre un concept important dans les caractéristiques d'un modèle urbain 3D qui est le Level of Detail (LoD). Celui-ci fait référence à différents niveaux de qualité et de complexité des données d'un objet spatial. Cinq niveaux ont été définis, allant de LoD0 à LoD4 (Figure 1). Le LoD0 est une représentation 2,5D des emprises au sol (Akodad et al., 2023). Le LoD1 offre le premier niveau véritablement tridimensionnel, obtenu par extrusion verticale selon la hauteur du bâtiment (Shao et al., 2024). Le LoD2, niveau de référence le plus couramment produit, intègre la forme générale des toitures et permet déjà des analyses précises (Kong et al., 2025). Le LoD3 contient les détails des façades avec leurs ouvertures (portes, fenêtres), mais sa production automatique reste un défi ouvert, nécessitant souvent une intervention manuelle (Wysocki et al., 2023). Le LoD4 offre enfin le plus haut niveau de détail, intégrant les structures intérieures des bâtiments (étages, escaliers, etc.) (Buyuksalih et al., 2019).

Il est important de noter que, dans CityGML, les niveaux de détail des objets tels que les arbres et les routes ne sont pas clairement définis (Biljecki et al., 2013). Cette lacune dans la standardisation reflète la difficulté de modéliser des objets organiques à géométrie complexe et saisonnièrement variable.

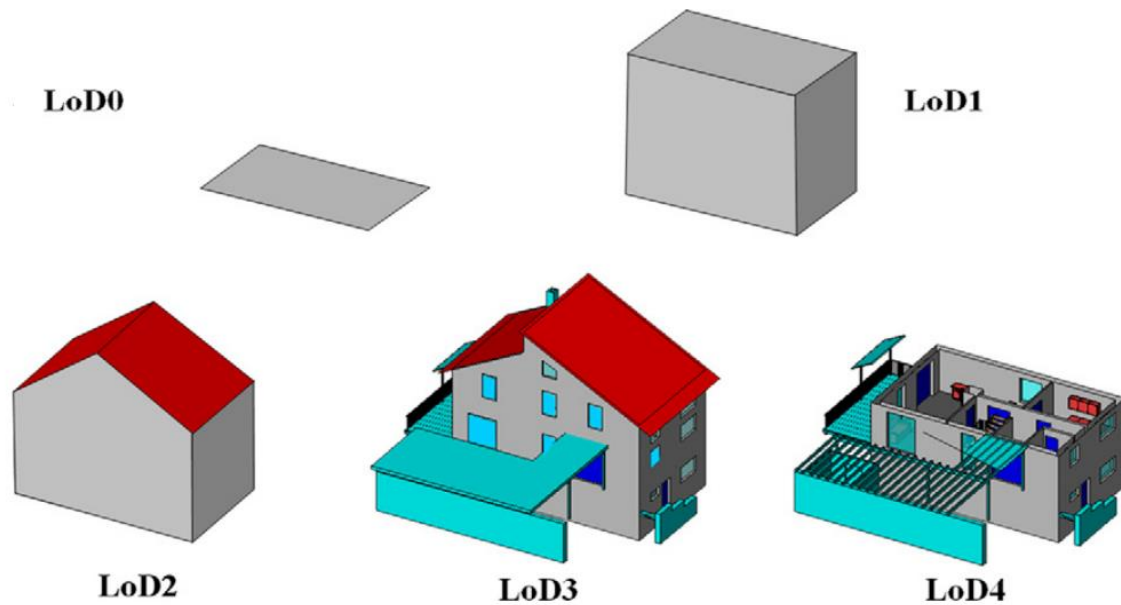


Figure 1 : Différenciation de chaque LoD provenant du modèle d'information CityGML (KIT Karlsruhe, K.-H. Häfele, Gröger et al., 2012)

1.8. Sources de données pour la modélisation urbaine 3D

1.8.1. LiDAR aérien

Avec le développement rapide des technologies d'acquisition 3D, le Light Detection and Ranging (LiDAR) s'est imposé comme la source de données de référence pour la modélisation urbaine tridimensionnelle. Utilisé en mode aérien (Airborne Laser Scanning, ALS), le LiDAR émet plusieurs milliers de faisceaux lumineux par seconde depuis un aéronef et mesure le temps de retour de chaque impulsion pour calculer la position 3D des points de réflexion, produisant un nuage de points 3D à haute densité (Collis, 1970). Sa capacité à enregistrer des retours multiples par impulsion lui permet de pénétrer partiellement le feuillage et d'obtenir simultanément la hauteur du sommet de la canopée et l'altitude du sol, propriété fondamentale pour la modélisation de la végétation (Fernandez-Diaz et al., 2014). Sa principale limite réside dans la modélisation 3D des objets parallèles, ou partiellement, aux faisceaux comme les façades, étant donné la perspective aérienne nadirale de l'appareil (Huang, 2026).

La capture de données avec un LiDAR peut également se faire de manière terrestre « Terrestrial Laser Scanning » (TLS). Cette technologie est utilisée de manière croissante dans de nombreux

domaines, dont celui de la reconstruction de modèle urbain 3D. Ce dispositif permet un échantillonnage efficace et à grande échelle. Il peut aussi capturer des données extrêmement complètes sur l'environnement de construction avec des informations détaillées (Wu et al., 2022). En contrepartie, sa couverture spatiale est limitée et les parties supérieures des bâtiments sont difficilement accessibles (Maté-González et al., 2022). Les deux sont finalement complémentaires dans l'optique de modéliser un espace urbain en 3D (Kedzierski & Fryskowska, 2014).

Que ce soit pour l'ALS ou le TLS, le fonctionnement est similaire. L'appareil envoie des faisceaux lumineux vers la zone à scanner, prédéfinie en modifiant l'angle de déviation dans les directions verticales et horizontales, et les reçoit en retour une fois que ceux-ci atteignent une surface réfléchissante. Le temps de retour permet de connaître la distance qu'a parcourue l'impulsion et d'en déduire la hauteur de l'obstacle (Collis, 1970; Wu et al., 2022).

1.8.2. Photogrammétrie et orthophoto

Dans les récentes années, la photogrammétrie (méthode passive), et plus spécifiquement le Structure from Motion (SfM), a réémergé comme une alternative au LiDAR grâce à des améliorations d'algorithmes, de puissance de calcul et de la collecte d'images aériennes à faible coût. Cependant, contrairement au LiDAR, la photogrammétrie ne pénètre pas la végétation, seule la surface visible supérieure renvoie les signaux (Filippelli et al., 2019).

L'orthophoto aérienne à haute résolution permet une complémentarité aux données 3D grâce aux informations spectrales qu'elle contient. Ces images multispectrales incluent les bandes Red Green Blue (RGB), mais aussi parfois une bande InfraRouge (IR). Cette dernière sert à calculer de nombreux indices, dont celui de la végétation (NDVI). Lorsque seules les bandes RGB sont disponibles, Woebbecke et al. (1995) ont proposé l'Excess Green Index (1) (ExGI). Celui-ci contraste la partie verte du spectre aux parties rouge et bleue afin de distinguer la végétation du sol et des autres objets. Il peut également servir à estimer l'indice NDVI et s'est révélé plus performant que d'autres indices, qui utilisent le spectre RGB (Komarkova et al., 2020).

$$ExGI \text{ (normalisé)} = \frac{2G - R - B}{G + R + B} \quad (1)$$

1.9. Modéliser la végétation en 3D

Pour quantifier les services écosystémiques des arbres urbains (cfr. Section 1.3) et comprendre leur influence sur leur environnement, il est nécessaire de représenter leur structure spatiale tridimensionnelle (hauteur, volume de couronne, densité du couvert) (Yao et al., 2012). Les inventaires de terrain traditionnels permettent de collecter ces informations, mais sont difficiles à étendre à l'échelle d'une ville entière (Choi et al., 2022). Les méthodes automatisées de détection et modélisation 3D des arbres depuis des données de télédétection constituent une alternative (Ventura et al., 2024).

Plusieurs sources de données peuvent être utilisées, notamment le LiDAR de type ALS, qui fournit des informations directes sur la structure des objets. Du nuage de points sont dérivés plusieurs produits essentiels. Le Modèle Numérique de Terrain (MNT) représente la topographie du sol nu, tandis que le Modèle Numérique de Surface (MNS) intègre tous les objets au-dessus de la surface du sol. Leur différence produit le Modèle Numérique de Surface normalisé (MNSn). Il est ensuite possible de générer un modèle de hauteur de canopée (Canopy Height Model, CHM) et d'en extraire certains paramètres structuraux de l'arbre (Münzinger et al., 2022). Ces données LiDAR sont souvent combinées avec l'imagerie multispectrale afin d'améliorer la distinction entre la végétation et les éléments qui l'entourent. La photogrammétrie aérienne peut être une source de données potentielle, mais celle-ci est plus compliquée à traiter en raison de l'irrégularité structurelle de l'arbre et du mouvement du feuillage (Man et al., 2025).

La détection des arbres individuels repose sur l'identification des maxima locaux ainsi qu'une segmentation des couronnes (Münzinger et al., 2022). Les apprentissages supervisés peuvent combiner des paramètres géométriques avec des informations spectrales. Un des algorithmes est le Random Forest. Cet algorithme, introduit par Breiman, (2001), construit un grand nombre d'arbres de décision entraînés indépendamment sur des sous-échantillons aléatoires des

données d'entraînement. À chaque nœud de chaque arbre, seul un sous-ensemble aléatoire des paramètres est considéré pour la division, ce qui réduit la corrélation entre les arbres et limite le surapprentissage. La prédiction finale est obtenue par vote majoritaire de l'ensemble des arbres de décision, sous forme de classification « arbre » ou « non-arbre » (Schonlau & Zou, 2020). Les méthodes de machine learning, comme ce dernier, sont robustes et bien adaptées, démontrant une haute stabilité dans l'estimation des paramètres structuraux des arbres individuels (R. Li et al., 2025). L'ajout des paramètres géométriques aux paramètres spectraux et texturaux dans un classifieur Random Forest, améliore la précision de classification de 21 à 36% (Moradi et al., 2021).

Malgré ces avancées, plusieurs défis persistent, notamment la segmentation précise des arbres dans les environnements urbains, les occlusions dans les données LiDAR mais aussi la variabilité morphologique des différentes espèces (W. Li et al., 2012). C'est pourquoi, aujourd'hui, des recherches tentent d'explorer l'utilisation du deep learning pour améliorer la détection et la reconstruction des arbres en 3D (Kippers et al., 2021). Mais les sources d'erreurs typiques restent les arbres à petite canopée, la confusion avec les arbustes et la sur ou sous-segmentation dans les zones de canopée dense (Ventura et al., 2024). C'est cette exigence qui motive le développement d'une méthodologie de détection et de modélisation 3D des arbres urbains.

1.10. Évaluation d'un modèle

La qualité d'un modèle peut s'évaluer par deux métriques complémentaires. L'écart quadratique moyen (2) (Root Mean Square Error, RMSE) mesure l'écart quadratique moyen entre les valeurs prédites et valeurs de référence, pénalisant les grandes erreurs. L'erreur moyenne absolue (3) (Mean Absolute Error, MAE) calcule la moyenne des valeurs absolues des écarts, sans surpondérer les erreurs extrêmes.

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_{\text{mesurée},i} - Y_{\text{référence},i}| \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(Y_{prédite,i} - Y_{mesurée,i})^2}{n}} \quad (3)$$

1.11. L'imagerie infrarouge thermique

L'imagerie thermique infrarouge (TIR) est une technique de télédétection qui mesure le rayonnement électromagnétique émis par les surfaces dans la gamme spectrale de 8 à 14 μm , pouvant servir à cartographier la température de surface (Land Surface Temperature, LST). La télédétection TIR peut fournir une vue continue et simultanée de la ville, ce qui est important pour l'étude de certaines notions liées au climat et aux surfaces urbaines (Weng, 2009). Cette donnée est aujourd'hui utilisée pour analyser les ICU, cartographier les zones de surchauffe et évaluer l'effet de la végétation sur les températures de surface (Weng, 2009; Zhao et al., 2025).

Historiquement, les études urbaines reposaient sur des satellites (Landsat, MODIS, etc.) dont les résolutions spatiales rendent la capture des variations thermiques difficile à fine échelle, surtout dans des environnements urbains connus pour être hétérogènes (Youngseok et al., 2025). Grâce à l'essor des drones équipés de caméras thermiques, l'imagerie thermique a permis d'obtenir des données à haute résolution spatiale, flexibles et à faible coût pour mesurer la température de la surface (Szostak et al., 2023). Une étude sur un campus universitaire a montré que les LST dérivées par drone présentaient une forte variabilité spatiale en journée, mais celle-ci était plus faible la nuit avec une précision globale élevée ($R^2 = 0,96$; $MAE = 1,41$ °C) par rapport aux mesures faites au sol (Ji et al., 2025).

Le principe de l'imagerie TIR repose sur la relation entre la LST mesurée et les propriétés thermiques des surfaces. Les matériaux imperméables présentent des LST élevées, tandis que les surfaces végétalisées, grâce à l'ombre et à l'évapotranspiration, affichent des LST significativement plus faibles. La LST est un indicateur clé de la dynamique climatique urbaine et est largement utilisée pour étudier la relation entre la couverture végétale et l'effet ICU (Roba & Tabor, 2025).

Des travaux ont cherché à quantifier séparément les deux mécanismes de refroidissement de la végétation via l'imagerie TIR à haute résolution. En combinant la télédétection, les données

météorologiques et la population, il a été montré que les réponses de la LST aux effets de radiation-ombrage de la végétation sont fortement non linéaires et dépendent du contexte (Ma et al., 2025).

Cependant, l'imagerie thermique présente des limites. Les caméras thermiques légères utilisées sur des drones peuvent ne pas être stabilisées en température, ce qui dégrade la précision de mesure d'environ 0,5°C en conditions de laboratoire jusqu'à presque 5°C en conditions de vol instables. Ce sont les chiffres qu'ont pu observer Szostak et al. (2023). Des erreurs de 2 à 5 °C sont généralement acceptables en milieu urbain lorsque les températures de surface ciblées se situent entre 20 et 60 °C (Yan et al., 2025).

2. Objectifs

Face aux enjeux thermiques croissants liés à la densification urbaine et au manque d'outils permettant de quantifier le rôle de la végétation dans l'atténuation des ICU, ce mémoire poursuit deux axes principaux, en développant une méthodologie d'intégration de données géospatiales à haute résolution au sein du modèle urbain tridimensionnel de Louvain-la -Neuve.

Dans un premier temps, le travail se concentre sur l'extraction et la modélisation tridimensionnelle de la végétation urbaine à partir de nuages de points LiDAR et des données spectrales provenant d'orthophotos. Cette composante vise à intégrer la végétation comme un objet urbain dans le modèle 3D, permettant ainsi d'étudier ses interactions spatiales avec le bâti. L'objectif affiché est de simuler spatialement les ombres portées sur les surfaces au sol à différentes échelles temporelles.

La seconde partie tente d'évaluer l'effet thermique des ombres simulées sur les surfaces de revêtements urbains à partir d'images infrarouges thermiques acquises par aéronef, en testant dans quelle mesure l'inertie thermique des matériaux est suffisante pour que l'ombrage reçu en journée influence l'émission nocturne de chaleur de ces surfaces.

De ces deux axes, peuvent découler plusieurs questions :

- 1) Est-il possible de modéliser la structure tridimensionnelle du tissu urbain, notamment la végétation, avec une précision suffisante pour en projeter les ombres portées au sol ?
- 2) Quelle est la contribution relative des bâtiments et de la végétation à l'ombrage total ? Comment évolue-t-elle au cours d'une journée ensoleillée où la végétation est développée ?
- 3) Sur quelles surfaces de revêtement les ombres projetées exercent-elles un effet thermique mesurable ? L'inertie thermique de ces matériaux est-elle suffisante pour que l'ombrage diurne influence leur émission nocturne de chaleur, telle que mesurée par imagerie thermique infrarouge ?

3. Matériels

3.1. Zone d'étude

L'étude de ce mémoire portera sur la ville de Louvain-la-Neuve (LLN). Cette ville, fondée au début des années 1970 comme ville universitaire planifiée, a été conçue comme un espace piétonnier avec une séparation stricte des flux de circulation. LLN est une ville particulière, construite sur deux étages, les quartiers urbains piétons surmontent les voiries automobiles, les parkings et la gare ferroviaire. Ce principe de séparation est avant-gardiste. Cette conception a donné lieu à un tissu urbain caractérisé par une forte diversité morphologique (Charlier, 1977).

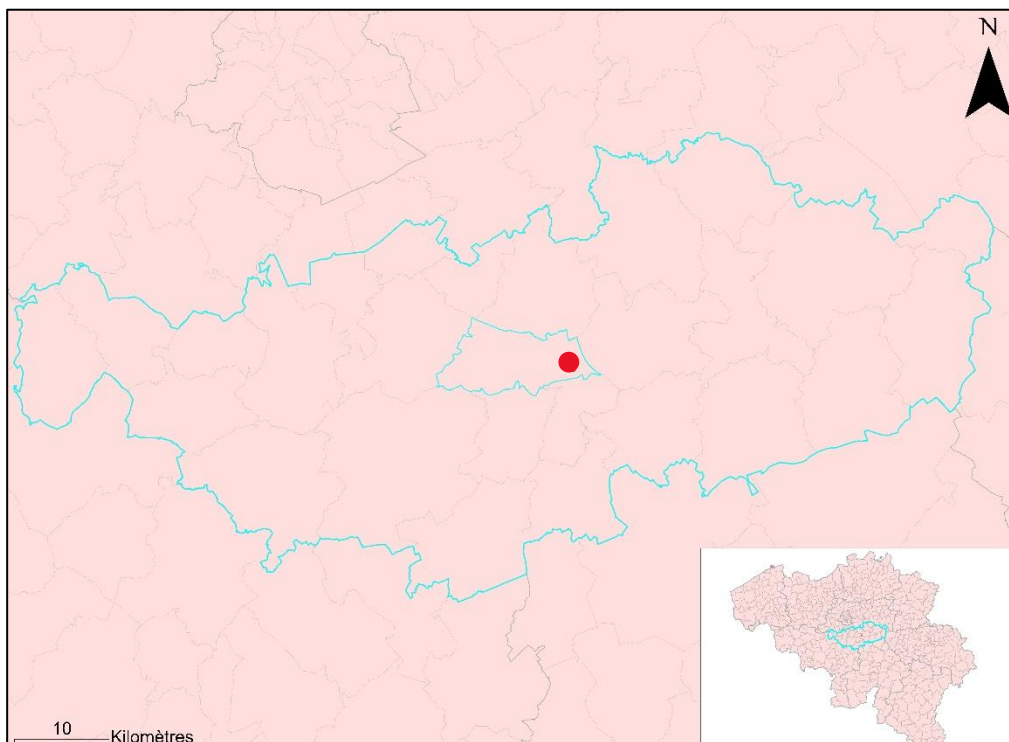


Figure 2 : Situation géographique de la zone d'étude (en rouge) en Belgique (coin en bas à droite) dans la province du Brabant-Wallon (grande forme) dans la commune d'Ottignies-Louvain-la-Neuve (petite forme).

Dans ce contexte, les arbres ne sont pas plantés dans la terre naturelle du sol, mais dans des fosses de plantation remplies de substrat permettant le développement des racines. Ces fosses sont généralement construites en même temps que la dalle et reposent sur des piliers plongeant dans les étages inférieurs de la structure, généralement les parkings sous-jacents (Agence Parisienne du Climat, 2024). Des zones de pleine terre situées au-dessus de la dalle ont également été conçues pour accueillir des arbres de différentes tailles. En ce qui concerne l'eau,

celle-ci est drainée depuis les surfaces environnantes et acheminée vers les fosses de plantation, un système conséquent est donc nécessaire (Guide Bâtiment Durable, 2022).

La zone d'étude qui a été sélectionnée (Figure 3) est celle de la zone Croix du Sud, dans le quartier du Biéreau. Plusieurs raisons ont permis de faire ce choix. La première est le fait qu'à cet endroit, la modélisation actuelle des bâtiments est celle qui se rapproche le plus de la réalité, avec un LoD compris entre 2 et 3, puisque la hauteur des bâtiments et leurs toits ont été retravaillés. De plus, la végétation s'y trouve de différentes manières. Des zones denses avec des arbres distinguables à l'œil nu sur l'orthophoto, non distinguables et des arbres isolés facilement identifiables.



Figure 3 : Zone d'étude en rouge avec pour fond de map l'orthophoto de 2022.

Enfin, des données de haute résolution, telles que le nuage de points LiDAR, les orthophotos (2012-2013, 2022 et 2025) ainsi que les images TIR, sont disponibles pour LLN et pour cette zone.

3.2. Nuage de points LiDAR

Le jeu de données LiDAR provient d'un vol d'un total 120h30, à la demande du Service Public Wallon (SPW), effectué par la société Sintegra lors de deux périodes hivernales, 2020-2021 et 2021-2022, plus précise que la campagne précédente réalisée en 2013-2014 (Tableau 1).

Tableau 1 : Comparaison entre le LiDAR 2013-2014 et le LiDAR 2021-2022 (Géoportail de la Wallonie)

	LiDAR 2013-2014	LiDAR 2021-2022
Nombre de pulses/m ²	1,5	7
Précision en Z	12 cm	12 cm
Système de projection XY	Lambert 72	Lambert 2008
Système de projection Z	DNG	DNG
Recouvrement entre deux bandes de vol	30%	60%
Résolution des rasters	1 mètre	1 mètre et 0,5 mètre

L'ensemble de la Région wallonne a été recouverte, soit environ 17 000 km². Deux types de LiDAR ont été utilisés, le Double LMSQ780 et le Double VQ780II-S. Le plan de vol a consisté à voler de manière parallèle tout le long du territoire avec une densité de 6,8 pts/m². L'écart de point moyen est de 0,26 mètre, avec des RMSE de précision planimétrique et altimétrique de 1 et 0,4 mètre, respectivement.

Chaque tuile LAS Dataset (LASD) a une dimension de 500 x 500 mètres et est projetée en Belge Lambert 2008.

Différentes classes de points se sont dégagées :

- Classe 0 : Non classifié
- Classe 1 : Hors sol
- Classe 2 : Sol
- Classe 5 : Haute végétation
- Classe 6 : Bâtiment
- Classe 7 : Points bas considérés comme « bruit »
- Classe 9 : Eau

- Classe 10 : Pont
- Classe 15 : Ligne de haute tension

Le détail de la classification des points de la tuile LASD (Figure 4) comprenant la zone d'étude se trouve dans le tableau 2 ci-dessous.

Tableau 2 : Nombres de points par classe de la tuile LASD comprenant la zone d'étude

Classe	Nombre de points	Pourcentage
0	4 158 055	43,84
2	2 092 224	22,06
5	2 101 383	22,16
6	1 125 461	11,87
7	7 760	0,08

Beaucoup de points ne sont pas classés. De même, il est possible d'observer sur la figure 4 que de nombreux points ont une classification incorrecte. Il est donc difficile d'extraire une classe de points directement de ce jeu de données. En l'occurrence, pour ce travail, la végétation, pour laquelle il n'y a même pas de distinctions faites avec d'autres hauteurs que la haute végétation.

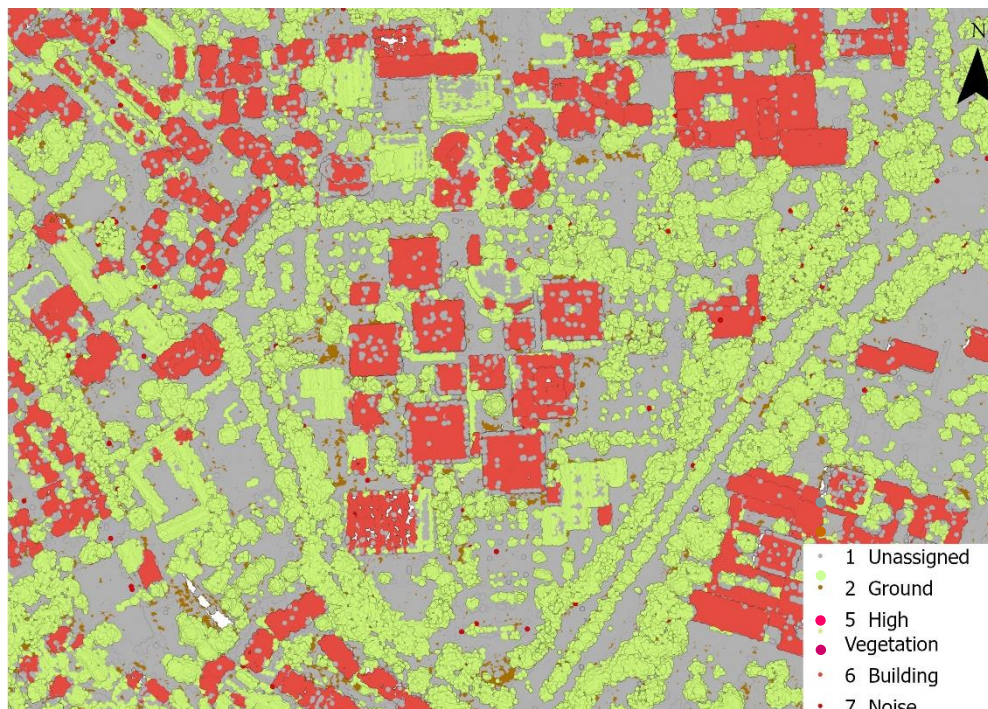


Figure 4 : Nuage de points LiDAR de la tuile LASD comprenant la zone d'étude

3.3. Programme Informatique de Cartographie Continue

Le Programme Informatique de Cartographie Continue (PICC) est un outil développé par le SPW depuis les années 1990 et mis à jour hebdomadairement. Il s'agit de la référence cartographique numérique en 3D pour la Région wallonne. Il inclut tous les éléments identifiables avec une précision en dessous de 25 cm dans les trois axes X, Y et Z (Petit et al., 2024). Cet outil est utilisé comme base pour les analyses spatiales, en combinaison avec les technologies de télédétection, pour des applications telles que la classification urbaine basée sur les objets, la cartographie de la couverture urbaine terrestre ou encore la cartographie des toitures (Petit, Benjamin, et al., 2024). Son système de référence spatiale est le Belge Lambert 1972.

Une phase d'enrichissement sert à l'individualisation des bâtiments ainsi qu'à la création de leur surface, de leur fonction et de leur emplacement. Ce sont ces informations qui ont servi à l'extraction et à la création des premières ébauches du modèle 3D urbain actuellement disponible de Louvain-la-Neuve, lequel constitue la base des manipulations et analyses présentées dans la suite de ce mémoire.

3.4. Orthophotoplans 2012-2013, 2022 et 2025

Les prises de vue de l'orthophoto de 2012-2013 du SPW ont été effectuées entre le 14 mai 2012 et le 8 juillet 2013. Sa résolution est de 25cm et est projetée en Lambert Belge 1972. Quatre bandes spectrales sont disponibles, RGB et le proche infrarouge.

L'orthophoto de 2022 (Figure 3) a été capturée par le *Geomatics Research Laboratory* de l'Université Catholique de Louvain. Elle couvre une surface de 131 633 pixels par 124 377 pixels. L'image GeoTIFF est également projetée dans le système Belge Lambert 2008 avec une très haute résolution de 4 cm dans les deux directions X et Y.

Les données de l'orthophoto de 2025 n'étant pas encore publiques, il est simplement possible de dire que celle-ci a été réalisée à la demande du SPW et que les données ont été prises au printemps 2025. Sa résolution spatiale est quant à elle de 25 cm. Cette dernière a été utilisée lors de la validation de terrain.

Pour ces deux dernières, quatre bandes sont comprises : rouge, verte, bleue et transparence alpha.

3.5. Données infrarouges thermiques

Les images TIR ont été capturées par l'aéronef D-ISAV type C-402, lors d'un vol en mars 2012 entre 2h50 et 5h30. La résolution spatiale est de 50 cm dans les directions X et Y. Le capteur thermique utilisé est le ThermoVision SC-7K6-Dual + NikonD.

L'image obtenue (Figure 5), projetée en Lambert Belge 1972, montre les valeurs de radiance thermique $[W/m^2/Sr]$ à la fin d'une nuit d'hiver, ce qui permet de limiter les énergies réfléchies, et de voir la diversité de l'inertie thermique qui caractérise les différents matériaux.

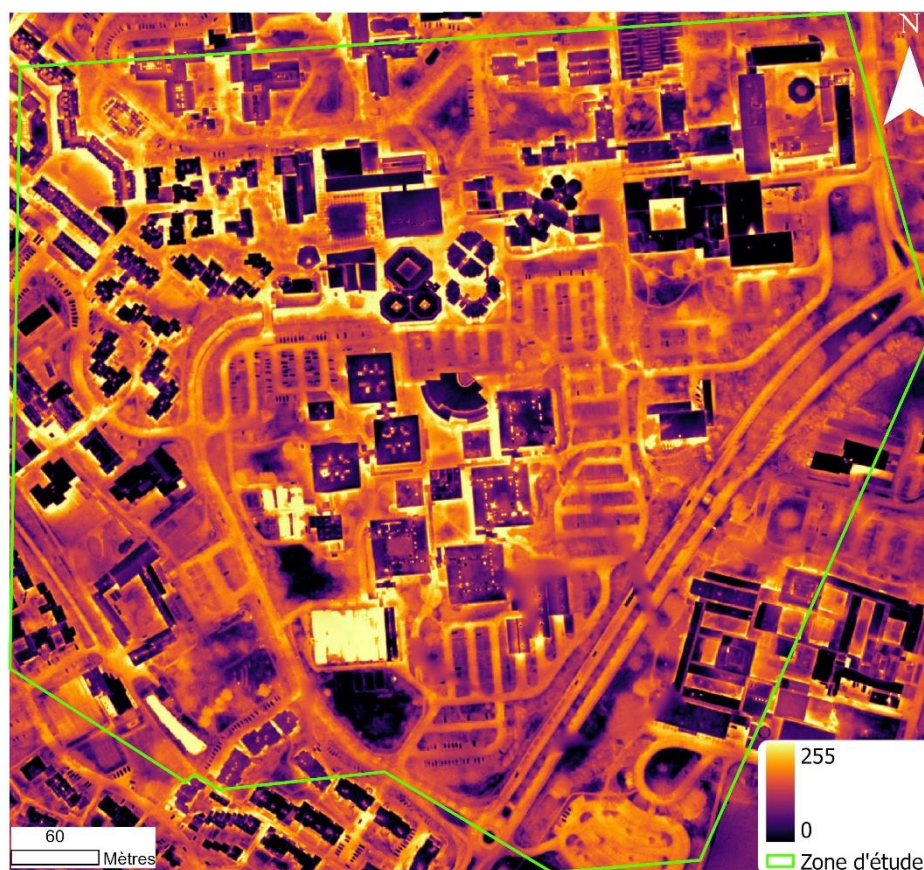


Figure 5 : Image TIR de la zone d'étude montrant les valeurs de radiance thermique $[W/m^2/Sr]$

Les couleurs foncées correspondent à des valeurs de rayonnement thermique faibles, tandis que les couleurs plus claires correspondent à des valeurs plus élevées. La valeur du rayonnement thermique dépend de la température réelle de la surface mais aussi des propriétés thermiques

des matériaux, comme l'émissivité. Ce dernier est la capacité d'un matériau à émettre de l'énergie thermique sous forme de rayonnement infrarouge, par rapport à un corps noir parfait, dont l'émissivité est de 1.

3.6. Modèle urbain tridimensionnel

Le modèle tridimensionnel des bâtiments utilisé dans ce travail a été développé dans le cadre d'un mémoire antérieur portant sur la modélisation LoD2 du tissu bâti de la place Croix du Sud et ses alentours. Ce modèle a été généré à partir des emprises de bâtiments issues du PICC, combinées à des données LiDAR pour extraire les hauteurs. Le module *3D Building* d'ArcGIS Pro a été utilisé pour reconstruire les structures avec leur toiture, sur la base d'un attribut prédéfini par le logiciel.

La précision géométrique du modèle a été évaluée par le calcul du RMSE entre les hauteurs de toiture modélisées et le MNS du LiDAR de référence. Les valeurs de RMSE se situent majoritairement entre 0 et 2 mètres avec une moyenne de 1,71 m. La validation horizontale montre une distance moyenne de 0,169 m entre les emprises modélisées et celles du PICC. Les RMSE élevés ont fait l'objet d'une correction manuelle, sous supervision du nuage de points LiDAR. Le modèle présente plusieurs limites, notamment des toitures de forme complexe et des structures auxiliaires de petite superficie, comme les corridors ou les cages d'ascenseur, dont la segmentation dépasse les capacités de l'approche.

Dans le cadre de ce travail, le modèle offre une représentation volumique suffisante des bâtiments pour simuler les ombres portées.

4. Méthodologie

4.1. Données d'entrées

Quatre sources de données géospatiales ont été acquises sur la zone d'étude de Louvain-la-Neuve, toutes reprojctées dans le système de coordonnées EPSG :3812.

Le Modèle Numérique de Surface normalisé (MNSn) constitue la source principale de la détection. Celui-ci possède une résolution de 0,5 m et représente la hauteur des objets au-dessus du sol. Il est obtenu par la soustraction du MNT au MNS issu des données LiDAR. Les zones correspondant aux bâtiments ont été préalablement masquées (NoData) afin d'éviter toute confusion entre cimes d'arbres et structures bâties.

L'orthophoto de 2022, à une résolution de 4 cm, fournit l'information spectrale. Sa très haute résolution permet une discrimination fine des surfaces végétalisées, même s'il ne possède pas de bande infrarouge.

Le MNT permet de calculer les altitudes absolues au sol pour la modélisation 3D et l'analyse des ombres.

Quelques notions à définir, qui apparaîtront dans les parties suivantes :

- Un faux positif (FP) correspond à une détection du modèle dans le rayon imposé, mais où aucun point de référence ne s'y trouve.
- Un faux négatif (FN) est un point de référence qui n'est pas détecté par le modèle dans le rayon imposé.
- Un vrai positif (TP, True Positive) est la détection d'au moins un point de référence situé dans le rayon imposé.
- La précision mesure la qualité des détections. Parmi les points détectés, quelle fraction correspond à des arbres dont les points font partie des points de référence ?

$$\textit{Précision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

- Le rappel mesure l'exhaustivité. Parmi tous les arbres de référence, quels sont ceux qui ont été détectés ?

$$\textbf{Rappel} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

- Le F1-score est la moyenne harmonique de la précision et du rappel.

$$\textbf{F1 - Score} = 2 \times \frac{\textbf{Précision} \times \textbf{Rappel}}{\textbf{Précision} + \textbf{Rappel}} \quad (6)$$

4.2. Données de référence

Trois jeux de points ont été constitués par numérisation manuelle et relevé de terrain :

- *Arbres_Digitizing* : Points numérisés manuellement sur l'orthophoto, représentant des arbres individuels clairement identifiables en zones isolées ainsi que les arbres en zones denses moins distinguables. Ces points constituent la source principale de données d'entraînement pour les zones à canopée ouverte.
- *Arbres_Terrain_Dig* : Points relevés physiquement sur le terrain dans certaines zones de canopées denses, où la superposition des couronnes rend la numérisation sur orthophoto peu fiable. Ces points fournissent une information essentielle sur la composition de certaines zones denses.
- *NonArbres_Digitizing* : Points numérisés manuellement dans des zones de faux positifs typiques, comme les bords de toits, la végétation ornementale basse, les parkings, etc. Ces points sont essentiels pour que le classifieur apprenne à rejeter ce type de structures.
- Une couche de polygones (*Zones_Denses*) délimite les secteurs de canopée dense où les couronnes se chevauchent et où la détection individuelle est plus complexe. Ces polygones servent à la stratification géographique d'entraînement.

4.3. Prétraitement du MNSn

Avant toute détection, le MNSn brut fait l'objet de deux opérations de prétraitement.

Les pixels en NoData (zones de bâtiments) et les valeurs négatives (artéfacts de numérisation) sont ramenés à zéro. Cette étape garantit que le filtre de lissage ne propage pas de valeurs aberrantes dans les zones végétalisées.

Un filtre gaussien est appliqué sur le MNSn nettoyé, avec un paramètre de l'écart-type σ de 2,3 pixels. Ce lissage élimine le bruit de numérisation et les micro-variations de surface, ne conservant que les dômes de couronnes, qui constituent les véritables cibles de détection. La valeur de sigma a été déterminée par optimisation automatique (cfr. 4.5.2.) et correspond, à la résolution de 0,5m du MNSn, à un rayon d'influence de 1,15m. Cela suffit à homogénéiser la surface des couronnes sans effacer les séparations entre les arbres.

4.4. Détection des arbres

La détection repose sur une méthodologie en deux étapes, combinant une approche géométrique (détection des maxima locaux) et une approche d'apprentissage supervisé (Random Forest). L'étape géométrique génère des candidats de manière exhaustive, tandis que le classifieur élimine les faux positifs en exploitant les informations du MNSn et de l'information spectrale de l'orthophoto.

4.4.1. Détection des maxima locaux

Un filtre de maximum local est appliqué au MNSn lissé avec une fenêtre de rayon de 1 m (deux pixels à la résolution de 0,5 m). Un pixel est retenu comme candidat si sa valeur est égale au maximum dans sa fenêtre et si sa hauteur dépasse le seuil minimal de 0,8 m. Ce dernier a été fixé volontairement bas afin de tenter de détecter les petits arbres. Le classifieur se chargeant d'éliminer la végétation non arborescente.

4.4.2. Non-Maximum Suppression (NMS)

Une étape de suppression des doublons est ensuite effectuée. Si deux candidats se trouvent à moins de deux mètres l'un de l'autre, seul le plus haut est conservé. Cet algorithme de NMS élimine les détections multiples qui apparaissent sur les larges couronnes présentant plusieurs maxima locaux proches, sans fusionner des arbres réellement distincts.

4.4.3. Extraction des variables

Pour chaque candidat, six variables ont été extraites à partir du MNSn lissé et de l'orthophoto, dans un voisinage de cinq pixels autour du point.

Tableau 3 : Les six variables extraites du MNSn lissé, avec leur formule et leur rôle.

Variables	Formules	Rôles
H_point	Valeur MNSn au point	Hauteur brute
H_max	Valeur maximale MNSn dans le voisinage	Hauteur maximale locale
H_mean	Valeur moyenne MNSn dans le voisinage	Hauteur moyenne locale
H_std	Écart-type du MNSn dans le voisinage	Rugosité de la surface
Proéminence	$H_point - H_mean$	Caractère de pic local
ExGI_mean	$(2G - R - B)/(G + R + B)$	Indice de verdure

La proéminence mesure à quel point le candidat dépasse son voisinage immédiat. Un véritable sommet d'arbre présente une proéminence positive et élevée, alors qu'un flanc de bâtiment ou un bord de toit présente une proéminence nulle et négative, la hauteur y étant homogène autour du point.

La normalisation de l'ExGI, pour la segmentation de la végétation, rend l'indice invariant aux conditions d'éclairage. Les feuilles vertes, absorbant le rouge et le bleu, présentent un ExGI positif, en raison de la réflectance du vert par la chlorophylle. Les autres surfaces (toits, routes, sols) présentent un ExGI proche de zéro ou négatif.

4.4.4. Classification par Random Forest

Un Random Forest (RF) est entraîné sur les points de référence afin de classer chaque candidat en « arbre » ou « non-arbre ». Le modèle a été configuré avec 200 arbres de décision, une profondeur maximale de 8 nœuds et un rééquilibrage automatique des classes (`class_weight = « balanced »`) pour compenser le déséquilibre entre les points positifs (74%) et négatifs (26%).

Le principe du Random Forest repose sur la combinaison de 200 arbres de décision, chacun entraîné sur un sous-échantillon aléatoire des données et utilisant un sous-ensemble aléatoire des variables à chaque nœud. Cette double randomisation produit des arbres diversifiés dont la moyenne des prédictions est plus robuste que celle d'un arbre unique. Pour chaque candidat, chaque arbre de décision vote « arbre » ou « non-arbre ». La probabilité finale est la fraction de votes positifs sur les 200 arbres.

Un candidat est retenu comme « arbre » si sa probabilité dépasse le seuil de 0,775, ce qui signifie que 77,5 % des 200 arbres de décision votent positivement. Ce seuil élevé favorise la précision au détriment du rappel. Dans le contexte d'un inventaire, les faux négatifs (FN, arbres non détectés) constituent la principale source d'erreur, car ils induisent une sous-estimation du volume de canopée et de l'ombrage produit. Ce seuil correspond au compromis permettant d'obtenir le meilleur score F1 global en tenant compte des deux types d'erreurs, selon l'optimisation d'Optuna.

La stratification géographique des données d'entraînement est un élément méthodologique important. Les points *Arbres_Digitizing* sont utilisés uniquement en dehors des zones denses (où la digitalisation sur orthophoto est fiable), tandis que les points *Arbres_Terrain_Dig* sont utilisés uniquement dans les zones denses (où le relevé permet une meilleure fiabilité). Cette stratification évite d'introduire des points de mauvaise qualité dans des contextes où leur fiabilité n'est pas garantie.

4.5. Optimisation des paramètres

4.5.1. Analyse de sensibilité univariée

Avant l'optimisation automatique, une analyse de sensibilité (Annexes 5) est menée en faisant varier chaque paramètre indépendamment, les autres étant maintenus fixes. Pour chaque valeur testée, le F1-score est évalué par validation croisée à 5 folds. Cette approche permet d'identifier les paramètres critiques et de définir les plages de recherche pour l'optimisation multivariée.

4.5.2. Optimisation bayésienne par Optuna

L'optimisation simultanée des cinq paramètres est réalisée par l'algorithme Tree-structured Parzen Estimator (TPE) implémenté dans la bibliothèque Optuna (Akiba et al., 2019). Contrairement à une grille exhaustive qui testerait toutes les combinaisons classiques, le TPE modélise séparément la distribution des bons et des mauvais paramètres, puis propose des valeurs dans les zones prometteuses de l'espace de recherche.

4.6. Segmentation des couronnes

Pour chaque arbre détecté par la version optimisée, l'emprise horizontale de sa couronne est délimitée par un algorithme de *Watershed* (Figure 6). Il s'agit d'une méthode de segmentation d'image qui divise un raster en bassins versants à partir de marqueurs imposés. Son application à la détection de couronnes depuis un MNSn est bien établie dans la littérature (Koch et al., 2006; Münzinger et al., 2022).

L'algorithme est appliqué en quatre étapes :

- 1) Lissage du MNSn ($\sigma = 1,5$). Un lissage modéré est appliqué afin de conserver les frontières intercouronnes, tout en réduisant suffisamment le bruit pour éviter la sur-segmentation.

Ce paramètre de lissage diffère de celui utilisé pour le traitement du MNSn. En effet, les deux étapes ont des objectifs opposés en matière de lissage, la détection requiert des

dômes nets et peu nombreux (lissage fort), alors que la segmentation nécessite de conserver les frontières intercouronnes pour délimiter les polygones individuels

- 2) Inversion du MNSn (7) : Les cimes (valeurs les plus élevées) deviennent des creux, ce qui est requis par l'algorithme qui remonte depuis les points bas.

$$MNSn \text{ inversé} = \max(MNSn) - MNSn \quad (7)$$

- 3) Chaque arbre détecté par la version 5 (cfr. 5.1.4.) est un marqueur, le point de départ de la propagation de sa couronne. Le lien entre détection et segmentation est important, car la qualité de la segmentation est directement plafonnée par celle de la détection. Un arbre manqué (faux positif) n'a pas de marqueur et sa zone sera absorbée par le bassin voisin.
- 4) Le *watershed* se propage depuis chaque marqueur jusqu'aux lignes de crête intercouronnes. Un masque $MNSn \geq 0,8$ m limite la propagation aux zones végétalisées et empêche le débordement sur les surfaces de sol nu ou les structures bâties.

Cette méthode de segmentation présente deux types d'erreurs connus en milieu urbain :

- La sur-segmentation survient lorsqu'une grande couronne irrégulière présente plusieurs maxima locaux distincts, générant plusieurs polygones pour un même arbre.
- La sous-segmentation survient lorsque deux arbres proches ont leurs couronnes jointives, sans vallée claire les séparant. Le *watershed* les fusionne ensuite en un seul polygone.

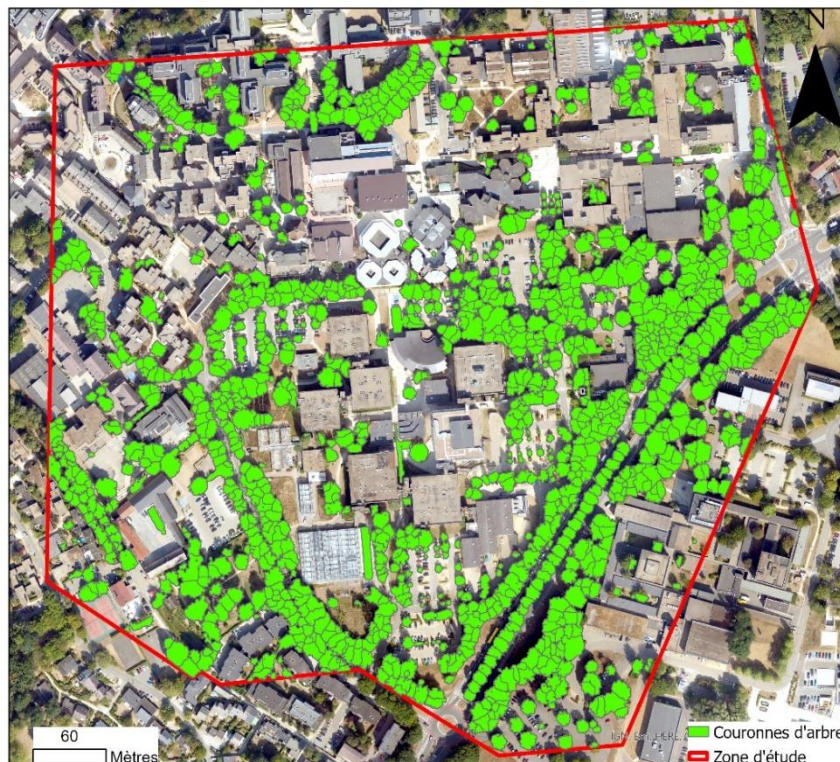


Figure 6 : Segmentation des couronnes d'arbres avec l'algorithme Watershed

4.7. Estimation des volumes de couronnes

Trois méthodes d'estimation volumique ont été calculées pour les différentes couronnes segmentées, permettant une analyse comparative et la justification du choix méthodologique.

4.7.1. Méthode 1 : Demi-ellipsoïde analytique

$$V_{M1} = \frac{2}{3} \pi r^2 \times h_{couronne} \quad (8)$$

$$\text{avec } h_{couronne} = 0.7 \times h_{arbre} \text{ et } r = \sqrt{\frac{aire_{watershed}}{\pi}}$$

La hauteur de couronne est estimée comme $h_{couronne}$ (ratio médian pour les arbres feuillus tempérés en milieu urbain, faute de données d'essences sur le site), et le rayon r est issu de l'aire du polygone *watershed*. Cette méthode impose une hypothèse géométrique forte. Toute couronne est supposée ellipsoïdale, ce qui ne reflète pas la réalité des couronnes urbaines, souvent asymétriques en raison de la compétition latérale, de la taille et de la proximité des bâtiments (Wan Mohd Jaafar et al., 2018).

4.7.2. Intégrations MNSn brute et corrigée

$$V_{M2} = \sum_{pixels} h_{pixel} \times aire_{pixel} \quad (9)$$

Le volume (9) est obtenu par la somme directe des hauteurs de tous les pixels MNSn à l'intérieur du polygone *watershed*, multiplié par l'aire d'un pixel. Cette méthode (Han et al., 2024) n'impose aucune hypothèse géométrique mais inclut le tronc dans le calcul, surestimant ainsi le volume du feuillage.

$$V_{M3} = \sum_{h > h_{tronc}} (h_{pixel} - h_{tronc}) \times aire_{pixel} \quad (10)$$

avec $h_{tronc} = 0.3 \times h_{arbre}$

Seuls les pixels du MNSn situés au-dessus de la hauteur de tronc estimée sont intégrés et la contribution du tronc est soustraite. Cette méthode (10) isole le volume de feuillage sans hypothèse sur la forme.

4.7.3. Modélisation 3D des couronnes

Les modèles 3D sont produits au format Multipatch ESRI, qui permet la représentation de solides 3D dans l'environnement ArcGIS. Ce format est requis pour la visualisation et l'intégration dans des jumeaux numériques urbains conformes à la norme CityGML.

Chaque couronne est modélisée comme une demi-ellipsoïde 3D dont les dimensions découlent directement du volume M3 :

$$Rayon\ horizontal = r_h = \sqrt{\frac{aire_{watershed}}{\pi}} \quad (11)$$

$$Rayon\ vertical = r_v = \frac{V_{M3}}{(\frac{2}{3}\pi r_h^2)} \quad (12)$$

La base de la couronne est positionnée à : $altitude_{sol} + h_{tronc}$. Et le sommet à : $altitude_{sol} + h_{arbre}$, assurant la cohérence géométrique avec l'ellipsoïde reconstituée. La hauteur visuelle de la couronne est ainsi directement issue du volume physique calculé, garantissant la cohérence entre le modèle volumique et la représentation 3D.

4.8. Validation

La validation d'un modèle d'apprentissage supervisé requiert que les données de validation soient indépendantes des données d'entraînement. Dans le cas présent, les trois jeux de points de référence (*Arbres_Digitizing*, *Arbres_Terrain_Dig*, *NonArbres_Digitizing*) ont tous été utilisées pour entraîner le modèle V5 et proviennent tous de la même source, l'orthophoto de 2022. Valider V5 directement sur ces données produirait des métriques élevées. Le modèle évaluerait sa capacité à reproduire ses données d'entraînement plutôt que sa capacité à généraliser.

Deux approches complémentaires ont été mises en œuvre pour garantir l'indépendance de la validation. Une cross-validation spatiale par blocs sur les données existantes et une validation terrain indépendante sur une autre orthophoto datant de 2025.

4.8.1. Cross-Validation

La première validation est réalisée par cross-validation spatiale par bloc (Roberts et al., 2017). La zone d'étude est divisée en une grille régulière de 4x4 (16 blocs). A chaque fold, un bloc constitue la zone de validation et les 15 blocs restants servent à l'entraînement. L'opération est répétée 16 fois, chaque bloc jouant une fois le rôle de validation.

Cette approche garantit l'indépendance spatiale entre entraînement et validation. Les données d'entraînement et les candidats détectés n'ont jamais partagé la même localisation géographique.

Roberts et al. (2017) ont démontré que la cross-validation standard surestime fortement les performances en présence d'autocorrélation spatiale et recommandent la validation par blocs spatiaux comme alternative.

Pour chaque fold, la méthodologie entière est exécutée dans le bloc de validation : détection des maxima locaux dans le MNSn, extraction des paramètres, classification par le RF entraîné sur les 15 autres blocs, puis appariement spatial des détections aux points de référence du bloc (rayon = 3m). Les métriques calculées reflètent donc la performance réelle du système complet et non celle du seul classifieur.

4.8.2. Validation de terrain

Une seconde validation, de terrain, a été conduite sur un échantillon aléatoire de 50 points, garantissant une indépendance totale par rapport aux données d'entraînement. L'échantillon a été constitué par tirage aléatoire stratifié. 25 points issus des prédictions V5 et 25 points de la référence digitalisée, chaque groupe comprenant 20 points en zones isolées et 5 points en zones denses.

L'objectif principal de la validation de terrain est de confirmer que les points détectés par la version 5 du modèle correspondent à de vrais arbres physiquement présents, indépendamment des données utilisées pour l'entraînement. Les mesures de hauteur, rayon et volume ont été collectées à titre exploratoire pour évaluer l'ordre de grandeur des estimations du modèle, sans prétendre constituer une validation dendrométrique rigoureuse compte tenu des outils de mesure utilisés. La validation de terrain complète ainsi la cross-validation en apportant une confirmation physique indépendante de la précision de détection.

L'indépendance temporelle est assurée par l'utilisation de l'orthophoto de 2025 comme fond de carte sur le terrain, acquise postérieurement aux données utilisées pour l'entraînement. Cette indépendance garantit que les arbres validés n'ont pas été observés lors de la construction du modèle et permet de détecter d'éventuels changements de la végétation.

Pour chaque point, les mesures suivantes, lorsque c'était possible, ont été relevées sur le terrain :

- Présence/Absence d'un arbre à moins de 3m du point prédit
- Présence d'un houppier visible au-dessus de l'observateur
- Ecart de localisation : distance estimée entre le point prédit et le tronc réel (m)
- Rayon moyen du houppier estimé par comptage de pas (1 pas $\approx$ 0,7m)
- Hauteur totale de l'arbre estimée par une application mobile (précision non rigoureuse)

Le volume terrain est ensuite estimé selon la formule :

$$V_{terrain} = \pi \times r_{obs}^2 \times (h_{obs} - h_{tronc,obs}) \quad (13)$$

Avec $h_{tronc} = 0,3 \times h_{obs}$, cohérente avec la méthodologie M3 du modèle, permettant une comparaison directe.

4.9. Ombrage simulé et image infrarouge thermique

L'image TIR (cfr. 3.5.) fournit une mesure de la radiance thermique des surfaces urbaines en fin de nuit hivernale. À cette heure, l'absence de rayonnement solaire incident garantit que le signal mesuré ne correspond qu'à l'énergie restituée par les surfaces sous l'effet de leur inertie thermique. La chaleur accumulée en journée est progressivement dissipée pendant la nuit. Ce mécanisme de stockage et de restitution est l'un des facteurs centraux de l'apparition des ICU nocturnes.

L'hypothèse suivante est celle qui a été testée. Si une surface a été ombragée pendant la journée, elle a reçu moins d'énergie solaire et donc a moins chauffé, elle devrait donc émettre moins de chaleur la nuit du 19 au 20 mars 2012. En superposant la carte d'ombrage simulée pour le 19 mars à l'image TIR du 20 mars, il est possible de tester empiriquement si cette hypothèse est vérifiée à l'échelle de la zone d'étude.

4.10. Simulation de l'ombrage du 19 mars 2012

Avant d'émettre des conclusions quant à l'hypothèse, plusieurs étapes ont été nécessaires.

Dans un premier temps, la position du soleil a été calculée toutes les 30 minutes sur la journée du 19 mars 2012, inspirée de l'algorithme 1 de Grena (2012), qui offre des précisions pour la période 2010 - 2110, dont l'erreur angulaire globale est de maximum $0,19^\circ$ et l'écart-type de $0,14^\circ\text{C}$, suffisantes dans le cadre de ce travail. Pour chaque pas de temps, l'azimut et l'élévation solaire sont calculés à partir des coordonnées de Louvain-la-Neuve (latitude $50,67^\circ\text{N}$, longitude $4,62^\circ\text{E}$, UTC+1). Seuls les pas de temps présentant une élévation solaire supérieure à 20°C ont été retenus. Cela correspond à 15 pas de temps valides entre 9h30 et 16h30 (Tableau 4). Ce seuil d'élévation minimale a été fixé à la suite du diagnostic ci-après. À des élévations inférieures à 20° , la longueur théorique des ombres dépasse 200 mètres pour un obstacle de 20 mètres de hauteur ($d = h/\tan(\alpha)$), ce qui génère un ombrage quasi-total de la zone d'étude qui efface toute variabilité spatiale exploitable. L'élévation maximale atteinte le 19 mars à LLN est de 39° à 13h.

Tableau 4 : Valeurs d'azimut et d'élévation le 19 mars 2012 sur la zone d'étude

Heure locale	Azimut (°)	Élévation (°)
9h30	123,4	23,9
10h00	130,5	27,7
10h30	138,2	31,1
11h00	146,4	34,0
11h30	155,1	36,3
12h00	164,3	38,0
12h30	173,8	38,9
13h00	183,5	39,0
13h30	193,0	38,3
14h00	202,3	36,9
14h30	211,2	34,7
15h00	219,6	32,0
15h30	227,4	28,7
16h00	234,7	25,0
16h30	241,6	21,0

En ce qui concerne les arbres, il a été supposé qu'en mars, ceux à feuilles caduques sont encore en dormance et ne possèdent pas leurs feuilles, seules les branches contribuent donc à l'interception du rayonnement. Dans le cadre de ce travail, il n'a pas non plus été question de faire la différence entre les arbres feuillus et les résineux. C'est pourquoi une transmittance $\tau = 0,1$ a été appliquée à chacun des arbres, signifiant que la structure ramifiée intercepte 10% du rayonnement incident. Dans l'implémentation, cette transmittance est intégrée en réduisant la hauteur effective des arbres dans le MNS combiné selon :

$$h_{eff} = h_{sol} + (h_{arbre} - h_{sol}) \times (1 - \tau) \quad (14)$$

Où h_{arbre} est la hauteur absolue du sommet de la couronne et h_{sol} l'altitude du terrain. Les bâtiments sont considérés comme entièrement opaques ($\tau = 0$).

4.11. Construction du MNS de simulation

Deux MNS distincts ont été utilisés comme données d'entrée. Le MNS de bâtiments, issu du modèle LoD2, et le MNS d'arbres, issu du pipeline décrit dans les parties précédentes. Ces deux rasters ont été reprojétés sur une grille de travail commune à résolution de 1 m, dans le système de coordonnées EPSG :3812, avec rééchantillonnage bilinéaire. Le diagnostic des données a révélé que les deux MNS contiennent des valeurs *NaN* aux emplacements sans obstacle. Cette propriété a été utilisée pour définir le masque qui considère un pixel comme une surface au sol si et seulement s'il présente des valeurs *NaN* dans les deux MNS. Cette définition garantit que seuls les pixels réellement dépourvus d'obstacles sont inclus dans l'analyse. Sur la grille de travail de 587 x 633 pixels, 237 796 pixels, soit 64 %, ont été identifiés comme pixels de sol, dont 164 759 (44,3 %) dans la zone d'étude.

Le MNS combiné, utilisé pour le lancer de rayons, intègre la phénologie de mars :

$$DSM_{total} = \max (DSM_{bat}, h_{eff, arbre})$$

4.12. Algorithme de lancer de rayons

Pour chaque pas de temps et chaque pixel de sol, l'ombrage est déterminé par un algorithme de lancer de rayons. Pour un pixel cible de coordonnées (r, c) et une position solaire (azimut α , élévation β), la direction du rayon projeté au sol est :

$$dx = \sin (\alpha), dy = -\cos (\alpha), dz = \tan (\beta) \quad (15)$$

Le rayon est projeté vers la source lumineuse par pas de 1 m. À chaque distance d, la hauteur de l'obstacle potentiel est obtenue par interpolation bilinéaire du MNS combiné (r + dy·d, c + dx·d). Le pixel est classé ombragé si la hauteur de l'obstacle dépasse l'altitude du rayon à cette distance :

$$h_{obs}(d) > z_{sol} + d \times \tan (\beta) \quad (16)$$

La distance maximale de projection, limitée à 200 mètres, évite les projections irréalistes. Seuls les pixels du masque sol sont traités, ce qui garantit que les toits des bâtiments et les sommets de couronnes ne sont pas classés comme ombragés par eux-mêmes.

Les cartes binaires d'ombrage (1 = ombragé ; 0 = ensoleillé) sont accumulées sur les quinze pas de temps en les multipliant par le pas de temps en heures (0,5 h). Une approche complémentaire consiste à pondérer chaque couche d'ombrage par l'intensité du rayonnement incident, proportionnel au sinus de l'élévation solaire.

$$R_{Cumul} = \sum_t I_0 \times \sin(\beta_t) \times (1 - ombre_t) \times \Delta t \quad (17)$$

Où $I_0 = 1000 \text{ W/m}^2$ est le rayonnement au sol par ciel dégagé (utilisé comme facteur d'échelle), β_t l'élévation solaire au pas de temps t , $ombre_t$ la carte binaire d'ombrage et $\Delta t = 0,5 \text{ h}$ le pas de temps. Cette approche pondère la contribution de chaque heure par l'intensité du rayonnement solaire. Un pixel ensoleillé à 13 h contribue davantage qu'un pixel à 9h30.

4.13. Superposition globale

L'image thermique a été reprojétée sur la grille de référence par rééchantillonnage bilinéaire. La corrélation entre le rayonnement solaire cumulé et la radiance nocturne a été calculée sur l'ensemble des pixels de sol valides par la corrélation de Pearson et le coefficient de Spearman. Cette superposition constitue une première exploration de la relation entre l'ombrage diurne et l'émission thermique nocturne à l'échelle de la zone d'étude.

4.14. Analyse par zones homogènes en revêtement

L'analyse a été restreinte à deux zones présentant un revêtement aussi homogène que possible, identifiées visuellement sur l'orthophoto. Deux parkings où un même matériau est présent sur la majorité de la surface, certaines parties étant ombragées par des arbres plantés et d'autres non.

Une seconde approche a également été testée, consistant à restreindre l'accumulation d'ombrage entre 14h et 16h30. Cette restriction est justifiée par le déphasage thermique maximal du béton, estimé à 6,9h par Marsh, (2010) pour un bloc de béton de 25 cm, et jusqu'à 12 h dans les cas idéaux. L'image thermique ayant été acquise entre 2h50 et 5h30 du matin, seul l'ombrage des heures comprises entre 14h et 16h30 aurait potentiellement encore un effet mesurable à cette heure, encore une fois dans des conditions idéales. L'ombrage matinal, intervenant entre 15 et 20 heures avant la mesure, est supposé entièrement dissipé.

Enfin, afin de tester si le confond spatial, lié à la proximité des bâtiments, constitue une explication alternative, une analyse complémentaire a été réalisée. Celle-ci consiste à calculer, pour chaque pixel de sol des deux parkings, la distance euclidienne au bâtiment le plus proche à partir du MNS de bâtiments, par transformation de distance (*distance_transformedt, Scipy*). La corrélation entre cette distance et la radiance nocturne a ensuite été calculée par la corrélation de Pearson. Si le confond spatial est réel, les pixels proches des bâtiments, et donc potentiellement réchauffés par la réémission thermique des façades, devraient présenter une radiance nocturne systématiquement plus élevée que les pixels éloignés, indépendamment de l'ombre diurne reçue. Cela se traduirait par une corrélation négative.

4.14.1. Masque de végétation par ExGI

Pour exclure les pixels de végétation résiduels dans les zones d'analyse malgré le masque sol, un masque complémentaire a été construit à partir de l'ExGI calculé sur l'orthophoto de 2012. L'utilisation de l'orthophoto de 2012 est préférable à celle de 2022 pour cette étape car elle reflète l'état réel de la végétation au moment de l'acquisition thermique.

Les pixels présentant un $ExGI \geq 0,05$ ont été classés comme végétation. Ce seuil a été choisi après analyse de la distribution des valeurs ExGI dans la zone d'étude (médiane = 0,059 ; $p_{25} = 0,034$). Un seuil de 0,05 correspond au premier quartile de la distribution excluant les surfaces végétales tout en conservant les autres surfaces.

4.15. Validation : Confidence Building sur orthophoto 2022

Pour évaluer le modèle de simulation d'ombres, une approche de confidence building a été mise en œuvre en comparant les ombres simulées avec les ombres visibles sur l'orthophoto de 2022.

Les ombres ont été extraites de l'orthophoto par seuillage de la luminance moyenne ($L = \frac{R + G + B}{3}$). Ce seuil a été défini sur la base d'une analyse manuelle et visuelle, à l'aide du logiciel ArcGIS Pro, afin d'identifier un ordre de grandeur. Le seuil de luminance optimal et l'heure de simulation de référence ont été déterminés conjointement par maximisation du F1-Score, en testant toutes les combinaisons de seuils ($L < 70$ à $L < 120$) et d'heures de simulation (12h30 à 15h) sur les pixels de sol. Les pixels des toits des bâtiments et les sommets des arbres ont été exclus.

La concordance entre les ombres détectées et simulées a été évaluée à l'aide de trois métriques complémentaires. La précision, le rappel et le F1-Score. L'Intersection over Union (IoU) a également été calculé comme mesure de chevauchement.

$$IoU = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (18)$$

4.16. Diagramme des flux

La figure ci-dessous présente le diagramme des flux qui résume la méthodologie de ce travail. Plusieurs données d'entrée (en rouge) ont été utilisées afin de, premièrement, modéliser les couronnes d'arbres en 3D puis de simuler les ombres et la confrontation thermique. En bleu se trouvent les différentes étapes méthodologiques qui s'articulent entre elles. Les étapes de validation (en jaune) sont celles d'où proviennent les métriques de performance. Les cases vertes correspondent aux produits finaux. Le MNS arbres (Annexe 11) devient une donnée d'entrée pour l'axe 2.

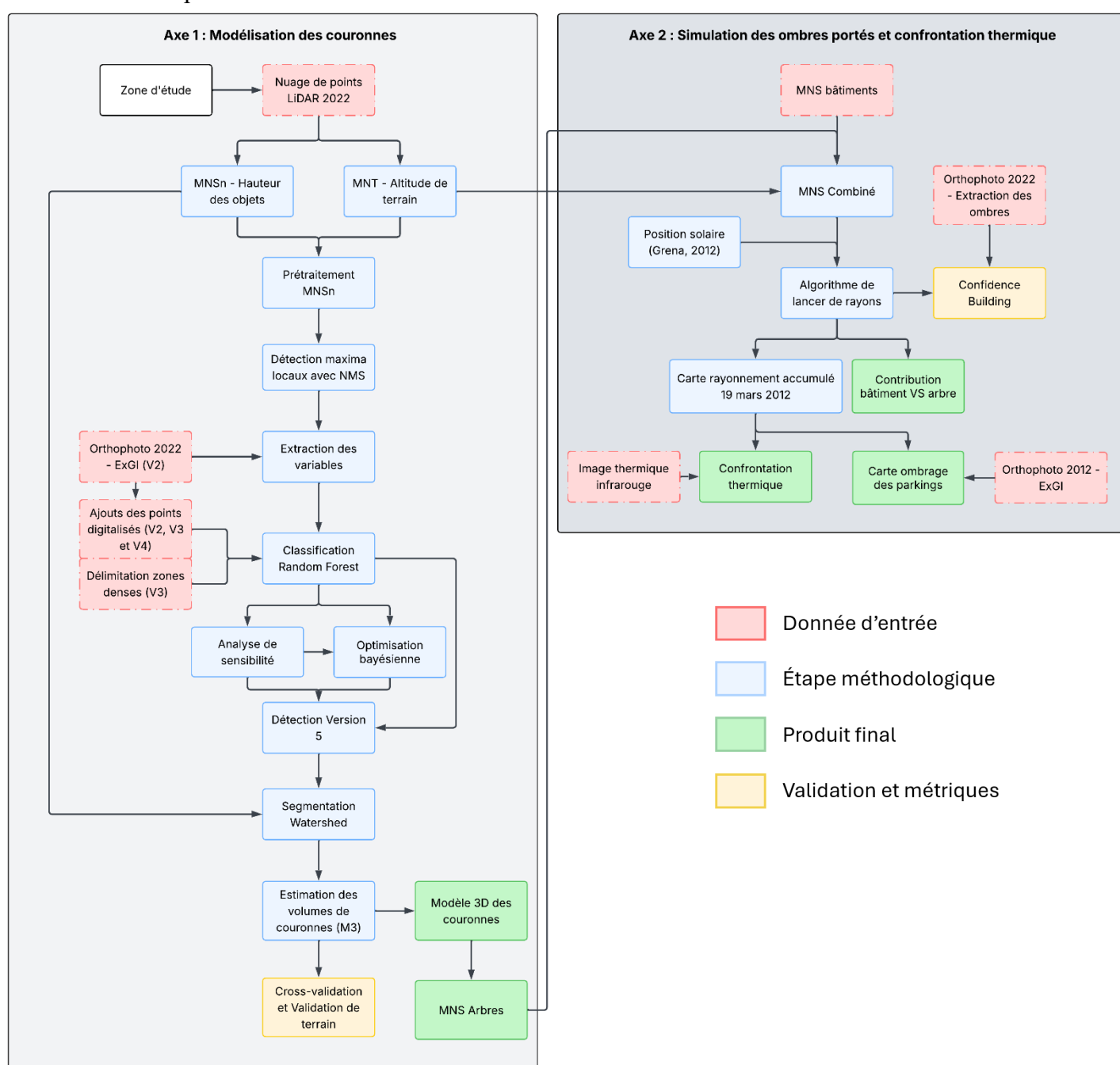


Figure 7 : Workflow de la méthodologie des deux axes montrant les intrants et les produits, avec entre, les étapes méthodologiques connectées par les flux.

5. Résultats

5.1. Évolution des versions et résultats de détection

5.1.1. Version 1 : Détection ArcGIS

Les outils disponibles dans ArcGIS Pro (*Focal Statistics*, *Set Null*, *Highest Position*) sont appliqués directement sur le MNSn partiellement nettoyé des bâtiments. Cette approche, sans information spectrale ni apprentissage, sert de point de départ (Figure 8). Cependant, de nombreux arbres manquent (FN = 768), ce qui se traduit par un rappel faible (0,34) mais une précision correcte (0,72). De plus, beaucoup de points détectés ne sont en réalité pas des arbres. En effet, certains pixels du MNSn proches de structures bâties possèdent des valeurs élevées que les outils utilisés perçoivent comme un arbre.

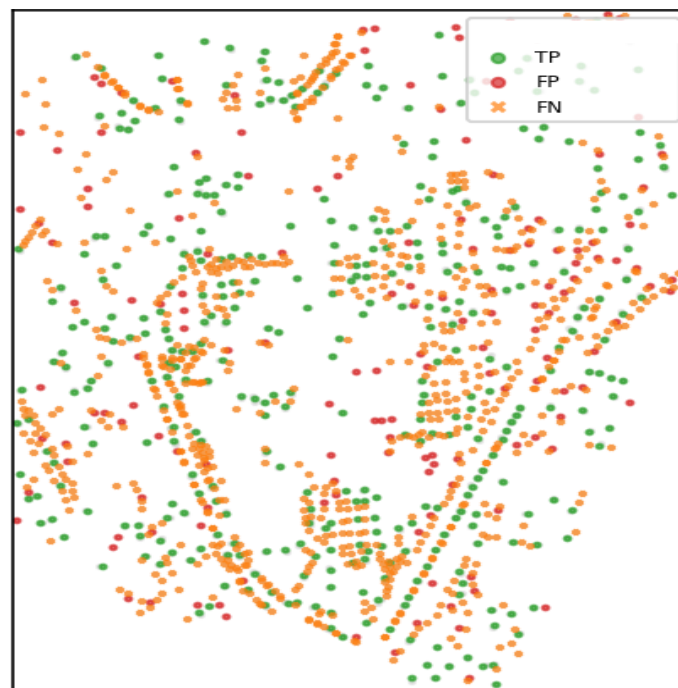


Figure 8 : Arbres détectés selon la version 1

5.1.2. Version 2 : Premier Random Forest

Cette version (Figure 9) introduit le RF, entraîné sur les seuls points *Arbres_Digitizing*, avec l'ajout de l'ExGI comme variable spectrale. Le rappel est alors quasi parfait (0,99), ce qui signifie que tous les arbres sont marqués, mais la précision s'effondre (0,41), car un seul arbre est pointé de nombreuses fois. Le modèle est trop permissif, car il n'a jamais été exposé à des exemples négatifs représentatifs de la zone d'étude, ce qui, comme dans la version précédente, se manifeste par des points qui ne sont pas des arbres. Il classe « arbre » tout ce qui présente un peu de verdure et une hauteur non nulle.

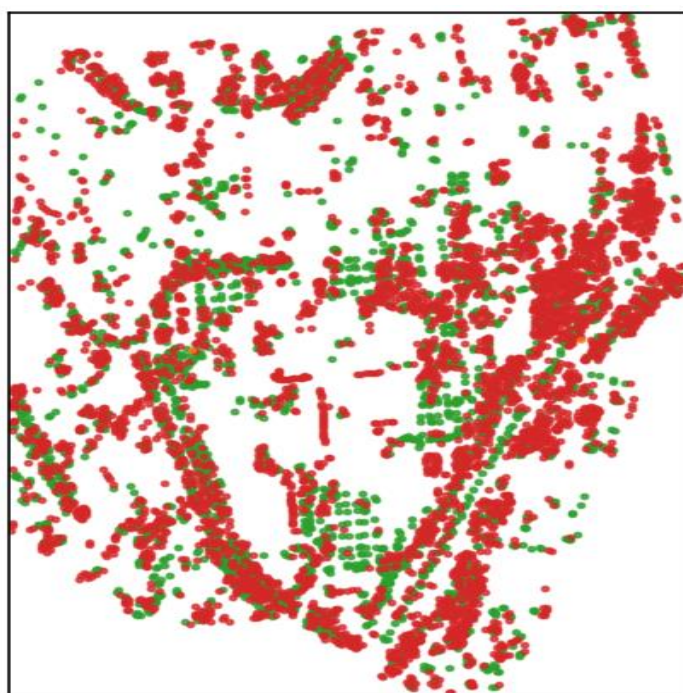


Figure 9 : Arbres détectés selon la version 2

5.1.3. Version 3 : RF enrichi

Trois sources d'informations sont ajoutées. Les points *NonArbres_Digitizing*, les points *Arbres_Terrain_Dig* et la stratification géographique par *Zones_Denses*. Cela entraîne une chute de près de 75 % des faux positifs (FP). Il s'agit de la contribution la plus impactante de toute la progression. Grâce à toutes ces informations, plus aucune détection ne pointe vers une structure bâtie. Mais de nombreux arbres sont encore marqués par beaucoup de points (Figure 10).

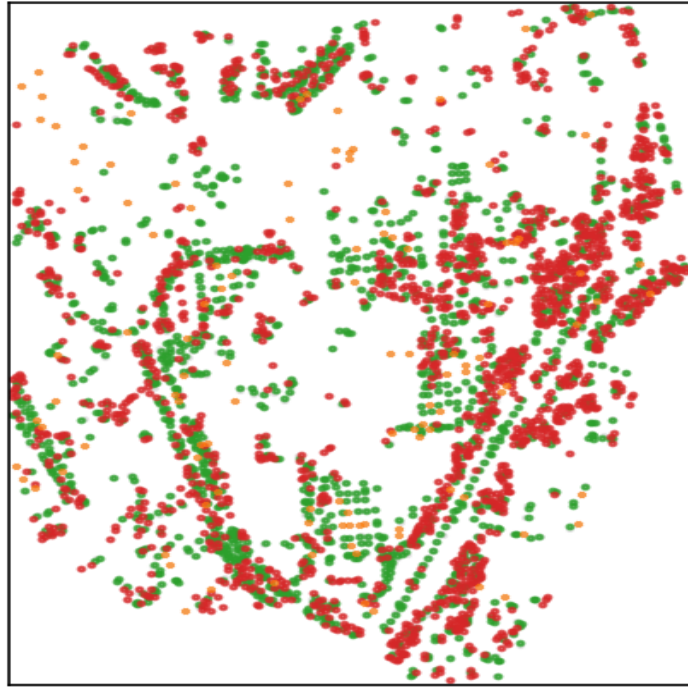


Figure 10 : Arbres détectés selon la version 3

5.1.4. Version 4 : Ajustement manuel des paramètres et optimisation (Version 5)

Les données d'entraînement sont les mêmes que pour la version précédente. Les paramètres sont ajustés manuellement en consultant visuellement les résultats dans ArcGIS. En diminuant

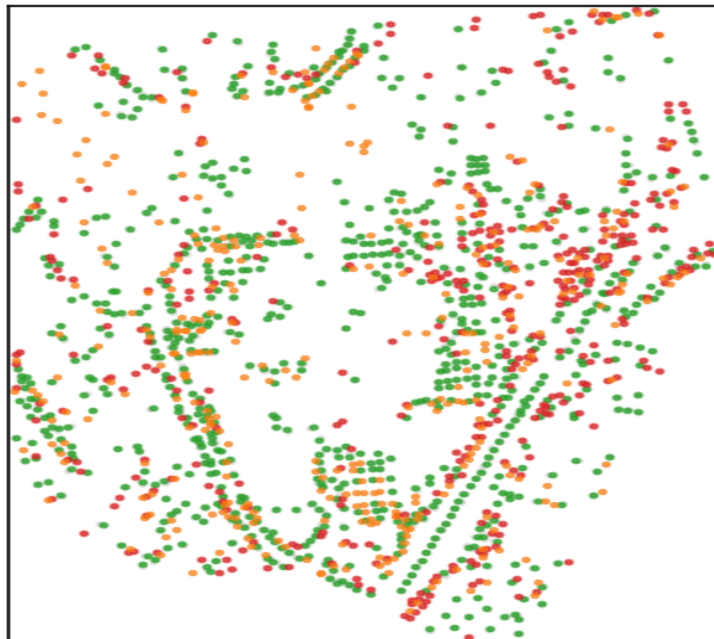


Figure 11 : Arbres détectés selon la version 4

Rayon_local_max et en augmentant *Sigma_lissage* et *Seuil_proba*, les faux positifs chutent mais les faux négatifs augmentent. Cela reflète bien le compromis à faire entre la précision et le rappel, inhérent au choix du seuil de décision.

Le résultat principal de l'analyse de sensibilité est que le paramètre du rayon local maximum (*rayon_local_max*) concentre environ 90% de l'importance relative, sa variation entraînant une chute significative du F1-score de part et d'autre de sa valeur optimale. Les quatre autres paramètres présentent des courbes plus ou moins plates, indiquant que le modèle y est robuste dans les plages testées (Annexe 5).

L'optimisation bayésienne (Figure 12) identifie un meilleur équilibre entre la précision et le rappel. Le F1-score final de 0,7 est cohérent avec les performances rapportées dans la littérature pour la détection d'arbres urbains à partir de données LiDAR en milieu urbain.

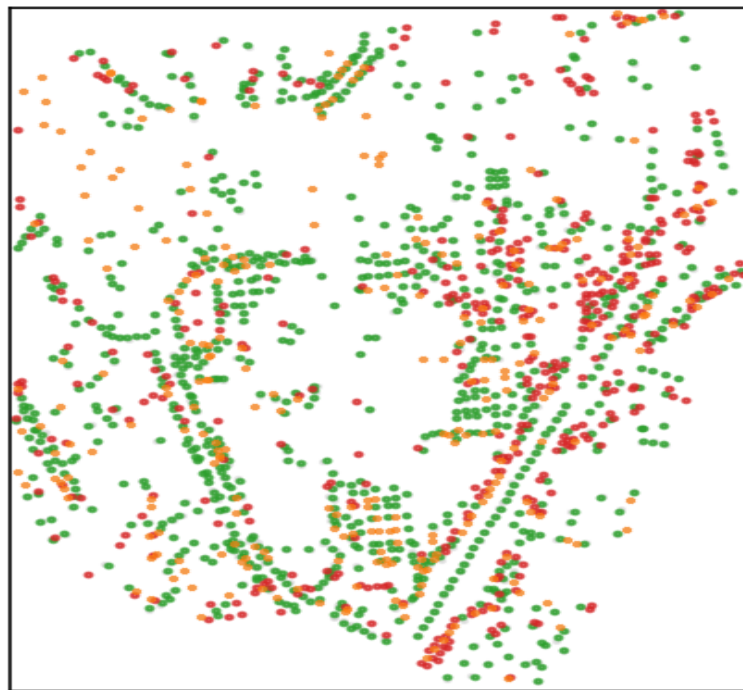


Figure 12 : Arbres détectés selon la version 5

Sur 50 essais, la convergence est atteinte dès l'essai numéro 20, confirmant que 50 essais sont largement suffisants pour ce problème.

Les valeurs finales obtenues se trouvent dans le tableau suivant :

Tableau 5 : Paramètres avec leurs valeurs optimales obtenues grâce à l'algorithme TPE

Paramètres	Valeurs	Justification
Hauteur_min	0,8 m	Seuil bas. Le RF filtre la végétation basse.
Rayon local max	1 m	Compensé par le fort lissage.
Sigma_lissage	2,3	Élimine les micro-pics avant la détection.
Seuil_proba	0,775	Modèle strict. Favorise la précision.
Rayon_NMS	2 m	Distance minimale inter-arbres

Une interaction non linéaire entre les paramètres *Sigma_lissage* et *Rayon_local_max* est détectée par Optuna. Un lissage fort ($\sigma = 2,3$) combiné à un petit rayon (1m) produit un meilleur F1-score qu'un lissage faible ($\sigma = 1,5$) avec un grand rayon (3m). Cette interaction ne pouvait pas être détectée par l'analyse de sensibilité univariée. C'est la principale valeur ajoutée de l'optimisation multivariée.

Tableau 6 : Évolution du rappel, de la précision et du F1-Score par version

Version	Rappel	Précision	F1-Score
1	0,34	0,72	0,46
2	1	0,41	0,58
3	0,94	0,49	0,64
4	0,69	0,66	0,67
5	0,75	0,67	0,71

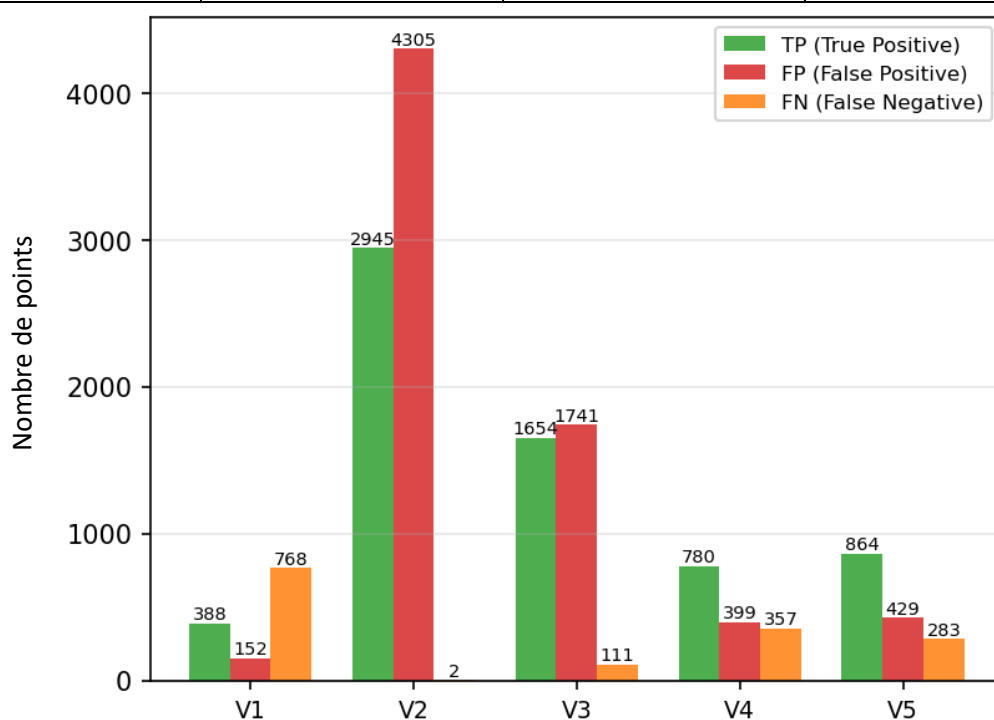


Figure 13 : Nombres de points TP, FP, FN, par version

5.2. Résultats et comparaison des volumes de couronnes (Tableau 7)

Tableau 7 : Comparaison des différentes méthodes

Méthode	Moyenne (m ³)	Médiane (m ³)
M1	408	307
M2	544	422
M3	316	252

Les corrélations entre méthodes sont très élevées ($r(M1,M2) = 0,980$; $r(M1,M3) = 0,954$; $r(M2,M3) = 0,994$).

La méthode 3 est retenue, car elle s'affranchit de l'hypothèse géométrique de M1 tout en corrigeant la surestimation du tronc de M2 (Figures 14 et 14b). En l'absence de mesures dendrométriques de terrain indépendantes, une validation stricte du volume n'a pas pu être réalisée.

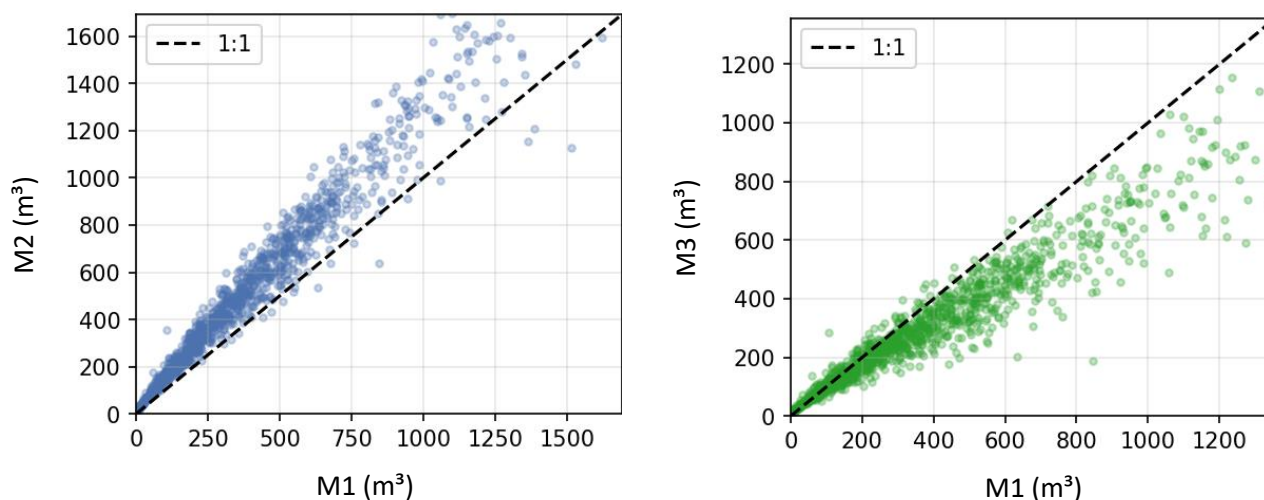


Figure 14 : Comparaison M1 et M2 (Volume M1 < M2) ; Figure 14b : Comparaison M1 et M3 (Volume M1 > M3)

5.3. Illustration des résultats

Grâce aux illustrations de la figure ci-dessous, plusieurs éléments sont observables. Il y a une cohérence géométrique, tant pour la hauteur que pour la localisation. Les formes générales des

couronnes sont assez similaires à la réalité. Plusieurs cas entourés en couleur permettent d'identifier ces similitudes.

Le modèle fait, pour le moment, abstraction des asymétries, des différences saisonnières et des branches.

Les arbres qui se trouvent dans les zones les plus densifiées sont ceux qui se trouvent au-dessus de la canopée supérieure. Les couronnes en dessous ne sont pas identifiées.



Figure 15 : Illustration des résultats obtenus lors de la modélisation des couronnes dans le modèle 3D de LLN avec des mises en avant de comparaison en couleur entre le modèle et la réalité (photo aérienne : globalview.be).

5.4. Validation des couronnes

5.4.1. Cross-validation

La cross-validation donne un F1-score moyen de $0,693 \pm 0,087$ (Précision = 0,66 ; Rappel = 0,74) sur les 16 folds. Ce résultat est cohérent avec le $F1 = 0,7$ obtenu sur l'ensemble des données lors de la comparaison des cinq versions, confirmant l'absence de surestimation majeure.

La variabilité entre les folds (écart-type = 0,087) reflète une hétérogénéité spatiale au sein de la zone d'étude. Certains blocs plus denses ou plus urbanisés sont plus difficiles à détecter que d'autres.

La stratification par contexte révèle des performances différenciées. En zones isolées ($F1 = 0,509$; Précision = $0,42$; Rappel = $0,73$) et en zones denses ($F1 = 0,415$; Précision = $0,31$; Rappel = $0,76$).

L'analyse de l'importance des paramètres confirme que l'ExGI constitue le paramètre le plus discriminant ($\sim 45\%$ d'importance relative), devant la hauteur maximale locale ($\sim 20\%$) et la hauteur au point ($\sim 15\%$).

5.4.2. Validation de terrain

Au niveau des résultats, la totalité des 50 points visités correspond à des arbres réels, qu'il s'agisse des prédictions V5 ou des points de référence. Ce résultat confirme la persistance de la végétation entre 2022 et 2025. Un houppier était également visible au-dessus de l'observateur à chaque point, confirmant la présence de l'arbre ainsi que la qualité de la localisation du point prédit.

L'ensemble des points accessibles présente un écart inférieur à 3m. Seuls quelques arbres sont légèrement décalés par rapport au centroïde de leur couronne dans le MNSn. Ces résultats valident a posteriori le rayon d'appariement de trois mètres, utilisé lors de la cross-validation spatiale.

Les mesures de terrain ont été réalisées avec des outils à précision limitée, une application mobile pour la hauteur et une estimation par pas pour le rayon, ce qui constitue des approximations plutôt que des mesures dendrométriques rigoureuses. Dans ce contexte, les métriques de validation (RMSE, biais, corrélation) quantifient la concordance entre deux estimations imparfaites plutôt que l'écart entre le modèle et une vérité terrain absolue. Une validation dendrométrique stricte nécessiterait des mesures instrumentales sur un échantillon plus large, ce qui dépasse le cadre de ce travail.

La corrélation entre la hauteur du terrain et la hauteur du modèle est satisfaisante ($r = 0,763$; RMSE = $3,99$ m). Le biais positif observé ($+1,2$ m) doit être interprété avec prudence, il reflète à la fois les limitations du MNSn et l'incertitude des mesures de terrain. Ces dernières constituent des moyennes de plusieurs mesures par arbre. Cette double source d'incertitude

rend difficile l'attribution du biais à l'une ou l'autre source. Le test de Wilcoxon non significatif ($p=0,062$) suggère néanmoins l'absence de biais systématique prouvé statistiquement.

La corrélation entre le rayon de terrain et le rayon du modèle est modérée ($r = 0,562$; $RMSE = 1,7m$). Le biais observé est légèrement négatif ($-0,32m$), inférieur à l'incertitude des mesures de terrain estimée à environ $0,5-1m$. Le test de Wilcoxon n'est pas significatif ($p=0,153$).

La corrélation entre le volume terrain et le volume du modèle est faible à modérée ($r = 0,522$; $RMSE = 529 m^3$). Le biais positif ($+249 m^3$) est statistiquement significatif ($p<0,001$).

L'analyse qualitative identifie cinq catégories principales de situations problématiques :

- Compétition inter-arbres : cas les plus fréquents, associés aux erreurs de volume les plus élevées. La compétition déforme les couronnes et complique la délimitation du volume propre à chaque arbre.
- Zones denses : incertitude quant à l'identification de l'arbre correspondant au point prédit, notamment lorsque plusieurs troncs coexistent dans le périmètre de détection.
- Inaccessibilité : des zones de travaux ou des enceintes non accessibles ont empêché la mesure de 8 points.
- Troncs multiples : certains points correspondent à des individus multi-tiges ou à des groupes d'arbres, interprétés par la méthodologie comme un seul individu, générant des erreurs de volume importantes.
- Formes particulières : arbres penchés, conifères à couronne cylindrique dont la géométrie s'écarte de l'hypothèse ellipsoïdale implicite dans les formules de volume.

Ces observations qualitatives confirment que les erreurs du modèle sont concentrées dans des situations structurellement complexes et non distribuées de manière aléatoire, ce qui est une propriété positive pour un système opérationnel.

5.5. Lancer de rayons

Le résultat est une carte de rayonnement solaire cumulé reçu pour la journée simulée du 19 mars 2012.

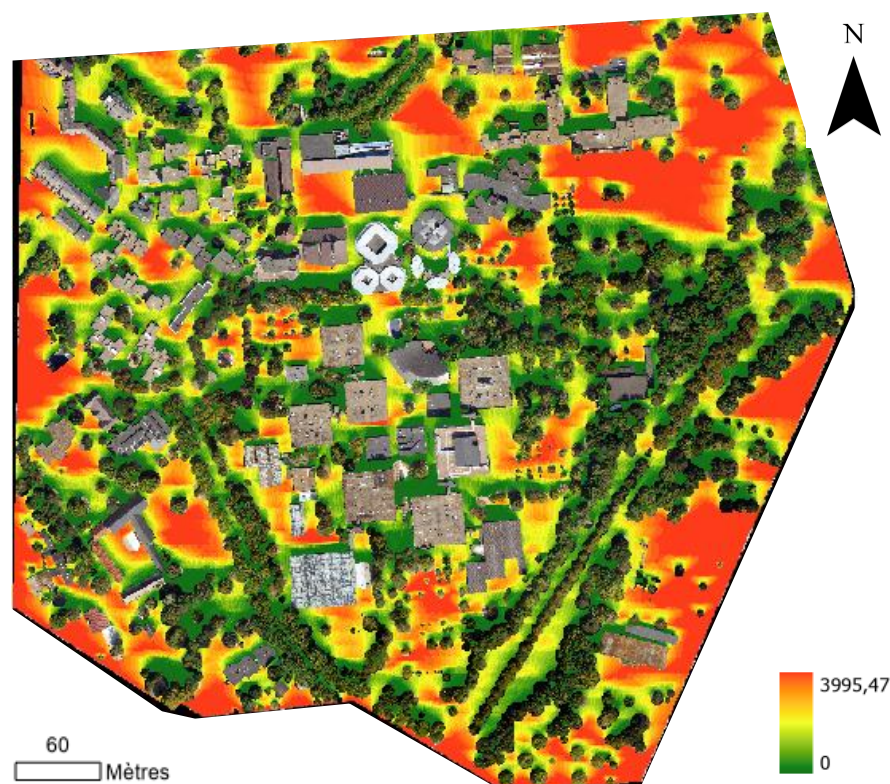


Figure 16 : Rayonnement cumulé sur la journée du 19 mars 2012 (Wh/m²)

Le rayonnement théorique maximal correspond à l'absence totale d'obstacles. Celui-ci étant de 3 995,5 Wh/m². Le rayonnement moyen reçu par les pixels de sol est de 2 039,4 Wh/m², soit 51% du maximum théorique (Figure 16).

La corrélation entre le rayonnement cumulé reçu et la radiance nocturne est négative sur l'ensemble des pixels de sol valides ($r = -0,184$; $\rho = -0,162$, $p < 0,001$; $n = 164\,759$).

5.6. Résultats par zones homogènes

Cette analyse est réalisée à partir de la durée d'ombrage cumulée (en heures), plutôt que du rayonnement, afin de disposer d'une variable plus directement interprétable à l'échelle locale et de faciliter la comparaison entre les deux parkings.

Tableau 8 : Résultats par zones homogènes

Zone	n pixels	r	p	Ombrage moyen (h)	Radiance moyenne (W/m ² /Sr)
Parking gauche	1 453	-0,026	0,330	3,95	173,9
Parking bas-centre	1 977	0,134	<0,001	3,10	166,8

Les résultats (Tableau 8) diffèrent nettement entre les deux zones. Sur le *parking gauche* (Figure 18), la corrélation est quasi nulle et non significative. L'ombrage diurne n'explique pas la variance de la radiance nocturne. Les statistiques par classe confirment cette absence de gradient. La radiance moyenne est de $176,8 \pm 26,3$ W/m²/Sr pour les pixels ombragés moins d'une heure (n = 63), de $171,0 \pm 27,8$ W/m²/Sr pour la classe 1-2h (n = 152), et de $174,1 \pm 28,7$ W/m²/Sr pour les pixels ombragés plus de 2h (n = 1 166). Aucun gradient systématique n'est observable.

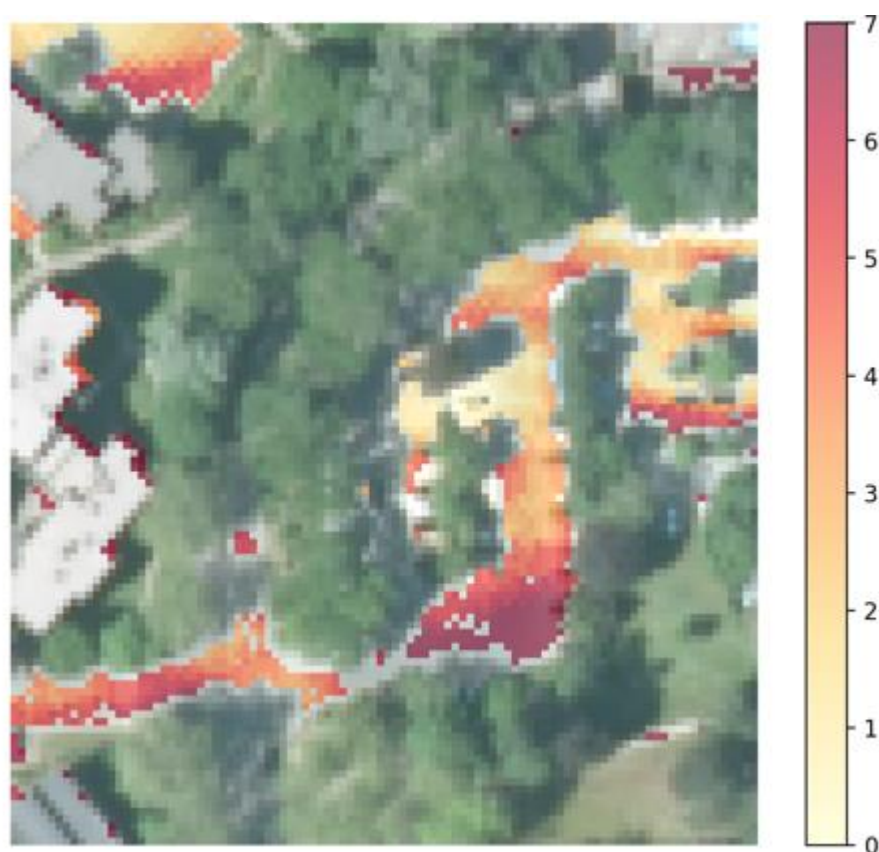


Figure 17 : Projection des ombres cumulées (en heures) sur le « parking gauche » superposée sur l'orthophoto de 2012.

Sur le parking *bas-centre* (Figure 19), une corrélation positive subsiste, inférieure à la corrélation globale. Les statistiques par classe révèlent toutefois un gradient non-monotone. La radiance est de $167,6 \pm 24,6$ W/m²/Sr pour la classe 0-1h (n = 215), descend à $158,2 \pm 36,7$ W/m²/Sr pour la classe 1-2h (n = 416), puis remonte à $169,3 \pm 26,3$ W/m²/Sr pour les pixels ombragés plus de 2H (n = 1 346).

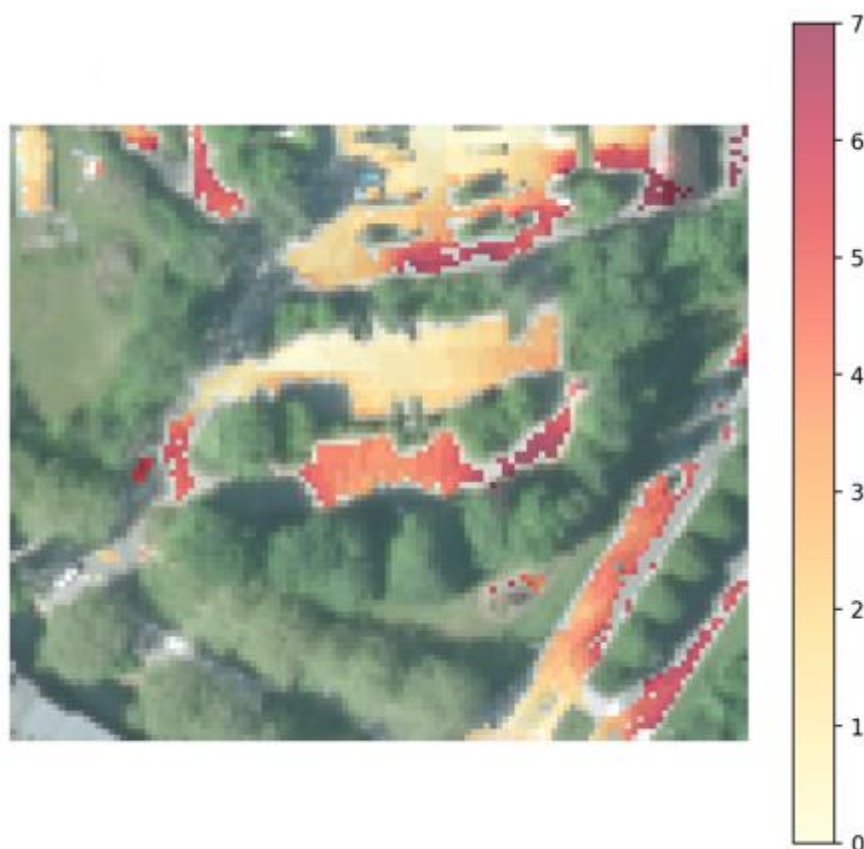


Figure 18 : Projection des ombres cumulées (en heures) sur le « parking bas-centre » superposée sur l'orthophoto de 2012.

5.6.1. Ombrage entre 14h et 16h30

L'ombrage moyen sur les pixels de sol de la zone d'étude, entre 14h et 16h30, est de 1,31h sur le *Parking gauche* et 0,98h sur le *Parking bas-centre*. La confrontation avec la radiance nocturne donne les résultats suivants :

Tableau 9 : Confrontation entre radiance nocturne et ombrage de fin d'après-midi

Zone	r	p
Global	0,152	<0,001
Parking gauche	0,221	<0,001
Parking bas-centre	-0,024	0,280

Sur le *parking gauche*, la corrélation positive est encore plus paradoxale que celle obtenue avec l'accumulation complète. Les statistiques par classe confirment ce raisonnement contre-intuitif. Les zones très ombragées en fin d'après-midi ($> 1,50h$) présentent la radiance nocturne la plus élevée ($181,1 \pm 28,6 \text{ W/m}^2/\text{Sr}$), contre $174,1 \pm 27,4 \text{ W/m}^2/\text{Sr}$ pour les zones peu ombragées. Sur le *parking bas-centre* la corrélation est non significative.

5.6.2. Distance aux bâtiments

La corrélation entre la distance aux bâtiments et la radiance nocturne est négative et significative à l'échelle globale (Tableau 10).

Tableau 10 : Confrontation entre radiance nocturne et distance aux bâtiments

Zone	r	p
Global	-0,209	<0,001
Parking gauche	-0,279	<0,001
Parking bas-centre	0,188	<0,001

Sur le *Parking gauche*, le gradient de radiance en fonction de la distance est net et monotone :

- Proche ($<22m$) : $184,5 \pm 34,6 \text{ W/m}^2/\text{Sr}$ (n = 475)
- Moyen (22-32m) : $174,1 \pm 30,5 \text{ W/m}^2/\text{Sr}$ (n = 478)
- Loin ($>32m$) : $171,3 \pm 20,4 \text{ W/m}^2/\text{Sr}$ (n = 500)

Tandis que sur le *Parking bas-centre*, avec une configuration différente, la corrélation est positive et le gradient non-monotone :

- Proche ($<37m$) : $160,5 \pm 37,0 \text{ W/m}^2/\text{Sr}$ (n = 652)
- Moyen (37 – 57m) : $171,4 \pm 24,3 \text{ W/m}^2/\text{Sr}$ (n = 652)
- Loin ($>57m$) : $168,5 \pm 22,5 \text{ W/m}^2/\text{Sr}$ (n = 673)

5.7. Contributions relatives de la végétation et du bâti à l'ombrage

Afin d'observer la contribution relative à l'ombrage de la végétation et des bâtiments, la date du 21 juin 2022 a été choisie. D'une part pour une cohérence temporelle avec les données d'acquisition, et d'autre part pour prendre une date où la végétation s'est totalement développée.

Les résultats indiquent une contribution majoritaire de la végétation avec 72% de l'ombrage total. L'analyse par catégories (Figure 20) révèle que 50,7% des pixels de sol sont ombragés uniquement par des arbres (en vert), 14,6% (en orange) uniquement par des bâtiments (sans oublier qu'une petite minorité ne se trouve pas sur le modèle, notamment aux extrémités de la zone d'étude), et 18,9% (en mauve) par les deux composantes simultanément. Les pixels restants (en gris) ne sont jamais ombragés dans cette simulation. Cela ne veut pas dire que c'est le cas dans la réalité, puisque certains obstacles, autres que la végétation et les bâtiments, ne sont pas pris en compte dans la modélisation 3D.

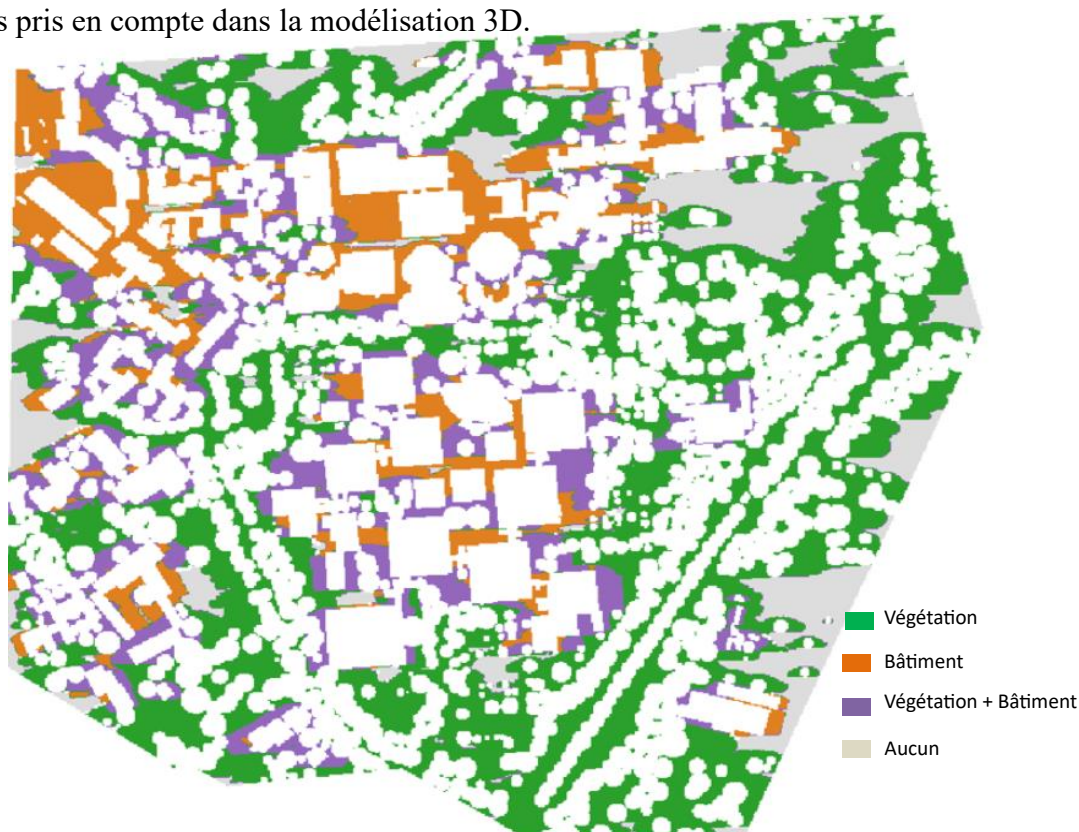


Figure 19 : Carte de la modélisation de la contribution relative de la végétation et des bâtiments dans la zone d'étude le 21 juin 2022.

L'évolution des contributions journalières relatives (Figure 21) à cette même date est assez stable. Dans la zone d'étude, l'ombrage des arbres est dominant toute la journée. La somme

dépasse 100% car ces contributions ne sont pas exclusives, un même pixel de sol peut être ombragé par un arbre et par un bâtiment à des heures différentes.

La contribution (Figure 21) des bâtiments atteint son minimum à 13h (27,5%) quand le soleil est presque plein sud. C'est le moment où leurs projections sont courtes et orientées vers le nord. Tandis que le minimum des arbres est atteint plus tard, vers 15h (69,0%). Une hypothèse pour expliquer cette différence est que les bâtiments sont orientés selon des axes fixes, alors que les arbres sont des obstacles symétriques

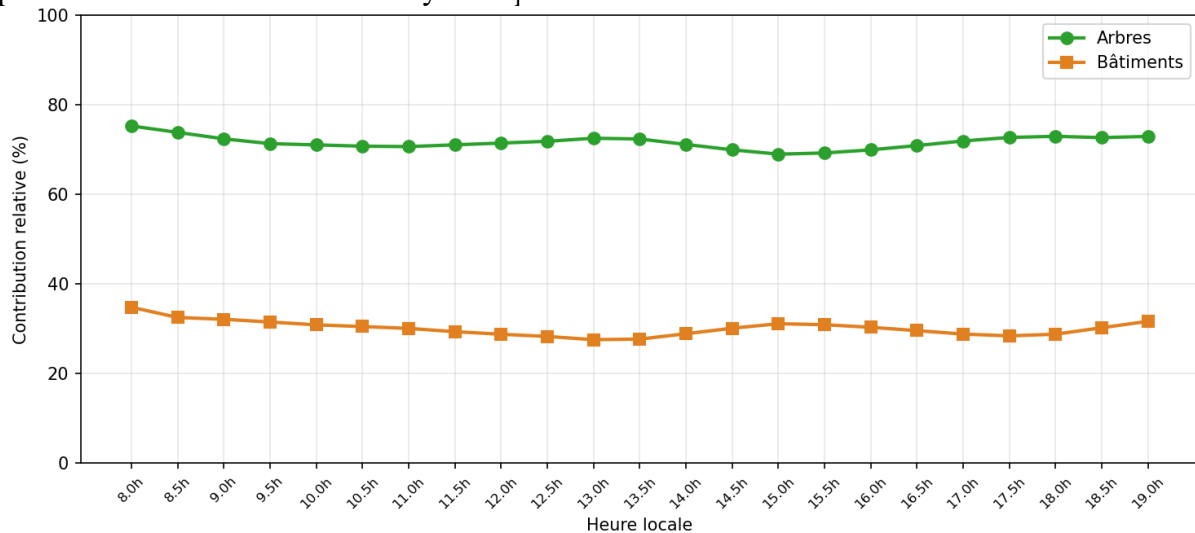


Figure 20 : Contributions relatives journalières des ombres modélisées d'arbres et de bâtiments le 21 juin 2022

5.8. Confidence Building

L'orthophoto de 2022 présente des ombres assez longues orientées vers le nord. Grâce à la végétation en feuilles, l'acquisition a donc été attribuée à la fin de l'été.

La recherche sur les seuils de luminance et les heures de simulation identifie la combinaison optimale à $L < 100$ et 12h30. Pour ce seuil, le F1-Score décroît régulièrement de 12h30 ($F1 = 0,732$), à 13h ($0,717$), à 13h30 ($0,680$), à 14h ($0,633$) et à 15h ($0,567$), confirmant que l'acquisition a eu lieu en début d'après-midi.

À 12h30, l'analyse de la distribution des métriques (Figure 22) montre que le F1-Score est maximisé pour $L < 100$ ($n = 74\,529$ pixels, soit 45,2 % des pixels de sol valides), où le meilleur compromis entre précision ($0,795$) et rappel ($0,678$) est obtenu et où l'IoU atteint sa valeur la

plus élevée (0,578). Lorsque ce seuil est dépassé, le rappel continue de diminuer pendant que la précision augmente.

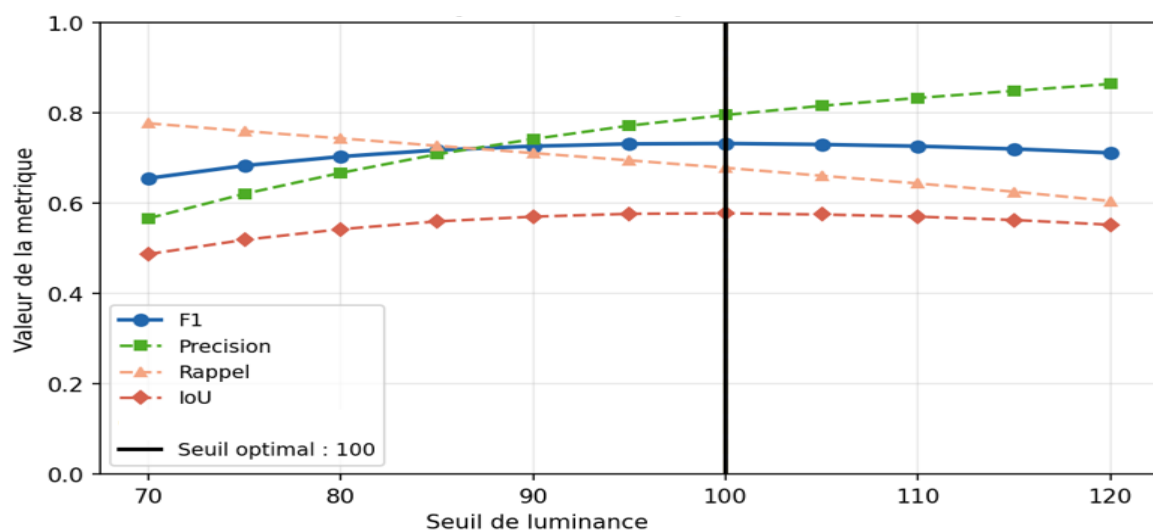


Figure 21 : F1-Score, Précision, Rappel, IoU en fonction de la luminosité à 12h30



Figure 22 : Carte de concordance des ombres simulées (12h30) et observées sur orthophoto de 2022. 65
 En rouge : les ombres simulées et non détectées. En vert : les ombres détectées et en accord avec la simulation. En bleu : les ombres détectées seulement sur l'orthophoto et non simulées.

6. Discussion

Cette section présente une synthèse et une interprétation des résultats majeurs obtenus tout au long de ce travail. Celle-ci sert également à répondre aux questions de recherche ayant permis le développement de l'étude qui précède. La discussion permettra aussi de mettre en avant les atouts mais surtout les limites rencontrées et les incertitudes. Enfin, plusieurs perspectives d'amélioration, ainsi que des sujets futurs, seront abordées en lien avec la modélisation de Louvain-la-Neuve.

6.1. Modélisation tridimensionnelle des couronnes d'arbres

Dans un premier temps, ce travail a intégré une partie de la végétation urbaine en tant qu'objet tridimensionnel dans un modèle de bâtiments existants, à partir de données LiDAR et spectrales. La méthodologie développée pour cela a détecté 1 293 arbres dans la zone d'étude, avec un F1-score de 0,7, une précision de 0,66 et un rappel de 0,74. Ces résultats sont cohérents avec le travail de Münzinger et al. (2022), qui rapportent une précision moyenne de 54,3 % dans leur modélisation de la végétation urbaine à Dresde, en Allemagne, avec des valeurs variables selon l'endroit. De 30,5% en zones boisées denses jusqu'à 71,9% le long des alignements de rue.

L'apport le plus significatif de la démarche réside dans la combinaison des données LiDAR et spectrales. En effet, selon l'analyse de sensibilité, l'ExGI représente 45% de l'importance relative des variables dans le classifieur RF. Cela confirme que l'information spectrale, avec les données utilisées, est indispensable pour distinguer la végétation arborée des autres structures (bords de toits, végétation basse). Sans cette information, la V1, basée uniquement sur la géométrie des données LiDAR, présentait un rappel de 0,34 et manquait énormément d'arbres (Figure 8).

La progression entre la V1 et la V5 illustre l'importance des données d'entraînement autant que des paramètres algorithmiques. L'ajout des exemples négatifs représentatifs dans la version 3 a entraîné une chute de 75% des faux positifs, contribution plus impactante que l'optimisation bayésienne. Cette observation confirme que la qualité et la représentativité des données d'entraînement conditionnent davantage les performances que le choix de l'algorithme.

La chute de performance en zones denses ($F1 = 0,415$) est une limite structurelle commune à tous les algorithmes de détection individuelle d'arbres. Elle s'explique par l'ambiguïté de l'appariement spatial lorsque les couronnes se chevauchent. Un point détecté peut correspondre à plusieurs troncs réels. Cette limite ne peut être résolue sans informations supplémentaires sur la structure interne des massifs boisés.

En ce qui concerne les volumes, les très fortes corrélations entre les trois méthodes indiquent qu'elles mesurent la même réalité physique. Les différences portent sur la valeur absolue, et non sur le classement relatif des arbres.

Le ratio de compacité ($M1/M2$; Annexe 7) (médiane = 0,7) indique que les couronnes du *watershed* occupent en moyenne 70% du volume obtenu par intégration brute du CHM. Aucun arbre n'atteint le ratio de 1, confirmant que l'hypothèse ellipsoïdale de M1 surestime systématiquement le volume réel. Ce résultat est cohérent avec les caractéristiques des arbres urbains.

Le ratio de feuillage ($M3/M2$; Annexe 8) (médiane = 0,6) indique que 60% du volume du MNSn brut se situe au-dessus de la hauteur de tronc estimée. Ce résultat valide a posteriori le paramètre de la hauteur du tronc. Si le tronc représente 30% de la hauteur totale, sa contribution volumique représente bien environ 35-40% du volume total selon la géométrie cylindrique du tronc, laissant environ 60% pour la couronne.

La modélisation en 3D par M3 offre un compromis satisfaisant entre la simplification méthodologique et le réalisme physique. Cette méthode est préférée car elle s'affranchit de l'hypothèse géométrique de M1 tout en corrigeant la surestimation du tronc de M2

Le résultat final de la modélisation des couronnes d'arbres en 3D est visuellement satisfaisant, puisqu'en comparaison avec des vues réelles (Figure 15), les géométries modélisées sont cohérentes avec la réalité en termes de localisation, de hauteur et d'emprise horizontale. Bien que les couronnes soient représentées comme des volumes ellipsoïdaux continus, ce qui constitue une simplification géométrique, les couronnes réelles, qui présentent des asymétries et des variations saisonnières, ne sont pas capturées par le modèle.

6.2. Analyse des ombres modélisées

La simulation d'ombrage produit des résultats spatialement cohérents et interprétables. L'ombrage cumulé moyen de 4,77h sur les pixels de sol de la zone d'étude le 19 mars 2012 reflète la trajectoire solaire basse du mois de mars aux latitudes de la zone d'étude, avec une élévation maximale de 39° à 13h. La variabilité de l'ombrage, de 0h en zones dégagées à 7,5h en zones bâties, illustre la forte hétérogénéité thermique de la zone d'étude.

La carte de rayonnement cumulé indique que les pixels de sol reçoivent en moyenne 2 039 Wh/m², soit 51% du maximum théorique. Ce qui signifie que près de la moitié du rayonnement solaire potentiel est intercepté par les obstacles urbains le 19 mars 2012. Ce résultat illustre l'importance quantitative de l'ombrage.

La contribution relative des bâtiments et de la végétation est un résultat central. Selon la modélisation, en été (21 juin 2022), la végétation contribue à 72% de l'ombrage cumulé journalier, contre 30,6% pour les bâtiments, malgré un soleil haut qui raccourcit les portées. Ce résultat peut paraître contre-intuitif, mais il n'est pas représentatif de la totalité de LLN, puisque certains quartiers ne sont pas aussi arborés. Dans la zone d'étude, les arbres couvrent 21,9% de la surface et les bâtiments 14,1%. Il existe également une continuité de l'ombrage sous les couronnes d'arbres indépendamment de l'angle solaire.

L'analyse de l'évolution journalière révèle une stabilité de la contribution relative des arbres, qui varie entre 69 et 75,3% sur l'ensemble de la journée. Cette stabilité s'explique par le fait que les deux composantes réagissent de manière proportionnelle aux mêmes variations de la trajectoire solaire. Quelques subtilités existent tout de même. La contribution des bâtiments atteint son minimum à 13h (27,5%) quand le soleil est presque plein sud et que leurs projections sont courtes, tandis que le minimum des arbres est atteint plus tard à 15h (69%). Ce décalage reflète la différence géométrique entre les deux types d'obstacles. Selon ces observations, les bâtiments seraient sensibles à l'orientation de l'azimut alors que les arbres seraient plus sensibles à l'élévation solaire.

Les 15,6 % de pixels de sol jamais ombragés au cours de la journée du 21 juin représentent les zones à plus fort potentiel pour une plantation d'arbres supplémentaires. Ces zones correspondent souvent à de grandes surfaces dégagées comme des parkings, où l'ajout d'arbres produirait le gain thermique le plus important. Cependant, deux points sont importants à

rappeler. La première est que certains objets ne sont pas représentés dans le modèle 3D actuel de la ville. Ce qui pourrait ajouter de nouvelles ombres, certainement non significatives, mais qui existent, et qui pourraient empêcher la plantation de nouveaux arbres. La seconde est que LLN est une ville bétonnée où l'ajout de nouvelles plantations entraînerait des travaux conséquents, notamment sur la dalle où les arbres sont plantés dans des fosses.

6.2.1. Remise en question de l'hypothèse

L'hypothèse testée supposait qu'une surface ombragée en journée emmagasine moins d'énergie solaire et émet donc moins de chaleur la nuit suivante. La corrélation entre le rayonnement solaire cumulé reçu et la radiance nocturne est négative à l'échelle globale. Son interprétation signifie que plus une surface a reçu de rayonnement, moins elle émet de chaleur la nuit. Ce qui est contre-intuitif au regard de l'hypothèse posée.

À l'échelle des parkings, les résultats sont plus complexes à interpréter.

Sur le *Parking gauche*, la corrélation avec l'ombrage cumulé est quasi nulle et non significative, sans gradient systématique entre les classes d'ombrage. Ce résultat est intéressant puisqu'il suggère qu'une fois le type de revêtement homogène, il n'existerait pas de relation claire entre l'ombrage diurne et la radiance nocturne.

Sur le *Parking bas-centre*, une corrélation positive persiste, avec un gradient non monotone, indiquant la présence de facteurs de confusion résiduels. Par ailleurs, le rayonnement solaire influence principalement la température diurne du revêtement, mais son effet disparaît la nuit (Qin & Hiller, 2014).

Les pavés en béton accentuent ce phénomène. Contrairement à l'asphalte qui libère sa chaleur principalement en début de nuit, le béton restitue sa chaleur plus lentement et sur une durée plus longue. Augmenter l'inertie thermique d'un pavement réduit la chaleur sensible diurne mais l'augmente la nuit. Le soleil se couchant vers 18h à cette période, la chaleur stockée dans les pavés est encore partiellement restituée au moment de l'acquisition de l'image TIR à 3h du matin. L'accumulation de l'ombrage tout au long de la journée dilue ainsi le signal thermique.

Pour tester si les heures les plus proches de l'acquisition thermique produiraient un signal plus fort, l'accumulation a été restreinte aux heures de fin d'après-midi. Les résultats ne montrent

pas d'amélioration, les corrélations restent paradoxales et/ou non significatives. Cela indique que le problème n'est pas uniquement temporel, il est potentiellement spatial.

L'analyse de la distance aux bâtiments révèle un confond spatial important. Sur le *parking gauche*, la corrélation entre la distance aux bâtiments et la radiance nocturne est négative et significative, avec un gradient monotone clair ; les zones proches des bâtiments émettent 13 W/m²/Sr de plus que les zones éloignées. Ce résultat confirme que les façades des bâtiments réémettent la chaleur stockée pendant la nuit, réchauffant les zones proches, indépendamment de l'ombrage diurne. Les zones ombragées sur ce parking sont précisément les zones proches des bâtiments et des arbres, ce qui pourrait expliquer leur radiance nocturne paradoxalement plus élevée.

Sur le *parking bas-centre*, la corrélation est positive, avec un gradient non monotone. Cela s'interprète comme le fait que les zones les plus proches des bâtiments sont plus froides que celles éloignées. Ce qui paraît, une nouvelle fois, contre-intuitif. Cela pourrait s'expliquer par une configuration différente de ce parking.

Malgré l'absence de corrélation quantitative significative, la comparaison visuelle des cartes d'ombrage et de l'image thermique révèle une cohérence spatiale notable à l'échelle des deux parkings. Sur le *parking bas-centre*, les allées peu ombragées correspondent aux zones les plus chaudes sur l'image thermique, tandis que les zones proches des arbres et des bâtiments correspondent aux zones les plus froides. Il peut être suggéré qu'un effet d'ombrage sur la radiance nocturne est bien présent, mais difficile à isoler quantitativement sans inventaire des revêtements et sans contrôle des autres facteurs.

Au total, les résultats obtenus ne permettent pas d'infirmer ni de confirmer l'hypothèse testée. L'absence de corrélation significative sur le parking gauche, après restriction aux surfaces homogènes, constitue un indice positif, mais insuffisant pour conclure. L'hypothèse reste donc plausible mais non démontrée dans les conditions de cette étude.

6.3. Validation des modèles

6.3.1. Cross-validation et validation de terrain

La validation de la méthodologie de détection repose sur deux approches complémentaires. La cross-validation spatiale par blocs garantit l'indépendance géographique entre entraînement et validation, produisant un F1-Score moyen de 0,693 ; cohérent avec le F1 global de 0,7 et confirmant l'absence de surestimation majeure. La variabilité entre les folds (écart-type = 0,087) reflète l'hétérogénéité spatiale de la zone d'étude. Certains blocs, plus denses ou plus urbanisés, étant structurellement plus difficiles à traiter.

En zones isolées, la précision plus faible ($F1 = 0,509$; Précision = 0,42) s'explique par la présence de faux positifs associés à des structures de hauteur comparable à celle des arbres (bords de toits, végétation basse) qui sont moins bien représentées dans les données d'entraînement de ces zones.

Dans les zones denses, les performances sont cohérentes avec celles de Münzinger et al. (2022), qui rapportent un F1 de 31 % dans des contextes similaires. La précision très faible indique que de nombreuses détections ne peuvent être associées à un point de référence précis dans les zones de canopée dense, où la superposition des couronnes rend l'appariement spatial ambigu.

Les résultats obtenus mettent en évidence l'importance des paramètres et soulignent l'apport de l'information spectrale (~45%) pour distinguer la végétation des autres surfaces en milieu urbain. Sur le plan global, les faux négatifs constituent la source principale d'erreur. Un arbre non détecté est exclu du calcul volumique et de l'analyse des ombres, ce qui induit une sous-estimation des valeurs calculées.

Cependant, la cross-validation spatiale ne garantit pas l'indépendance temporelle, ni celle de la source. Le F1-Score obtenu doit donc être interprété comme une borne supérieure de la performance réelle sur des données entièrement indépendantes.

La validation de terrain confirme que 100% des points visités correspondent à de vrais arbres physiquement présents, résultat important qui valide la précision de détection. La corrélation hauteur terrain/modèle satisfaisante ($r = 0,763$) indique que le modèle classe correctement les arbres par ordre de hauteur, cela est également observable visuellement sur la figure 15. Le biais positif observé (+1,2m) hérite à la fois des limitations du MNSn et de l'incertitude des mesures

de terrain, rendant difficile l'attribution de ce biais à l'une ou l'autre source. Le test de Wilcoxon non significatif ($p = 0,062$) confirme l'absence de biais systématique, statistiquement prouvée.

La corrélation plus faible pour le rayon ($r = 0,562$) est attendue. Le rayon du polygone *watershed* dépend de la qualité de la segmentation et de la densité locale des arbres, deux facteurs sources de variabilité en milieu urbain. Les mesures de rayon ont été réalisées par estimation visuelle et comptage de pas, méthode qui introduit une incertitude de l'ordre de $\pm 0,5$ à 1m qui contribue au RMSE observé (1,7m) au même titre que les limitations de la segmentation *watershed*. Le biais observé (-0,32m) suggère une sous-estimation du rayon par le modèle *watershed*, potentiellement due à l'inclusion de pixels de couronnes voisines dans les zones de canopée dense et/ou des mesures. Cela peut également être la conséquence du changement de morphologie de l'arbre entre 2022 et 2025. Cependant, il est inférieur à l'incertitude estimée des mesures de terrain, ce qui ne permet pas de conclure à une sous-estimation systématique. La corrélation reflète autant la variabilité des mesures de terrain que les erreurs de segmentation.

Le biais positif du volume (+249 m³) s'explique principalement par la différence méthodologique entre les deux estimations. Le volume de terrain est calculé par une approximation ellipsoïdale basée sur le rayon et la hauteur mesurés, tandis que M3 intègre le MNSn pixel par pixel après soustraction du tronc estimé. Le volume de terrain est donc une approximation doublement indirecte, héritant des incertitudes des mesures de rayon et de hauteur. La corrélation positive ($r = 0,552$) confirme néanmoins que le modèle M3 classe correctement les arbres par ordre de volume croissant, c'est également observable visuellement sur la figure 15. Les erreurs les plus importantes se concentrent dans les situations de compétition inter-arbres, notamment en zones denses, avec des troncs multiples et des formes particulières.

Une prudence doit tout de même être exercée lors de l'interprétation de ces résultats en raison de la taille de l'échantillon et du biais potentiel en faveur des arbres facilement accessibles. Plusieurs points ($n=8$) ont été déclarés inaccessibles (zones de travaux, enceinte d'un bâtiment) et exclus des mesures quantitatives, seule leur présence a pu être confirmée.

6.3.2. Confidence Building

L'heure de 12h30 est retenue comme heure de référence, car elle produit simultanément le meilleur F1-Score (0,732) et l'IoU le plus élevé (0,578), avec un bon compromis entre précision (0,795) et rappel (0,678). L'azimut solaire à 12h30 (154,3°) est cohérent avec des ombres orientées vers le nord-nord-ouest, ce qui correspond à l'observation visuelle sur l'orthophoto.

La précision élevée est le résultat le plus informatif. Lorsqu'une ombre est prédite par le modèle, elle est visible sur l'orthophoto dans presque 80% des cas. Le rappel plus faible s'explique principalement par les limites de la méthode de détection spectrale plutôt que par des erreurs de simulation.

Le F1-Score et l'IoU obtenus indiquent une concordance satisfaisante entre les ombres simulées et les ombres détectées. Ce confidence building complète la vérification directionnelle réalisée précédemment.

L'examen visuel des cartes de concordance (Figure 23) révèle qu'une partie des pixels rouges, correspondants aux ombres simulées non détectées sur l'orthophoto, est en réalité correctement localisée spatialement, ils correspondent à des zones ombragées sur l'image mais dont la luminance dépasse le seuil de 100, et sont également des zones considérées parfois pas assez sombres pour être détectées. Ces pixels rouges ne traduisent donc pas forcément une erreur du modèle de simulation, mais plutôt une limite de la méthode de détection.

Certaines zones présentent, à l'inverse, des ombres détectées sur l'orthophoto, sans correspondance dans la simulation. Ces cas correspondent à des bâtiments présents dans la réalité mais absents du modèle LoD2, notamment en périphérie de la zone d'étude.

L'analyse spatiale des cartes suggère par ailleurs que les ombres des bâtiments présentent une meilleure concordance que celles des arbres car elles peuvent être plus diffuses et donc plus sensibles à la dégradation de la résolution.

Deux autres facteurs contribuent aux désaccords. Le seuillage par luminance capture des surfaces sombres non ombragées qui contribuent aux faux positifs de détection, pénalisant la précision. Le décalage temporel entre les MNS issus du LiDAR et l'orthophoto peut introduire des incohérences locales pour la végétation dont la morphologie a évolué entre les deux acquisitions.

Finalement, le confidence building confirme que le modèle de simulation produit des ombres géométriquement cohérentes avec les ombres observées sur l'orthophoto de 2022.

6.4. Réponses aux questions de recherche

La première question de recherche interroge la faisabilité d'une modélisation 3D précise du tissu urbain pour projeter des ombres portées au sol. Grâce aux résultats obtenus, il est possible de répondre favorablement à cette question, tout en nuancant certains points importants selon les composantes considérées. Le modèle 3D, combinant des bâtiments LoD2 et la végétation détectée par RF, produit des ombres géométriquement cohérentes avec celles observées sur l'orthophoto de 2022. La précision est suffisante pour une analyse à l'échelle de la zone d'étude afin d'identifier les zones ombragées, de quantifier les durées d'ombrage et de comparer la contribution des différentes composantes du modèle actuel. Cependant, elle n'est pas suffisante pour une simulation à l'échelle de la parcelle ou du bâtiment individuel, car certains arbres n'ont pas été détectés. Des erreurs de segmentation existent, notamment dans les zones denses, ce qui pourrait induire des incertitudes assez importantes. En ce qui concerne les bâtiments, ils n'ont pas été modifiés dans le cadre de ce travail et de nombreux détails manquent pour mener une analyse plus approfondie.

La seconde question porte sur la contribution relative de l'ombrage de la végétation et du bâti. Dans ce travail, la dominance de la végétation (72,0%) sur les bâtiments (30,6%) dans l'ombrage total mérite d'être mise en avant. Le résultat obtenu pour la zone d'étude est probablement plus élevé que ce qu'il serait possible d'observer dans une autre ville, ou directement un autre quartier de LLN. Cette contribution dominante de la végétation peut s'expliquer par la densité arborée élevée dans la zone d'étude, ce qui n'est pas forcément le cas dans tous les quartiers de LLN. En effet, LLN a une conception morphologique assez hétérogène et la zone choisie est l'un des endroits de la ville où le bâti et les végétaux se mélangent le plus. Ce n'est donc pas un résultat à généraliser. Elle peut aussi s'expliquer par la hauteur élevée du soleil en juin qui limite la portée des ombres tout en maintenant un ombrage sous les couronnes d'arbres. Il est tout de même intéressant de constater que cette dominance suggère que la végétation joue, en effet, un rôle thermique structurel, mais elle indique aussi que toute réduction du couvert arboré aurait un impact thermique sur l'ombrage total bien supérieur à ce qui pourrait être supposé. Enfin, avec ce résultat, du point de vue des ICU,

l'argument en faveur de la végétation comme levier majeur d'atténuation thermique est renforcé, puisque c'est en plus une composante dynamique et pilotable.

La troisième question de recherche est la plus ambitieuse et la plus difficile à laquelle répondre directement. Les résultats obtenus ne permettent pas de conclure formellement que l'ombrage diurne influence l'émission nocturne. Plusieurs indices convergent en faveur de l'existence d'un effet. L'absence de corrélation significative sur le *parking gauche*, après restriction aux zones homogènes, est un indice positif, mais pas une preuve. La cohérence spatiale visuelle entre les cartes d'ombrage et l'image thermique constitue un second indice qualitatif. Les allées peu ombragées correspondent aux zones les plus chaudes. L'analyse de la distance aux bâtiments révèle que la réémission thermique des façades est un facteur de la radiance nocturne sur le *parking gauche*.

La principale remise en question concerne le délai entre l'ombrage diurne et la mesure nocturne. Si l'inertie thermique des pavés en béton est insuffisante pour maintenir un signal thermique mesurable à 3h du matin, l'hypothèse reste valide physiquement mais mal adaptée à ce protocole d'acquisition. Elle serait plus facilement testable avec une image TIR acquise en début de nuit (2-3 heures après le coucher du soleil), où la chaleur diurne est encore partiellement présente, et en période estivale, où les contrastes d'ombrage sont plus marqués.

6.5. Limitations

Plusieurs limites, dont certaines ont déjà été mentionnées, ont été rencontrées tout au long de ce travail.

Modélisation de la végétation

La principale limitation réside dans le fait de ne disposer que de données LiDAR ALS, ce qui ne permet pas d'obtenir des informations sur le tronc des arbres, nécessaires pour individualiser ces derniers plus facilement, notamment en zones denses. Cette limitation en induit d'autres, comme le fait que l'algorithme *Watershed* repose sur des détections, ce qui introduit une incertitude quant aux couronnes qui se chevauchent.

Les données d'entraînement ont été constituées par numérisation manuelle sur orthophoto, ce qui introduit un biais vers les arbres clairement visibles et identifiables. Les arbres qui le sont partiellement, occultés par des bâtiments ou encore situés dans des zones peu lumineuses, sont sous-représentés dans le modèle, bien qu'ils soient minoritaires.

Le seuil de hauteur minimale de 0,8m a été choisi car il est volontairement bas pour capturer les petits arbres, mais il ne permet pas de distinguer les arbres des arbustes hauts. Le RF compense partiellement cette limitation avec l'ExGI, sans l'éliminer complètement.

La méthodologie détecte des arbres individuels, mais un arbre individuel en zone dense est ambigu. Un massif boisé peut être interprété comme un ou plusieurs arbres selon la méthode utilisée. Cette ambiguïté affecte les métriques de validation sans affecter la simulation des ombres, qui dépend de l'emprise totale de la canopée plutôt que du nombre d'arbres individuels.

La représentation des couronnes sous la forme de demi-ellipsoïdes constitue une forte simplification géométrique. Les couronnes urbaines sont souvent, voire systématiquement, asymétriques. La compétition aérienne entre les espèces n'est pas représentée dans le modèle.

Lors de l'estimation du volume des couronnes, une donnée manquait : la circonférence des troncs, qui aurait permis d'obtenir des estimations plus précises.

Enfin, le manque d'informations sur l'essence des individus modélisés qui présentent des comportements différents en matière de feuillage. Cette absence de distinction aboutit à une incertitude dans la simulation des ombres, où une transmittance unique a été appliquée.

Simulation des ombres

Le modèle ne simule qu'une journée de rayonnement solaire direct. En conditions réelles, une part significative du rayonnement est diffuse en cas de nuages. L'ombrage simulé correspond donc à des conditions de ciel parfaitement dégagé, ce qui surestime l'effet de l'ombrage sur la radience thermique.

Quelques limites illustrant les limites de la validation avec le Confidence Building se trouvent dans le Tableau 11.

Confrontation thermique

Le modèle d'arbres est basé sur des données LiDAR et l'orthophoto de 2022, alors que l'image thermique date de 2012. En dix ans, la végétation a évolué. Cette incohérence temporelle

introduit une incertitude dans la simulation des ombres. Les couronnes simulées ne correspondent pas exactement à celles de mars 2012. De même, le modèle de bâtiments LoD2 utilisé est basé sur des données plus récentes que 2012.

La simulation d'ombrage est réalisée à une résolution de 1 m, l'image thermique, quant à elle, a une résolution native de 50 cm. Le rééchantillonnage de l'image TIR sur une grille de 1 m entraîne un lissage spatial susceptible de masquer des variations de radiance. L'image TIR fournit des valeurs de radiance en $\text{W/m}^2/\text{Sr}$, la conversion nécessite la connaissance de l'émissivité de chaque surface et des paramètres atmosphériques.

La stratification par type de revêtement n'a pas pu être réalisée. Le masque ExGI permet d'exclure en partie la végétation mais ne distingue pas les différents types de surfaces.

Les ombres visibles sur l'orthophoto de 2012 correspondent à l'état d'ombrage au moment de la prise de vue, à une heure et une date inconnues, car l'acquisition s'est déroulée sur plusieurs mois de 2012-2013. Ces ombres ne correspondent pas à celles simulées pour le 19 mars.

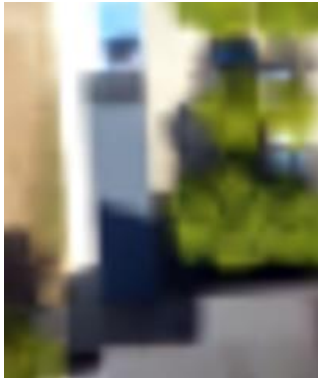
La date d'acquisition de l'image TIR constitue une limite importante. En mars, l'élévation solaire est faible et la durée d'ensoleillement courte, ce qui réduit les contrastes thermiques entre les zones ombragées et les zones ensoleillées. Une acquisition estivale produirait des contrastes d'ombrage bien plus marqués et un signal thermique potentiellement plus détectable.

Limites générales

L'effet thermique de la végétation ne se limite pas à l'ombre. L'évapotranspiration des arbres refroidit également l'air ambiant. Ce travail ne prend en compte que l'effet de l'ombrage, ce qui sous-estime le bénéfice thermique total de la végétation urbaine.

Enfin, ce travail ne mesure par les ICU au sens strict. Il ne dispose ni de mesures de température de l'air, ni de données météorologiques continues. La confrontation thermique ne permet pas de quantifier la réduction de la température induite par l'ombrage des arbres.

Tableau 11 : Illustration des limites de l'analyse du Confidence Building

Orthophoto 2022	Ombres simulées et détectées	Observations et explications
		Dans cette zone, beaucoup d'ombres sont correctement détectées (en bleues) sur l'orthophoto mais pas simulées. Cela s'explique par le simple fait que ces bâtiments, dans la partie de la zone d'étude, ne sont pas présents dans la modélisation 3D et donc dans le MNS des bâtiments. D'autres cas similaires, notamment aux extrémités de la zone, existent.
		Les ombres de ces deux bâtiments ne sont pas détectées mais bien simulées (en rouge) grâce au modèle. Il s'agit ici d'un des cas où les pixels rouges ne sont pas des erreurs mais bien une limite de détection. Également sur le bâtiment de droite, il est possible d'observer une ombre « parasite » (encadrée en rouge), certainement due à un souci de superposition des différentes images lors du rendu final de l'orthophoto, qui est détectée (en bleue) mais pas simulée, à juste titre.
		Contrairement au cas précédent, les pixels rouges sont bien des erreurs de simulation dues à la présence d'une couronne dans le modèle 3D produit dans le cadre de ce travail.

6.6. Perspectives

Malgré ces limites, ce travail est une première étape concrète vers la compréhension et la gestion des ICU à Louvain-la-Neuve. La modélisation tridimensionnelle des deux composantes majeures de l'ombrage urbain est désormais opérationnelle sur la zone d'étude et extensible à l'ensemble de la ville, même si elle est encore améliorable, et doit être améliorée. Ce modèle intégré ouvre la voie à des applications qui dépassent le cadre de ce mémoire.

L'atout majeur de cette ville numérique réside dans sa capacité à simuler des scénarios. Il devient possible de tester virtuellement l'effet de nouvelles plantations sur l'ombrage produit et, par extension, sur le bilan thermique des surfaces. De plus, des scénarios de densification urbaine pourraient être évalués avant leur réalisation afin d'anticiper leur impact sur l'ombrage existant et d'identifier les compensations nécessaires. Cette capacité de simulation est ce qui distingue une approche par modèle 3D d'une simple analyse rétrospective.

À mesure que des données complémentaires seront utilisées et/ou disponibles, le modèle pourra progressivement être enrichi pour passer d'une analyse de l'ombrage à une caractérisation quantitative des ICU. De plus, il sera même possible d'analyser cela de manière 3D (projection des ombres sur les façades, etc.). Dans cette perspective, ce travail ne représente pas une fin en soi, mais une base méthodologique sur laquelle des analyses thermiques plus complètes pourront s'appuyer. Le jumeau numérique de LLN dispose ainsi d'un outil évolutif dont la valeur augmentera au fur et à mesure de l'intégration de données.

Des comparaisons au sein même de la ville seront particulièrement intéressantes à mener, car LLN présente une morphologie urbaine très hétérogène, qui des différences notables d'un quartier à l'autre, la zone d'étude de ce travail se trouvant dans l'un des endroits les plus anciens. La configuration unique d'une partie de la ville, sur dalle piétonne, soulève des questions spécifiques quant à la gestion des enjeux urbains sur une surface de ce type, où la plantation d'arbres est contrainte par la présence des souterrains. Comprendre comment agir sur ce type de conception non conventionnelle serait intéressant.

Un second focus pertinent concerne le nouveau quartier Courbevoie, dont la conception a été pensée en séparant complètement le bâti de la végétation. Ce choix architectural et paysager soulève une question dans le contexte de ce travail. Dans un quartier où la végétation est absente des abords des bâtiments, comment évolue la contribution relative des deux composantes à

l'ombrage ? Et quelles en sont les conséquences thermiques ? La comparaison avec la zone d'étude serait un cas d'étude pour tester l'impact des choix urbanistiques sur les ICU.

D'autres sujets, que mentionnées auparavant, pourraient être étudiés grâce au modèle 3D. Un élément qui pourrait y être ajouté sont les réseaux d'eau, de surface et/ou d'assainissement, pour anticiper certains événements qui pourraient se produire, les aires urbaines étant assez vulnérables aux inondations dû à leur densité d'infrastructures. L'urbanisation modifie le statut hydrologique et le cheminement de l'eau en construisant de nouvelles routes et des bâtiments, tout en détruisant le système naturel de défense contre les inondations en ville (Andriessen et al., 2024).

En 2021, la Belgique connaît l'une des pires catastrophes de son histoire à la suite d'inondations dues au blocage d'une goutte froide au-dessus du continent. Malgré l'existence d'outils d'alerte et de cartes d'aléas d'inondations pour les différentes régions belges, les prédictions ont été déjouées (Tom et al., 2024). Les effets du changement climatique entraînent une augmentation de la fréquence des précipitations extrêmes et un risque d'inondations.

Il faut donc pouvoir quantifier et simuler correctement ces risques pour protéger les vies et les biens, de même que pour planifier ainsi que concevoir les infrastructures. Le faire avec un modèle 3D permettrait de simuler les écoulements d'eau et les zones submergées, mais aussi le débit.

Un autre exemple est la pollution sonore qui est la forme de pollution la plus négligée car elle n'est pas considérée comme vitale contrairement aux autres (Ujang et al., 2023).

En Europe, une directive (2002/49/CE) oblige les États membres de l'Union Européenne à calculer les niveaux sonores des bâtiments tous les cinq ans et à documenter les résultats dans des cartes de bruit. Celles-ci sont générées à partir de modèles acoustiques et de calculs de propagation du bruit, et non par des mesures (Gröger & Plümer, 2012).

La pollution sonore est souvent représentée en deux dimensions. L'interprétation de cette variable sur ces cartes s'avère très complexe, puisque le bruit lui-même se déplace en 3D. Grâce à la modélisation 3D, il est possible de résoudre ce souci et les données sonores peuvent être représentées de manière plus réaliste (Ujang et al., 2023). Cela servira à tenter de réduire le bruit en ville, engendré majoritairement par le trafic routier, et à respecter les normes de l'OMS concernant ce sujet : 53 dB(A) le jour et 46 dB(A) la nuit.

7. Conclusion

Ce mémoire a pour objectifs de développer une méthodologie d'intégration de la végétation urbaine dans le modèle tridimensionnel de Louvain-la-Neuve et d'évaluer dans quelle mesure les ombres simulées exercent un effet thermique mesurable sur les surfaces urbaines. Cela a conduit à deux axes qui ont structuré ce travail. La modélisation automatique des couronnes d'arbres urbains et la simulation des ombres portées via le modèle 3D, incluant le modèle LoD2 déjà existant, d'une part, et la confrontation de ces ombres avec une image infrarouge thermique acquise par aéronef, d'autre part.

Sur le premier axe, les résultats sont encourageants. La méthodologie de détection développée, combinant détection des maxima locaux sur MNSn, classification par Random Forest et optimisation bayésienne des paramètres, détecte 1 293 arbres avec un F1-Score de 0,7 ; performances cohérentes avec la littérature sur la détection d'arbres urbains depuis des données LiDAR ALS. Plusieurs points méthodologiques ressortent de ce travail. La combinaison des données géométriques LiDAR et de l'information spectrale de l'orthophoto s'est révélée indispensable, l'ExGI représente 45% de l'importance des variables dans le classifieur. Sans cette information spectrale, la version 1, basée uniquement sur la géométrie, manquait plus des deux tiers des arbres. La qualité des données d'entraînement s'est avérée plus déterminante que le choix de l'algorithme. L'ajout des exemples négatifs représentatifs dans la version 3 ayant entraîné une chute de 75% des faux positifs. L'optimisation multivariée a par ailleurs permis de mettre en évidence une interaction non linéaire entre le sigma de lissage et le rayon de détection. Elle n'a pas été détectée par l'analyse de sensibilité univariée. Cela illustre la valeur ajoutée de l'approche bayésienne pour ce type de problème.

La modélisation volumique des couronnes, par intégration du MNSn corrigé de la contribution du tronc, offre un compromis satisfaisant entre simplicité méthodologique et réalisme physique. Les corrélations très élevées entre les trois méthodes testées confirment que le classement relatif des arbres par volume est robuste quelle que soit la méthode retenue.

La validation du modèle repose sur deux approches complémentaires. La cross-validation spatiale par blocs produit un F1-Score moyen de 0,693 ; cohérent avec le F1 global et confirmant l'absence de surestimation majeure. La validation de terrain sur 50 points confirme que 100% des points visités correspondent à de vrais arbres physiquement présents, avec une corrélation satisfaisante pour la hauteur et modérée pour le rayon. Les erreurs de volume sont

concentrées dans les situations de compétition inter-arbres et de troncs multiples, ce qui constitue une propriété positive permettant d'identifier a priori les zones à fiabilité réduite.

Sur le second axe, les résultats sont plus nuancés. La confrontation entre l'ombrage diurne et la radiance thermique nocturne ne permet pas de confirmer l'hypothèse testée. Les analyses complémentaires menées, restriction aux zones homogènes, test de l'ombrage en fin de journée, analyse de la distance aux bâtiments, ont permis d'identifier des facteurs explicatifs de certains résultats paradoxaux. La réémission thermique nocturne des façades constitue l'un des facteurs. L'inertie thermique des pavés en béton constitue une seconde explication, à 3h du matin, une partie de l'effet de l'ombrage matinal est probablement dissipée. Ces analyses, bien que non conclusives sur la question thermique, apportent une compréhension plus fine des mécanismes qui gouvernent la radiance nocturne des surfaces urbaines.

L'analyse de la contribution relative révèle, quant à elle, que la végétation contribue à 72% de l'ombrage journalier en été, dominance stable sur l'ensemble de la journée et directement liée à la densité arborée élevée de la zone d'étude. Ce résultat renforce l'argument en faveur de la végétation comme levier d'atténuation des ICU.

La validation du modèle de simulation d'ombrage par confidence building sur l'orthophoto de 2022 produit un F1-Score de 0,732 et un IoU de 0,578 ; confirmant la cohérence géométrique des ombres simulées. Les ombres prédites étant visibles sur l'orthophoto dans près de 80% des cas.

Quelques limitations ont été mises en avant (cfr. 6.5). L'utilisation exclusive de données LiDAR ALS, le décalage temporel entre les données d'entrée, l'absence d'inventaire des revêtements et les conditions d'acquisition de l'image thermique, sont les principales. Ces limites sont intrinsèques à la disponibilité des données et orientent directement les perspectives d'amélioration.

La méthodologie développée est reproductible, extensible à l'ensemble de la ville, et ouvre la voie à d'autres simulations. Des comparaisons entre quartiers de morphologies contrastées, la dalle piétonne et le nouveau quartier Courbevoie, seraient une suite à ce travail pour tester empiriquement l'impact des choix d'urbanisme sur les ICU. L'acquisition d'une image TIR estivale et récente, couplée à un inventaire des revêtements et à des mesures de température de l'air, permettrait de répondre de manière plus définitive à la question thermique posée dans ce mémoire.

Sources

- Agence Parisienne du Climat. (2024, décembre 31). *[Série technique rénovation] – Episode 3 : Végétaliser une dalle, c'est possible*. Agence Parisienne du Climat. <https://www.apc-paris.com/serie-technique-renovation-episode-3-vegetaliser-une-dalle-cest-possible/>
- Akiba, T., Sano, S., Yanase, T., Ohta, T., & Koyama, M. (2019). *Optuna : A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework*. 2623-2631. <https://doi.org/10.1145/3292500.3330701>
- Akodad, S., Lassalle, P., Vallet, B., Bihan, E. L., & Brunet, P.-M. (2023). AI4GEO : LOD0 Generation for 3D building models. *2023 Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE)*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/JURSE57346.2023.10144155>
- Aldhshan, S. R. S., Abdul Maulud, K. N., Wan Mohd Jaafar, W. S., Karim, O. A., & Pradhan, B. (2021). *Energy Consumption and Spatial Assessment of Renewable Energy Penetration and Building Energy Efficiency in Malaysia : A Review*. <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/16/9244>
- An, S., & Dedekorkut-Howes, A. (2025). A Review of Adaptation Strategies to Increased Urban Temperatures and Heat Island Effect. *Discover Cities*, 2(1), 32. <https://doi.org/10.1007/s44327-025-00064-4>
- Andriessen, L., Agugiaro, G., Borgers, A., & Pauwels, P. (2024). Semantic 3D city models as support for urban flood resilience : Experiences from Rotterdam. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, X-4-W4-2024*, 5-12. ISPRS WG IV/9
8th International Conference on Smart Data and Smart Cities (SDSC) - 4–7 June 2024, Athens, Greece. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-X-4-W4-2024-5-2024>
- Behnisch, M., Krüger, T., & Jaeger, J. A. G. (2022). Rapid rise in urban sprawl : Global hotspots and trends since 1990. *PLOS Sustainability and Transformation*, 1(11), e0000034. <https://doi.org/10.1371/journal.pstr.0000034>
- Biljecki, F., Stoter, J., Ledoux, H., Zlatanova, S., & Çöltekin, A. (2015). Applications of 3D City Models : State of the Art Review. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 4(4), 2842-2889. <https://doi.org/10.3390/ijgi4042842>
- Biljecki, F., Zhao, J., Stoter, J., & Ledoux, H. (2013). REVISITING THE CONCEPT OF LEVEL OF DETAIL IN 3D CITY MODELLING. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, II-2-W1*, 63-74. WG II/2
 ISPRS 8th 3D GeoInfo Conference & WG II/2 Workshop (Volume II-2/W1) - 27–29 November 2013, Istanbul, Turkey. <https://doi.org/10.5194/isprsannals-II-2-W1-63-2013>
- Bowler, D. E., Buyung-Ali, L., Knight, T. M., & Pullin, A. S. (2010). Urban greening to cool towns and cities : A systematic review of the empirical evidence. *Landscape and Urban Planning*, 97(3), 147-155. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2010.05.006>
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>

Bruyns, G., Higgins, C., & Nel, D. (2020). Urban Volumetrics : From vertical to volumetric urbanization and its extensions to empirical morphological analysis. *Urban Studies*, 58. <https://doi.org/10.1177/0042098020936970>

Buyuksalih, G., Baskaraca, P., Bayburt, S., Buyuksalih, I., & Abdul Rahman, A. (2019). 3D CITY MODELLING OF ISTANBUL BASED ON LIDAR DATA AND PANORAMIC IMAGES – ISSUES AND CHALLENGES. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-4-W12, 51-60. 5th International Conference on Geoinformation Science & GeoAdvances 2018: ISPRS Conference on Multi-dimensional & Multi-scale Spatial Data Modeling (Volume XLII-4/W12) - 10–11 October 2018, Casablanca, Morocco. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-4-W12-51-2019>

Charlier, J. (1977). Louvain-la-Neuve, Belgium, from campus to new town. *GeoJournal*, 1(4), 47-55. <https://doi.org/10.1007/BF00845202>

Chen, R. (2011). The development of 3D city model and its applications in urban planning. *2011 19th International Conference on Geoinformatics*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/GeoInformatics.2011.5981007>

Choi, K., Lim, W., Chang, B., Jeong, J., Kim, I., Park, C.-R., & Ko, D. W. (2022). An automatic approach for tree species detection and profile estimation of urban street trees using deep learning and Google street view images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 190, 165-180. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2022.06.004>

CityJSON Standard – Format JSON pour les modèles 3D de villes. (s. d.). Consulté 17 février 2026, à l'adresse <https://www.ogc.org/fr/standards/cityjson/>

Collis, R. T. H. (1970). Lidar. *Applied Optics*, Vol. 9, Issue 8, Pp. 1782-1788. <https://doi.org/10.1364/AO.9.001782>

Dai, H., Hu, X., Zhang, J., Shu, Z., Xu, J., & Du, J. (2024). Large-Scale ALS Point Cloud Segmentation via Projection-Based Context Embedding. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62, 1-16. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2024.3392267>

Dat, L., Gu, B.-H., Lam, H.-K., Ok, S.-Y., & Lee, S.-H. (2024). Digital Twin Smart City : Integrating IFC and CityGML with Semantic Graph for Advanced 3D City Model Visualization. *Sensors*, 24, 3761. <https://doi.org/10.3390/s24123761>

Dimitrov, H., & Petrova-Antonova, D. (2021). 3D CITY MODEL AS A FIRST STEP TOWARDS DIGITAL TWIN OF SOFIA CITY. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIII-B4-2021, 23-30. XXIV ISPRS Congress <q>Imaging today, foreseeing tomorrow</q>, Commission IV - 2021 edition, 5–9 July 2021. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B4-2021-23-2021>

Directive 2002/49/EC of the European Parliament and of the Council of 25 June 2002 Relating to the Assessment and Management of Environmental Noise - Declaration by the Commission in the Conciliation Committee on the Directive Relating to the Assessment and Management of Environmental Noise, CONSIL, EP, 189 OJ L (2002). <http://data.europa.eu/eli/dir/2002/49/oj>

- Dong, X., Cao, J., & Zhao, W. (2024). A review of research on remote sensing images shadow detection and application to building extraction. *European Journal of Remote Sensing*, 57(1), 2293163. <https://doi.org/10.1080/22797254.2023.2293163>
- Du, J., Zelek, J., Zhang, D., & Li, J. (2025). 3DLCDM: Hybrid supervision for land cover discovery mapping of emerging urban structures in 3D remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 331, 115018. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2025.115018>
- Fernandez-Diaz, J. C., Carter, W. E., Shrestha, R. L., & Glennie, C. L. (2014). Now You See It... Now You Don't: Understanding Airborne Mapping LiDAR Collection and Data Product Generation for Archaeological Research in Mesoamerica. *Remote Sensing*, 6(10), 9951-10001. <https://doi.org/10.3390/rs6109951>
- Filippelli, S. K., Lefsky, M. A., & Rocca, M. E. (2019). Comparison and integration of lidar and photogrammetric point clouds for mapping pre-fire forest structure. *Remote Sensing of Environment*, 224, 154-166. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.01.029>
- Freitas, S., Catita, C., Redweik, P., & Brito, M. C. (2015). Modelling solar potential in the urban environment: State-of-the-art review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 41, 915-931. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.08.060>
- Grena, R. (2012). Five new algorithms for the computation of sun position from 2010 to 2110. *Solar Energy*, 86(5), 1323-1337. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2012.01.024>
- Gröger, G., & Plümer, L. (2012). CityGML – Interoperable semantic 3D city models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 71, 12-33. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.04.004>
- Guide Bâtiment Durable. (2022, mai 17). *Arbres de pluie | Guide Bâtiment Durable*. <https://guidebatimentdurable.brussels/arbres-pluie>
- Guo, Y., Bennamoun, M., Soheli, F., Lu, M., & Wan, J. (2014). 3D Object Recognition in Cluttered Scenes with Local Surface Features: A Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 36(11), 2270-2287. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2014.2316828>
- Guo, Y., Wang, H., Hu, Q., Liu, H., Liu, L., & Bennamoun, M. (2021). Deep Learning for 3D Point Clouds: A Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 43(12), 4338-4364. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2020.3005434>
- Hamilton, A., Wang, H., Tanyer, A. M., Arayici, Y., Zhang, X., & Song, Y. (2005). *URBAN INFORMATION MODEL FOR CITY PLANNING*.
- Han, L., Wang, Z., He, M., & He, X. (2024). Effects of different ground segmentation methods on the accuracy of UAV-based canopy volume measurements. *Frontiers in Plant Science*, 15. <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1393592>
- Han, X., Liu, C., Zhou, Y., Tan, K., Dong, Z., & Yang, B. (2024). WHU-Urban3D: An urban scene LiDAR point cloud dataset for semantic instance segmentation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 209, 500-513. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2024.02.007>
- Herburger, J. (2022). *The Myth of Urban Densification: Tracing the Pathway of a Discourse on the Case of the Alpine Rhine Valley in Austria*. https://www.researchgate.net/publication/361792368_The_Myth_of_Urban_Densification_Tracing_th

e_Pathway_of_a_Discourse_on_the_Case_of_the_Alpine_Rhine_Valley_in_Austria?__cf_chl_tk=ii.tUh6YW88gkWA5wuBYMRv1tCMHhY7U50HWuEe_9Es-1774015624-1.0.1.1-nVKM.nq.x7EyGD9gNLizLJsH4tTztSh1.SXRDcGMOS4

Hettiarachchi, S., Wasko, C., & Sharma, A. (2018). Increase in flood risk resulting from climate change in a developed urban watershed – the role of storm temporal patterns. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(3), 2041-2056. <https://doi.org/10.5194/hess-22-2041-2018>

Hewitt, L., & Graham, S. (2015). Vertical cities : Representations of urban verticality in 20th-century science fiction literature. *Urban Studies*, 52(5), 923-937. <https://doi.org/10.1177/0042098014529345>

Hsu, Y.-Y., & Han, H. (2024). *Toward volumetric urbanism : Analysing the spatial-temporal dynamics of 3D floor space use in the built environment*. <https://doi.org/10.1177/23998083241286592>

Huang, X. (2026). *Confidence-Driven Facade Refinement of 3D Building Models Using MLS Point Clouds* (arXiv:2604.03797). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2604.03797>

Hugonnet, R., Brun, F., Berthier, E., Dehecq, A., Mannerfelt, E. S., Eckert, N., & Farinotti, D. (2022). Uncertainty Analysis of Digital Elevation Models by Spatial Inference From Stable Terrain. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15, 6456-6472. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2022.3188922>

Ji, M., Xu, Y., Zhu, S., Zhang, Y., Xin, Y., & Mo, Y. (2025). Exploring the potential of UAV-based thermal imagery for monitoring diurnal variations in the microscale urban thermal environment. *Energy and Buildings*, 347, 116375. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2025.116375>

Jia, W., Liang, B., Liu, Y., Khan, M. A., & Zheng, L. (2025). *A Comprehensive Survey on Deep Learning Solutions for 3D Flood Mapping* (Vol. 15875, p. 21-38). https://doi.org/10.1007/978-981-96-8295-9_2

Kakavas, M. P., & Nikolakopoulos, K. (2021). *Digital Elevation Models of Rockfalls and Landslides : A Review and Meta-Analysis*. <https://www.mdpi.com/2076-3263/11/6/256>

Kedzierski, M., & Fryskowska, A. (2014). Terrestrial and Aerial Laser Scanning Data Integration Using Wavelet Analysis for the Purpose of 3D Building Modeling. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 14(7), 12070-12092. <https://doi.org/10.3390/s140712070>

Kippers, R. G., Moth, L., & Oude Elberink, S. J. (2021). AUTOMATIC MODELLING OF 3D TREES USING AERIAL LIDAR POINT CLOUD DATA AND DEEP LEARNING. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIII-B2-2021, 179-184. XXIV ISPRS Congress <q>Imaging today, foreseeing tomorrow</q>, Commission II - 2021 edition, 5–9 July 2021. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B2-2021-179-2021>

Kippers, R. G., Moth, L., & Oude Elberink, S. J. (2021). AUTOMATIC MODELLING OF 3D TREES USING AERIAL LIDAR POINT CLOUD DATA AND DEEP LEARNING. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIII-B2-2021, 179-184. XXIV ISPRS Congress <q>Imaging today, foreseeing tomorrow</q>, Commission II - 2021 edition, 5–9 July 2021. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B2-2021-179-2021>

Koch, B., Heyder, U., & Weinacker, H. (2006). Detection of Individual Tree Crowns in Airborne Lidar Data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72(4), 357-363. <https://doi.org/10.14358/PERS.72.4.357>

Kolbe, T. (2009). Representing and Exchanging 3D City Models with CityGML. In *3D Geo-Information Sciences* (p. 15-31). https://doi.org/10.1007/978-3-540-87395-2_2

Komarkova, J., Jech, J., & Sedlak, P. (2020). Comparison of Vegetation Spectral Indices Based on UAV Data : Land Cover Identification Near Small Water Bodies. *2020 15th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI)*, 1-4. <https://doi.org/10.23919/CISTI49556.2020.9140899>

Kong, G., Zhang, C., & Fan, H. (2025). Large-Scale 3-D Building Reconstruction in LoD2 From ALS Point Clouds. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 22, 1-5. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2024.3514514>

Li, R., Wang, L., Zhai, Y., Huang, Z., Jia, J., Wang, H., Ding, M., Fang, J., Yao, Y., Ye, Z., Hao, S., & Fan, Y. (2025). Modeling LiDAR-Derived 3D Structural Metric Estimates of Individual Tree Aboveground Biomass in Urban Forests : A Systematic Review of Empirical Studies. *Forests*, 16(3), 390. <https://doi.org/10.3390/f16030390>

Li, W., Guo, Q., Jakubowski, M., & Kelly, M. (2012). A New Method for Segmenting Individual Trees from the Lidar Point Cloud. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 78, 75-84. <https://doi.org/10.14358/PERS.78.1.75>

LiDAR 2021-2022 | Géoportail de la Wallonie. (s. d.). Consulté 24 octobre 2025, à l'adresse <https://geoportail.wallonie.be/lidar>

LiDAR vs Photogrammétrie : Différences et usages. (s. d.). *YellowScan*. Consulté 24 octobre 2025, à l'adresse <https://www.yellowscan.com/fr/knowledge/lidar-vs-photogrammetry-key-differences-and-applications/>

Lindberg, F., & Grimmond, C. S. B. (2011). Nature of vegetation and building morphology characteristics across a city : Influence on shadow patterns and mean radiant temperatures in London. *Urban Ecosystems*, 14(4), 617-634. <https://doi.org/10.1007/s11252-011-0184-5>

Lindberg, F., & 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. *Theoretical and Applied Climatology*, 105(3), 311-323. <https://doi.org/10.1007/s00704-010-0382-8>

Lindberg, F., & Grimmond, S. (2011). The influence of vegetation and building morphology on shadow patterns and mean radiant temperatures in urban areas : Model development and evaluation. *Theoretical and Applied Climatology*, 105, 311-323. <https://doi.org/10.1007/s00704-010-0382-8>

Liu, Z., Zhou, X., Shen, X., Sun, H., & Yan, D. (2024). A novel acceleration approach to shadow calculation based on sunlight channel for urban building energy modeling. *Energy and Buildings*, 315, 114244. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.114244>

Luo, S., Ding, L., & Fan, H. (2025). A CityGML ADE for flood simulations. *Geo-spatial Information Science*, 0(0), 1-15. <https://doi.org/10.1080/10095020.2025.2547952>

Ma, W., Yu, Z., Chen, J., & Yang, W. (2025). (PDF) What drives the cooling dynamics of urban vegetation via evapotranspiration and shading under extreme heat? *ResearchGate*. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2025.106659>

- Man, Q., Yang, X., Liu, H., Zhang, B., Dong, P., Wu, J., Liu, C., Han, C., Zhou, C., Tan, Z., & Yu, Q. (2025). Comparison of UAV-Based LiDAR and Photogrammetric Point Cloud for Individual Tree Species Classification of Urban Areas. *Remote Sensing*, 17(7), 1212. <https://doi.org/10.3390/rs17071212>
- Maria, V., Rahman, M., Collins, P., & Dondi, G. (2013). Urban Heat Island Effect : Thermal response from different types of exposed paved surfaces | Request PDF. *ResearchGate*. [https://doi.org/10.6135/ijprt.org.tw/2013.6\(4\).414](https://doi.org/10.6135/ijprt.org.tw/2013.6(4).414)
- Marsh, A. (2010). *Thermal Lag Definition*. <https://performativedesign.com/definition/thermal-lag/>
- Masoumi, H., Shirowzhan, S., Eskandarpour, P., & Pettit, C. J. (2023). City Digital Twins : Their maturity level and differentiation from 3D city models. *Big Earth Data*, 7(1), 1-36. <https://doi.org/10.1080/20964471.2022.2160156>
- Maté-González, M. Á., Di Pietra, V., & Piras, M. (2022). Evaluation of Different LiDAR Technologies for the Documentation of Forgotten Cultural Heritage under Forest Environments. *Sensors*, 22(16), 6314. <https://doi.org/10.3390/s22166314>
- Mohajerani, A., Bakaric, J., & Jeffrey-Bailey, T. (2017). (PDF) The urban heat island effect, its causes, and mitigation, with reference to the thermal properties of asphalt concrete. *ResearchGate*. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2017.03.095>
- Moradi, F., Samadzadegan, F., Dadrass Javan, F., & Toosi, A. (2021). Tree detection using UAV-based imagery based on Random Forest classification | Request PDF. *ResearchGate*. <https://doi.org/10.3390/IECF2021-10819>
- Münzinger, M., Prechtel, N., & Behnisch, M. (2022). Mapping the urban forest in detail : From LiDAR point clouds to 3D tree models. *Urban Forestry & Urban Greening*, 74, 127637. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2022.127637>
- Nan, L., & Wonka, P. (2017). PolyFit : Polygonal Surface Reconstruction from Point Clouds. *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2372-2380. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.258>
- Nations, U. (2020). *Les villes et la pollution* | *Nations Unies*. United Nations; United Nations. Consulté 5 novembre 2025, à l'adresse <https://www.un.org/fr/climatechange/climate-solutions/cities-pollution>
- Nkwunonwo, U. C., Whitworth, M., & Baily, B. (2020). A review of the current status of flood modelling for urban flood risk management in the developing countries. *Scientific African*, 7, e00269. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2020.e00269>
- Oke, T. (1982). The energetic basis of urban heat island. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 108, 1-24. <https://doi.org/10.1002/qj.49710845502>
- Pantoja-Rosero, B. G., Achanta, R., Kozinski, M., Fua, P., Perez-Cruz, F., & Beyer, K. (2022). Generating LOD3 building models from structure-from-motion and semantic segmentation. *Automation in Construction*, 141, 104430. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104430>
- Park, Y., Guldmann, J.-M., & Liu, D. (2021). Impacts of tree and building shades on the urban heat island : Combining remote sensing, 3D digital city and spatial regression approaches. *Computers, Environment and Urban Systems*, 88, 101655. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2021.101655>

Perera, A. T. D., Cocco, S., & Scartezini, J.-L. (2019). The influence of urban form on the grid integration of renewable energy technologies and distributed energy systems. *Scientific Reports*, 9(1), 17756. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-53653-w>

Petit, S., Beaumont, B., Hallot, É., Jonard, F., & Jasselette, J.-C. (2024). *Improving the Digital Cartographic Reference Data of the Walloon Region, Belgium (PICC) : A Comprehensive Methodology for Documenting Updating and Quality Control Processes*.

Petit, S., Benjamin, B., Hallot, É., Jonard, F., & Jasselette, J.-C. (2024). *Integrating Business Process Modeling with Geospatial Data : Optimizing the Digital Cartographic Reference Data of the Walloon Region, Belgium (PICC)*.

Projet Informatique de Cartographie Continue (PICC) | Géoportail de la Wallonie. (s. d.). Consulté 16 mars 2026, à l'adresse <https://geoportail.wallonie.be/catalogue/b795de68-726c-4bdf-a62a-a42686aa5b6f.html#Details>

Qin, Y., & Hiller, J. E. (2014). Understanding pavement-surface energy balance and its implications on cool pavement development. *Energy and Buildings*, 85, 389-399. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.09.076>

Ritchie, H., Samborska, V., & Roser, M. (2024). Urbanization. *Our World in Data*. <https://ourworldindata.org/urbanization>

Roba, Z. R., & Tabor, K. W. (2025). Geospatial analysis of vegetation and land surface temperature for urban heat island mitigation in Hawassa City, Ethiopia. *Scientific Reports*, 15, 31786. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-17014-0>

Roberts, D. R., Bahn, V., Ciuti, S., Boyce, M. S., Elith, J., Guillerá-Arroita, G., Hauenstein, S., Lahoz-Monfort, J. J., Schröder, B., Thuiller, W., Warton, D. I., Wintle, B. A., Hartig, F., & Dormann, C. F. (2017). Cross-validation strategies for data with temporal, spatial, hierarchical, or phylogenetic structure. *Ecography*, 40(8), 913-929. <https://doi.org/10.1111/ecog.02881>

Rosknecht, M., & Airaksinen, E. (2020). *Concept and Evaluation of Heating Demand Prediction Based on 3D City Models and the CityGML Energy ADE—Case Study Helsinki*. <https://www.mdpi.com/2220-9964/9/10/602?utm>

Santamouris, M. (2020). Recent progress on urban overheating and heat island research. Integrated assessment of the energy, environmental, vulnerability and health impact. Synergies with the global climate change. *Energy and Buildings*, 207, 109482. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109482>

Saran, S., Wate, P., Srivastav, S. K., & Krishna Murthy, Y. V. N. (2015). CityGML at semantic level for urban energy conservation strategies. *Annals of GIS*, 21(1), 27-41. <https://doi.org/10.1080/19475683.2014.992370>

Schindler, K., Papasaika-Hanusch, H., Schütz, S., & Baltsavias, E. (2011). *Improving Wide-Area DEMs Through Data Fusion – Chances and Limits*.

Schönlau, M., & Zou, R. Y. (2020). The random forest algorithm for statistical learning. *The Stata Journal*, 20(1), 3-29. <https://doi.org/10.1177/1536867X20909688>

Service public de Wallonie (SPW) - Orthophotos 2012-2013 (2019-01-23) <https://geodata.wallonie.be/id/f16124b7-41ed-42fe-9442-73b32708d60a>

Shao, R., Wu, J., Li, J., Peng, S., Chen, H., & Du, C. (2024). SingleRecon : Reconstructing Building 3-D Models of LoD1 From a Single Off-Nadir Remote Sensing Image. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17, 19588-19600. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3483843>

Simos, J. (2026). Densification urbaine et santé. *Environnement, Risques & Santé*, 25(1), 25-33. <https://doi.org/10.1684/ers.2026.1906>

Simpson, C. H., Brousse, O., & Heaviside, C. (2024). Estimated mortality attributable to the urban heat island during the record-breaking 2022 heatwave in London. *Environmental Research Letters: ERL [Web Site]*, 19(9), 094047. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ad6c65>

Szostak, R., Zimnoch, M., Wachniew, P., & Jasek-Kamińska, A. (2023). Self-Calibration of UAV Thermal Imagery Using Gradient Descent Algorithm. *Drones*, 7(11), 683. <https://doi.org/10.3390/drones7110683>

Tom, Z., Myriam, M., & Ghislaine, V.-L. (2024). *Rendre compte du rôle de l'alerte et de son effectivité dans la réduction des risques de catastrophes. Le cas des inondations en Allemagne, Belgique, et France de juillet 2021*. Congrès Lambda μ 24, Institut de Maîtrise des Risques, Oct 2024, Bourges, France. <https://hal.science/hal-04878701v1>

Troisemaine, C., Lemaire, V., Gosselin, S., Reiffers-Masson, A., Flocon-Cholet, J., & Vaton, S. (2023). *Novel Class Discovery: An Introduction and Key Concepts* (arXiv:2302.12028). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.12028>

Ujang, U., Dzulkefley, N. Q., Azri, S., & Salleh, S. (2023). Three-Dimensional (3D) Noise Pollution Visualization via 3D City Modelling | Request PDF. In *ResearchGate*. https://doi.org/10.1007/978-3-031-14096-9_18

United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division (2019). *World Urbanization Prospects 2018: Highlights*. <https://population.un.org/wup/assets/WUP2018-Highlights.pdf>

Ventura, J., Pawlak, C., Honsberger, M., Gonsalves, C., Rice, J., Love, N. L. R., Han, S., Nguyen, V., Sugano, K., Doremus, J., Fricker, G. A., Yost, J., & Ritter, M. (2024). Individual tree detection in large-scale urban environments using high-resolution multispectral imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 130, 103848. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103848>

Vobecký, J., Pina, L., & Leutwyler, R. (2025). Dynamic Avalanche and Current Filaments in Voltage Commutated Phase Control Thyristors. *2025 17th International Seminar on Power Semiconductors (ISPS)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ISPS65707.2025.11189972>

Voogt, J. A., & Oke, T. R. (2003). Thermal remote sensing of urban climates. *Remote Sensing of Environment, Urban Remote Sensing*, 86(3), 370-384. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00079-8](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00079-8)

Wallace, L., Sun, Q. (Chayn), Hally, B., Hillman, S., Both, A., Hurley, J., & Martin Saldias, D. S. (2021). Linking urban tree inventories to remote sensing data for individual tree mapping. *Urban Forestry & Urban Greening*, 61, 127106. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2021.127106>

Wan Mohd Jaafar, W. S., Woodhouse, I. H., Silva, C. A., Omar, H., Abdul Maulud, K. N., Hudak, A. T., Klauberg, C., Cardil, A., & Mohan, M. (2018). Improving Individual Tree Crown Delineation and

Attributes Estimation of Tropical Forests Using Airborne LiDAR Data. *Forests*, 9(12), 759. <https://doi.org/10.3390/f9120759>

Wang, P., Yang, Y., Ji, C., & Huang, L. (2023). Positivity and difference of influence of built environment around urban park on building energy consumption. *Sustainable Cities and Society*, 89, 104321. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2022.104321>

Wang, R., Dong, C., & Peethambaran, J. (2018). (PDF) *LiDAR Point Clouds to 3D Urban Models : A Review*. https://www.researchgate.net/publication/321500340_LiDAR_Point_Clouds_to_3D_Urban_Models_A_Review

Wang, Y., & Akbari, H. (2016). The effects of street tree planting on Urban Heat Island mitigation in Montreal. *Sustainable Cities and Society*, 27, 122-128. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2016.04.013>

Wang, Y., & Akbari, H. (2016). The effects of street tree planting on Urban Heat Island mitigation in Montreal. *Sustainable Cities and Society*, 27, 122-128. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2016.04.013>

Weng, Q. (2009). Thermal infrared remote sensing for urban climate and environmental studies : Methods, applications, and trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64(4), 335-344. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.03.007>

WHO. (2018). *Lignes directrices relatives au bruit dans l'environnement dans la Région européenne : Lignes directrices relatives au bruit dans l'environnement dans la Région européenne*. Consulté 22 novembre 2025, à l'adresse <https://www.who.int/europe/fr/publications/i/item/WHO-EURO-2018-3287-43046-60243>

Willenborg, B., Sindram, M., & Kolbe, T. H. (2018). Applications of 3D City Models for a Better Understanding of the Built Environment. In M. Behnisch & G. Meinel (Éds.), *Trends in Spatial Analysis and Modelling* (Vol. 19, p. 167-191). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-52522-8_9

Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Bargen, K. V., & Mortensen, D. A. (1995). *Color Indices for Weed Identification Under Various Soil, Residue, and Lighting Conditions*. <https://doi.org/10.13031/2013.27838>

Wu, C., Yuan, Y., Tang, Y., & Tian, B. (2022). Application of Terrestrial Laser Scanning (TLS) in the Architecture, Engineering and Construction (AEC) Industry. *Sensors*, 22(1), 265. <https://doi.org/10.3390/s22010265>

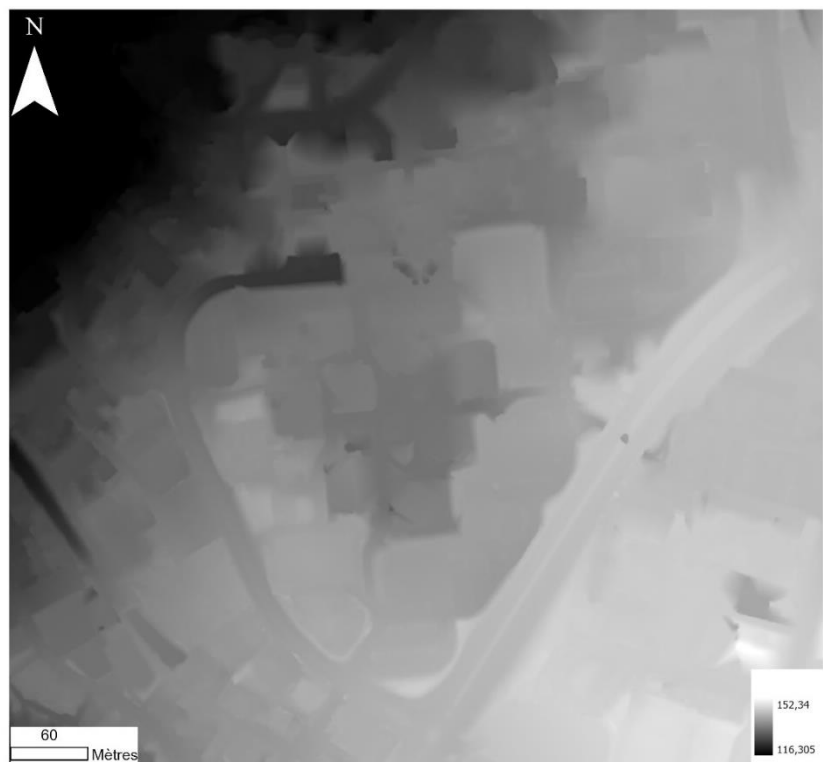
Wysocki, O., Xia, Y., Wysocki, M., Grilli, E., Hoegner, L., Cremers, D., & Stilla, U. (2023). *Scan2LoD3 : Reconstructing Semantic 3D Building Models at LoD3 Using Ray Casting and Bayesian Networks*. 6548-6558. https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2023W/PCV/html/Wysocki_Scan2LoD3_Reconstructing_Semantic_3D_Building_Models_at_LoD3_Using_Ray_CVPRW_2023_paper.html

Wysocki, O., Xia, Y., Wysocki, M., Grilli, E., Hoegner, L., Cremers, D., & Stilla, U. (2023). *Scan2LoD3 : Reconstructing Semantic 3D Building Models at LoD3 Using Ray Casting and Bayesian Networks*. 6548-6558. https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2023W/PCV/html/Wysocki_Scan2LoD3_Reconstructing_Semantic_3D_Building_Models_at_LoD3_Using_Ray_CVPRW_2023_paper.html

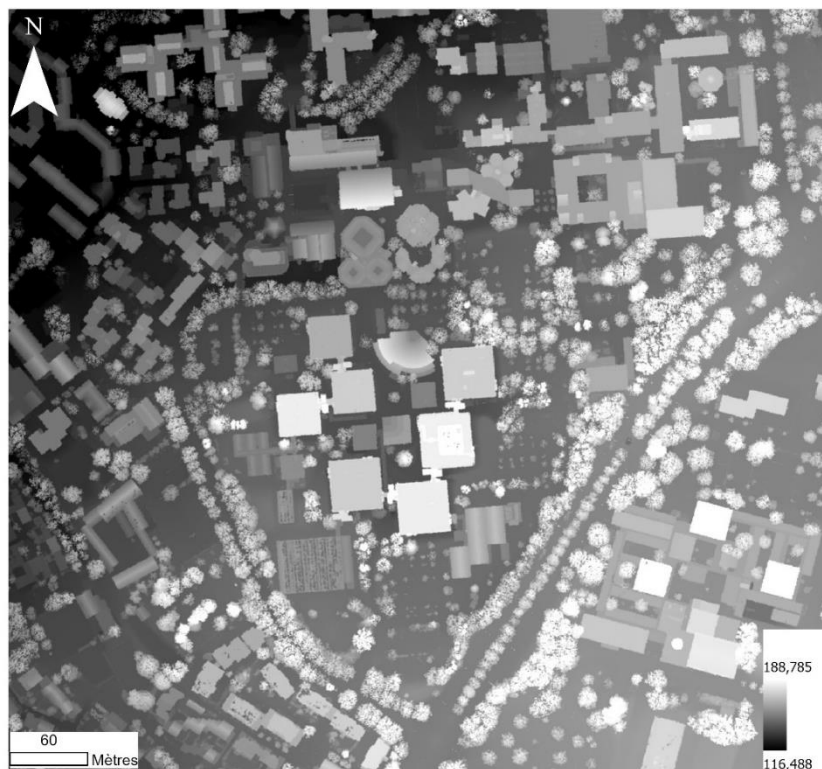
- Xu, L., León-Sánchez, C., Agugiaro, G., & Stoter, J. (2024). Shadowing Calculation on Urban Areas from Semantic 3D City Models. In T. H. Kolbe, A. Donaubauer, & C. Beil (Éds.), *Recent Advances in 3D Geoinformation Science* (p. 31-47). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-43699-4_2
- Yan, H., Zhao, B., Du, Y., & Hua, J. (2025). Drone-Based 3D Thermal Mapping of Urban Buildings for Climate-Responsive Planning. *Sustainability*, 17(12), 5600. <https://doi.org/10.3390/su17125600>
- Yao, W., Krzystek, P., & Heurich, M. (2012). Tree species classification and estimation of stem volume and DBH based on single tree extraction by exploiting airborne full-waveform LiDAR data. *Remote Sensing of Environment*, 123, 368-380. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.03.027>
- Yarroudh, A., Kharroubi, A., Jeddoub, I., & Billen, R. (2024). Automatic upgrade of 3D building models to LoD3 using 3D Point Clouds and Grounding DINO. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVIII-2/W8-2024, 471-476. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-2-W8-2024-471-2024>
- Yarroudh, A., Kharroubi, A., Jeddoub, I., & Billen, R. (2024). Automatic upgrade of 3D building models to LoD3 using 3D Point Clouds and Grounding DINO. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVIII-2-W8-2024, 471-476. ISPRS TC II
8th International ISPRS Workshop LowCost 3D - Sensors, Algorithms, Applications - 12–13 December 2024, Brescia, Italy. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-2-W8-2024-471-2024>
- Ying, Y., Koeva, M. N., Kuffer, M., & Zevenbergen, J. A. (2020). URBAN 3D MODELLING METHODS : A STATE-OF-THE-ART REVIEW. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIII-B4-2020, 699-706. XXIV ISPRS Congress, Commission IV (Volume XLIII-B4-2020) - 2020 edition. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B4-2020-699-2020>
- Youngseok, K., Yoo, C., & Im, J. (2025). Nighttime satellite land surface temperature for urban applications : Achievements, challenges, and future prospects. *GIScience & Remote Sensing*, 62. <https://doi.org/10.1080/15481603.2025.2527990>
- Zhao, L., Fan, X., & Hong, T. (2025). Urban Heat Island Effect : Remote Sensing Monitoring and Assessment—Methods, Applications, and Future Directions. *Atmosphere*, 16(7), 791. <https://doi.org/10.3390/atmos16070791>

Annexes

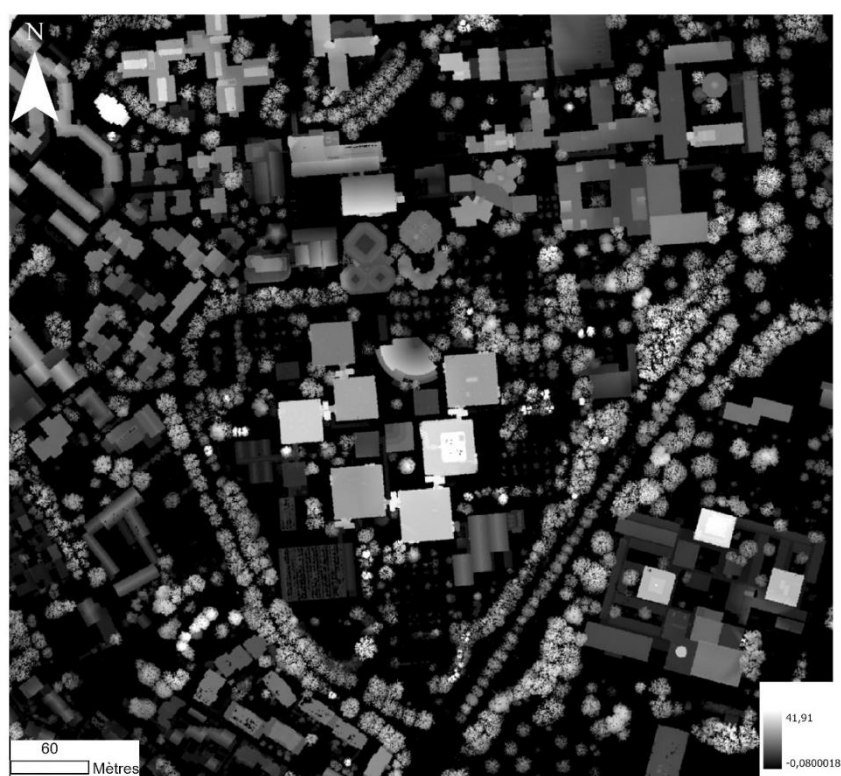
Annexe 1 : MNT



Annexe 2 : MNS

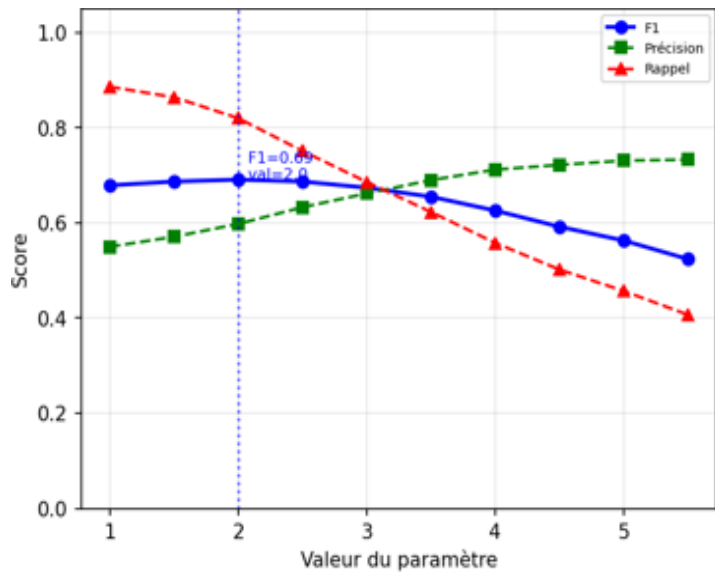


Annexe 3 et 4 : MNSn et MNSn de la zone d'étude sans les pixels de bâtiments

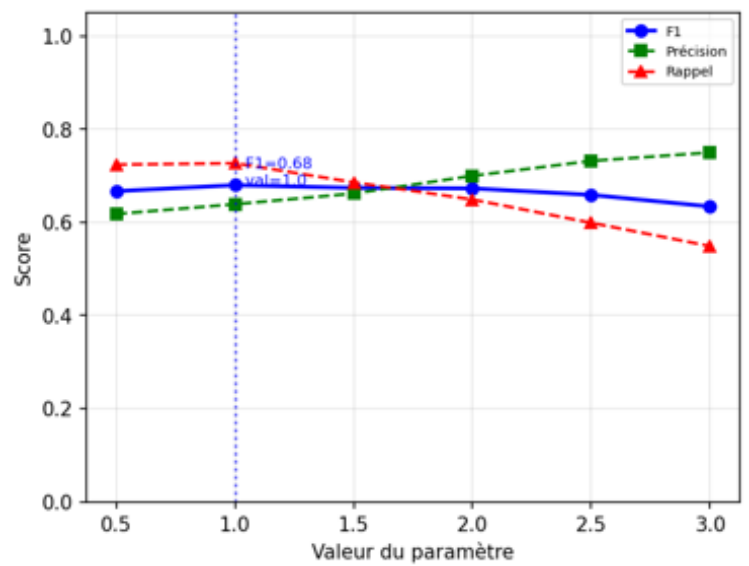


Annexe 5 : Analyse de sensibilité du paramètre de rayon local maximal

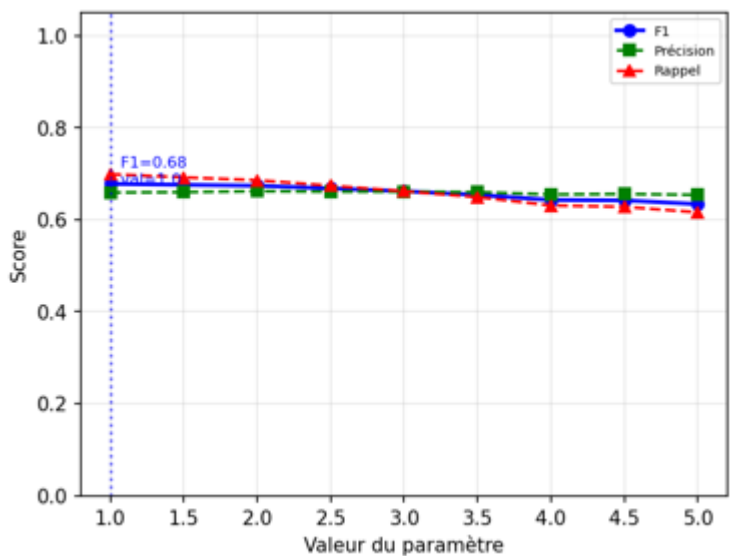
Rayon local maximum



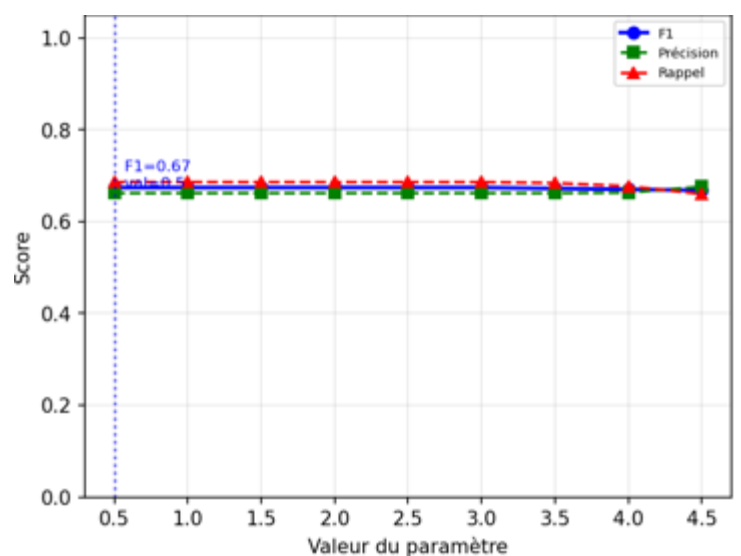
Lissage sigma



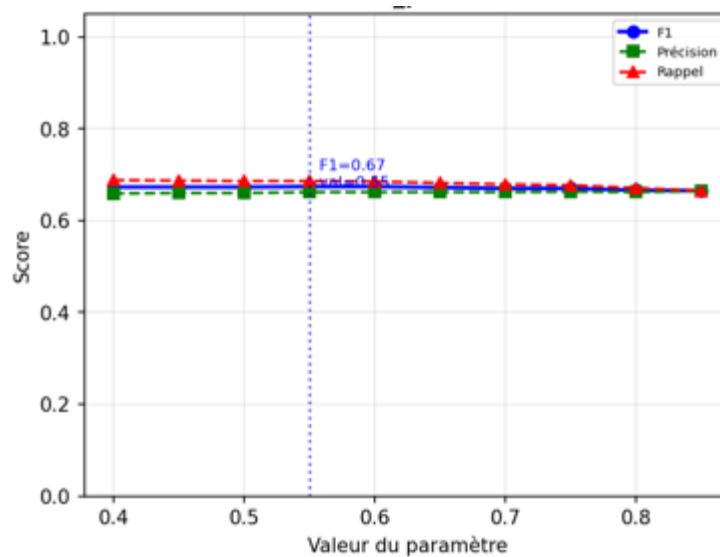
Hauteur minimale



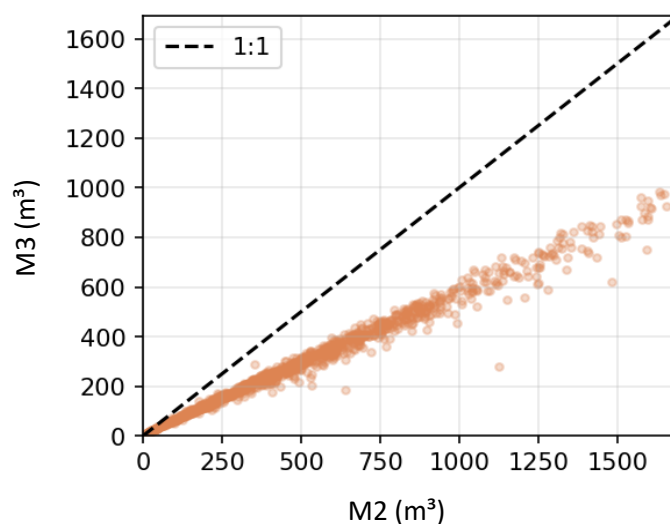
Rayon NMS



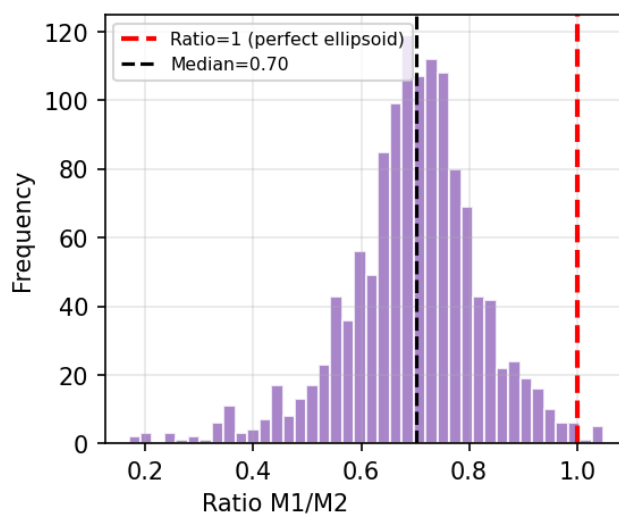
Seuil



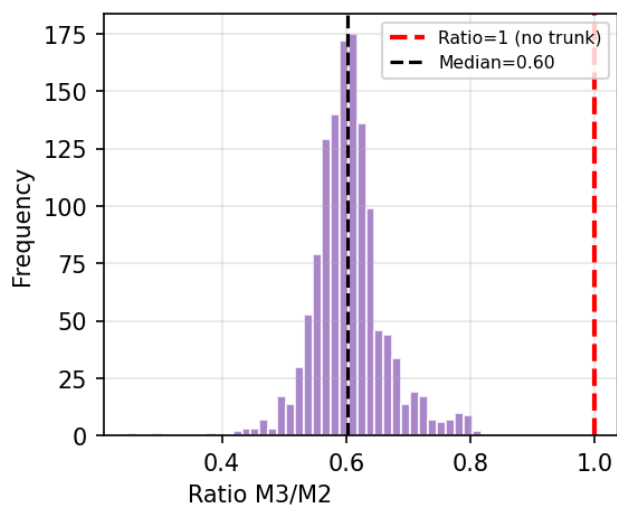
Annexe 6 : Comparaison M2 et M3 (Volume M2>M3), grande corrélation car même jeu de données



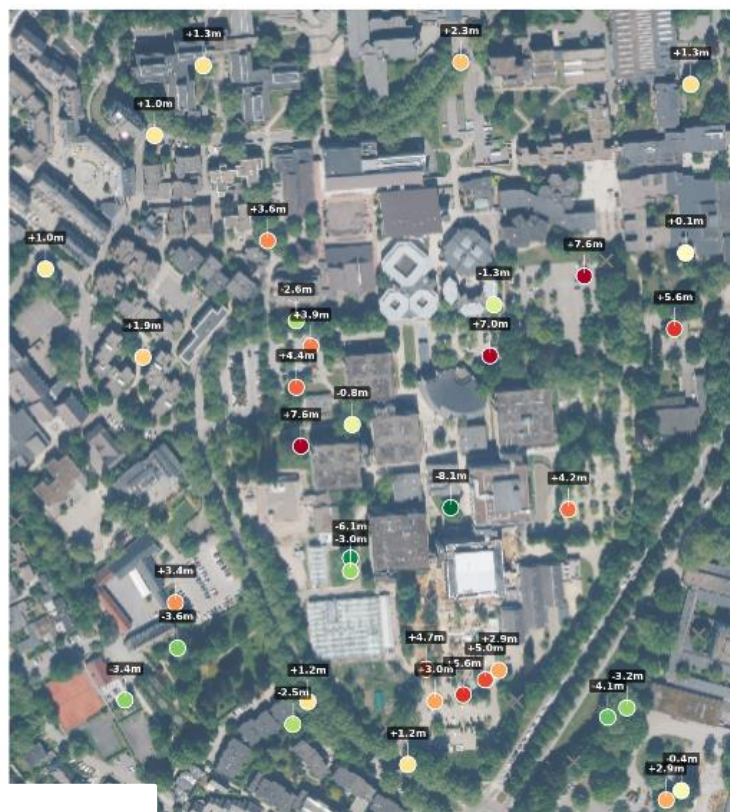
Annexe 7 : Compacité des couronnes (ratio M1/M2)



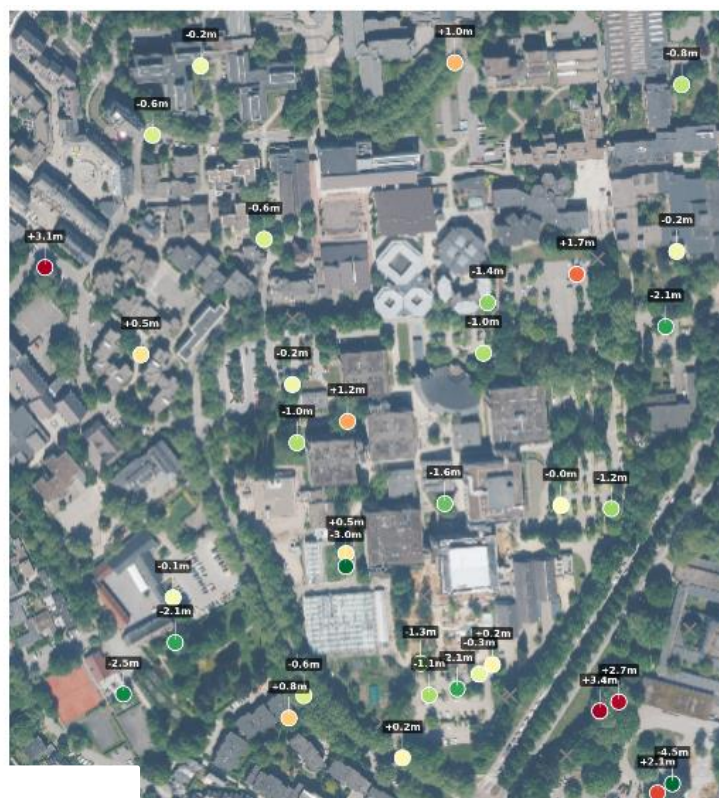
Annexe 8 : Fraction foliaire (ratio M3/M2)



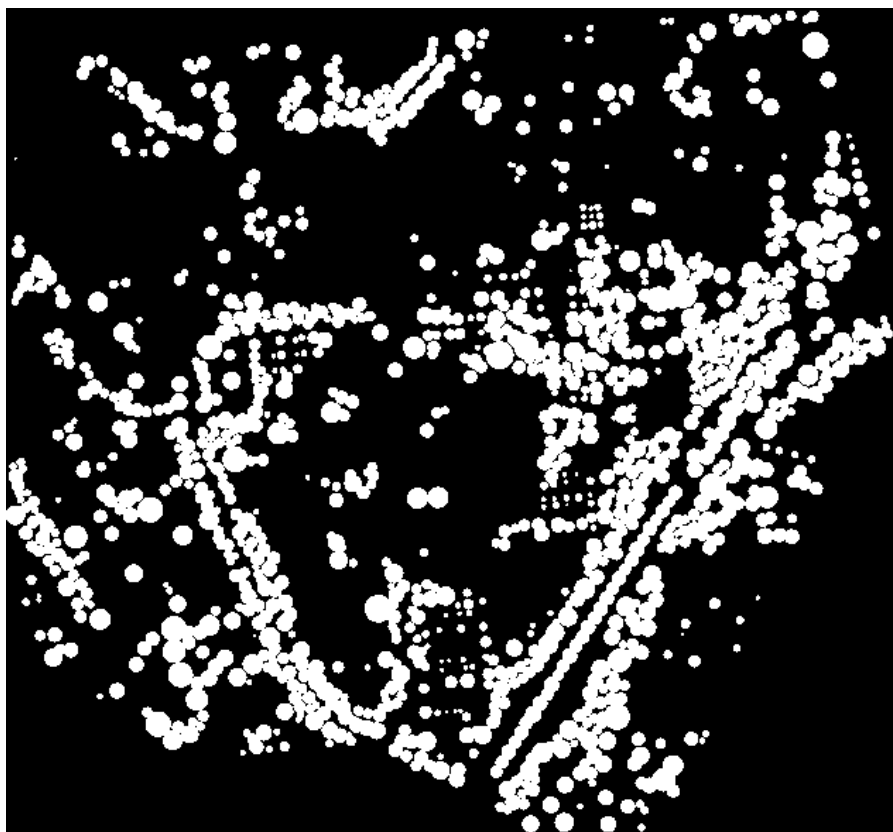
Annexe 9 : Validation des hauteurs (+ : terrain>modèle ; - : modèle>terrain)



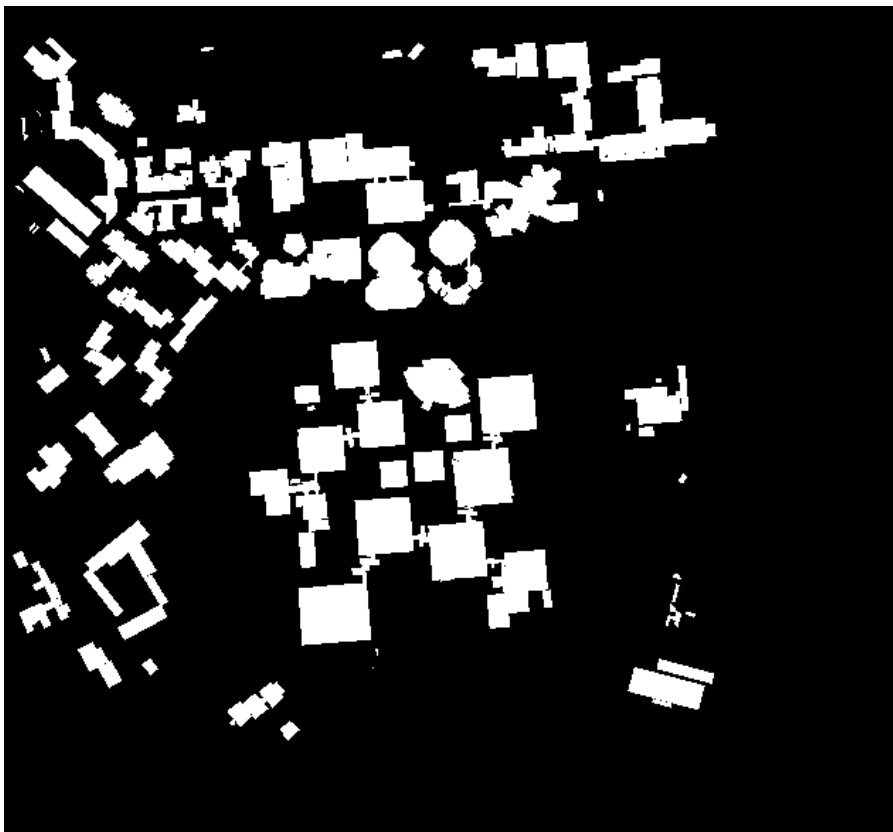
Annexe 10 : Validation des rayons de couronne (+ : terrain>modèle ; - : modèle>terrain)



Annexe 11 : MNS des arbres à partir du modèle 3D de ce travail



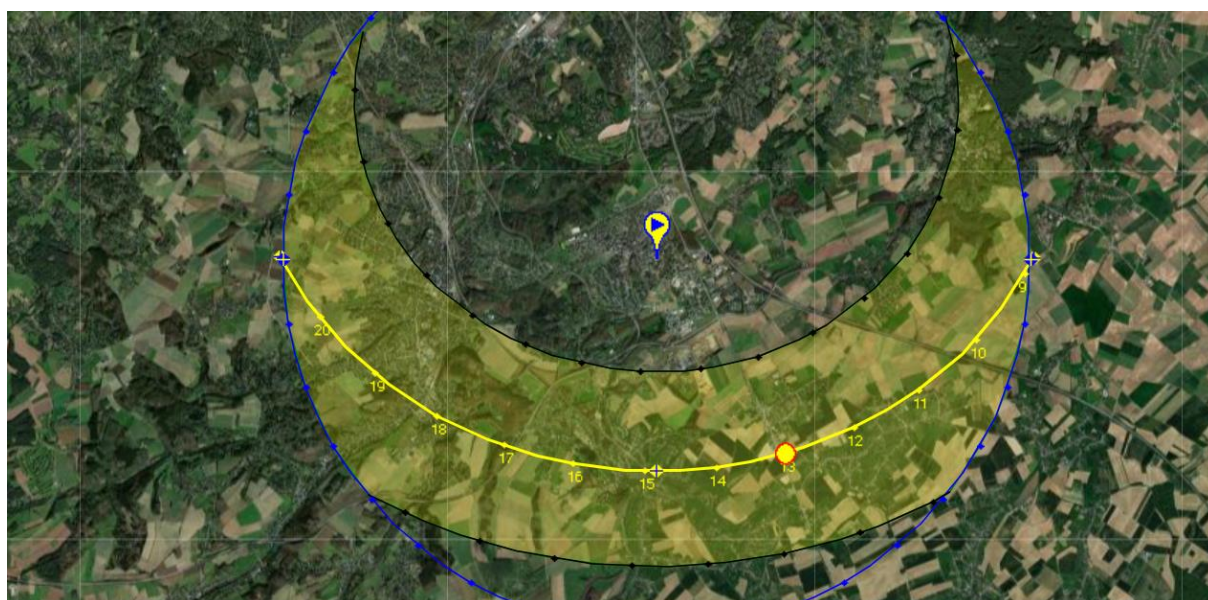
Annexe 12 : MNS des bâtiments à partir du modèle 3D LoD2 avec amélioration des toits



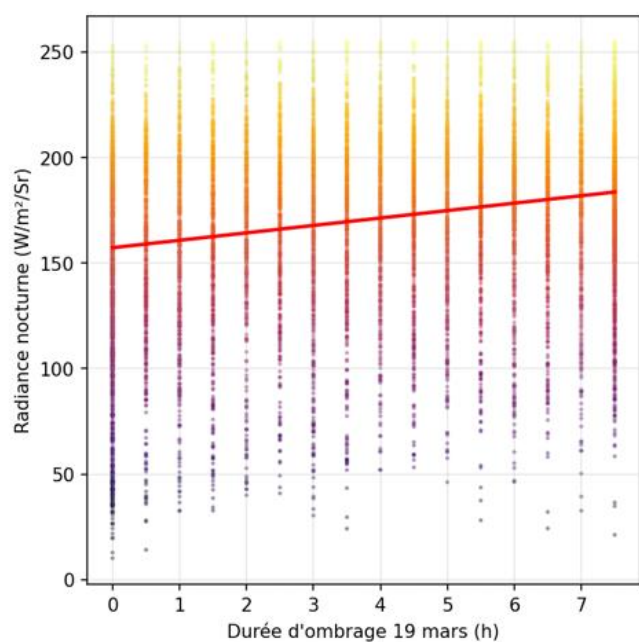
Annexe 13 : MNS combiné



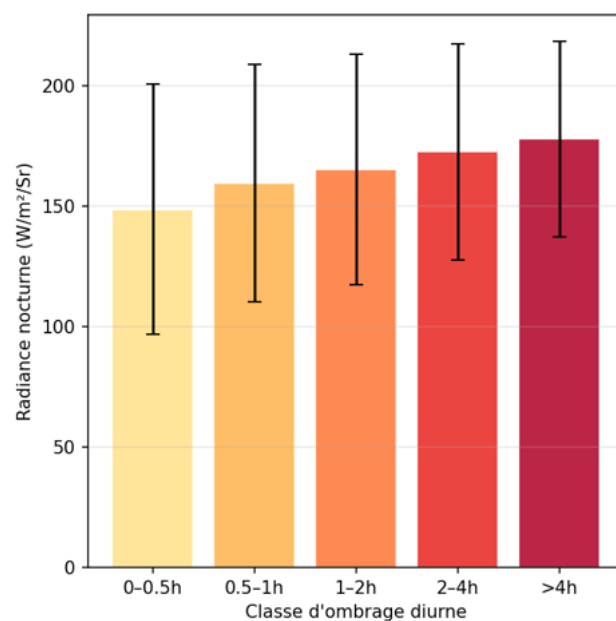
Annexe 14 : Position du soleil lors de la journée du 19 mars 2012 sur la zone d'étude (Sunearthtool.com)



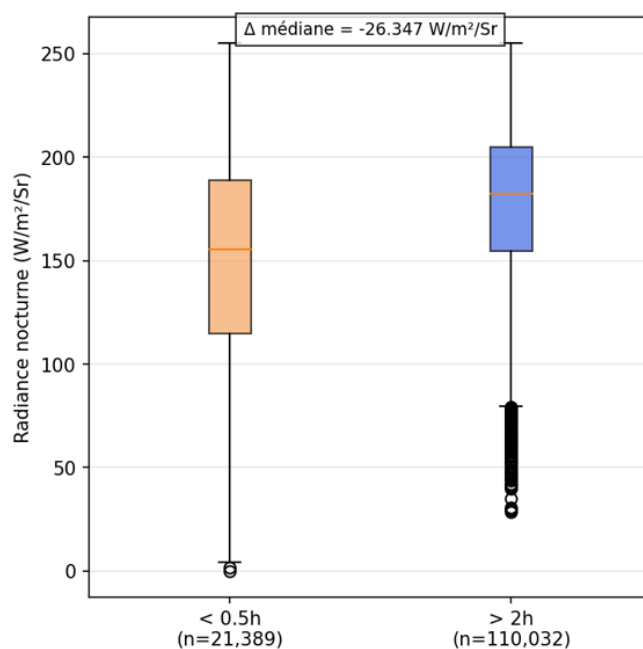
Annexe 15 : Corrélation ombrage et thermique



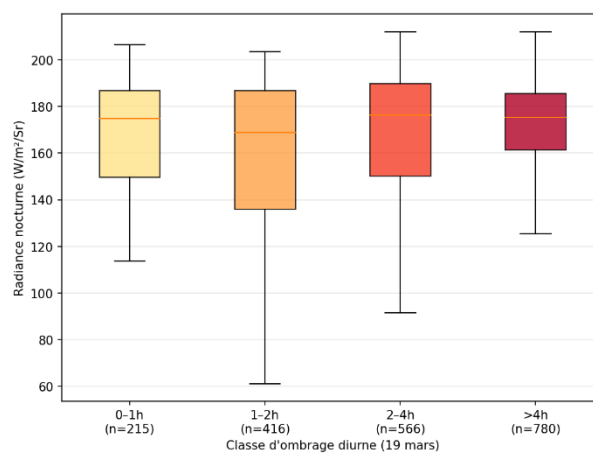
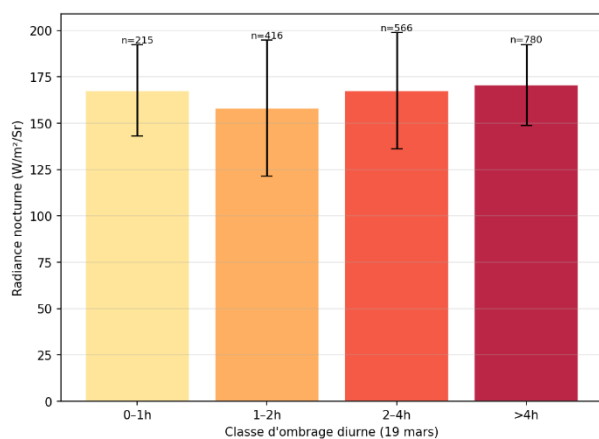
Annexe 16 : Radiance par classe d'ombrage



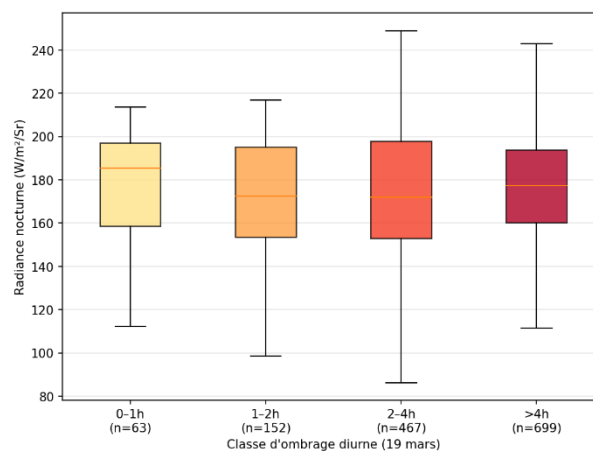
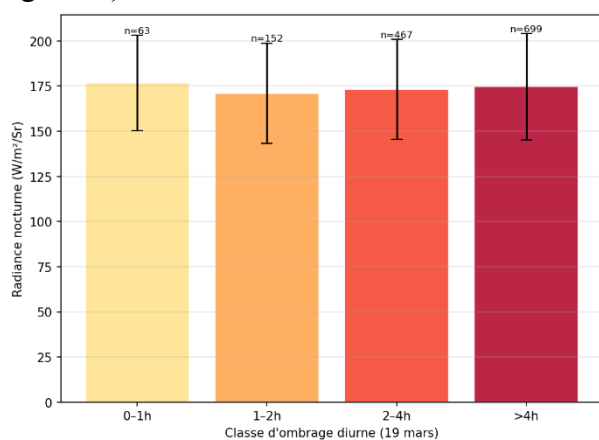
Annexe 17 : Distribution de la radiance en fonction de la durée d'ombrage



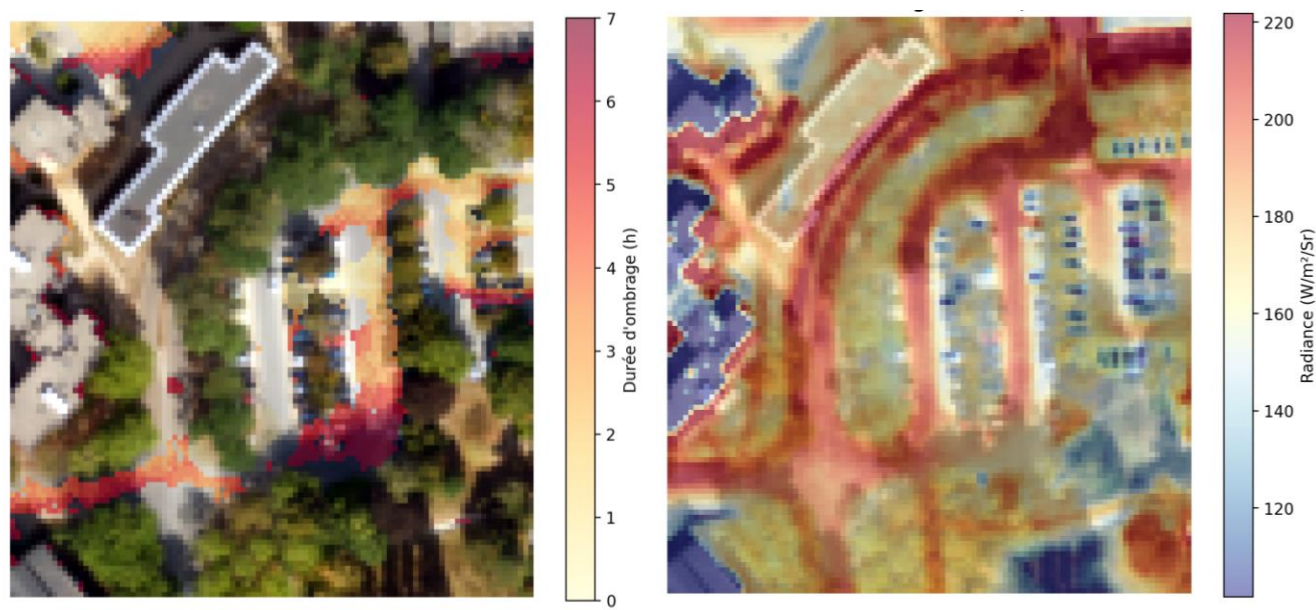
Annexe 18 et 19 : Radiance moyenne par classe d'ombrage et distribution par classe (Parking bas-centre)



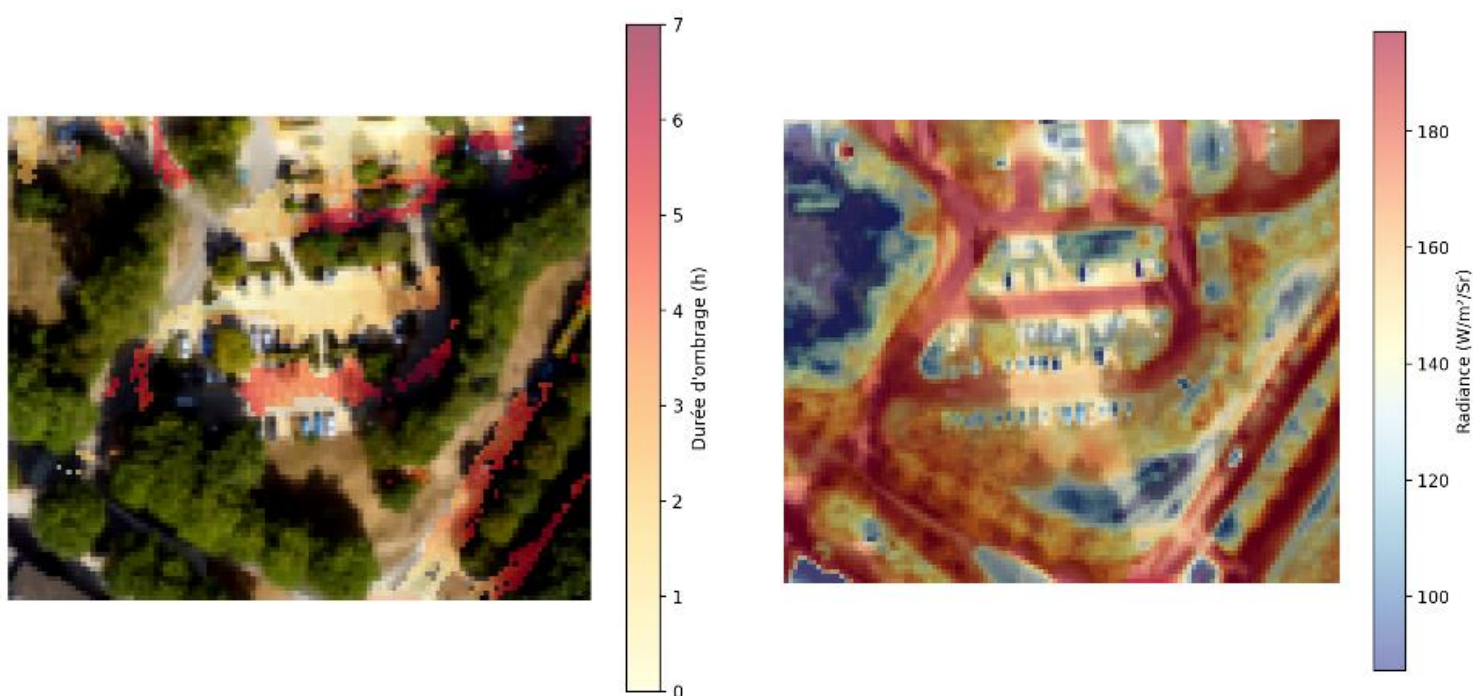
Annexe 20 et 21 : Radiance moyenne par classe d'ombrage et distribution par classe (Parking gauche)



Annexe 22 et 23 : Ombrage cumulé du 19 mars et radiance thermique du 20 mars sur orthophoto 2022 (Parking gauche)



Annexe 24 et 25 : Ombrage cumulé du 19 mars et radiance thermique du 20 mars sur orthophoto 2022 (Parking bas-centre)



Intégration d'Ensembles de Données Géospatiales Haute Résolution Existants en vue de la Création d'un Modèle Urbain en 3D de Louvain-la-Neuve : Modélisation des Arbres en 3D et Analyse des Ombres

Par Victor Delval

Face aux enjeux thermiques croissants liés à la densification urbaine et au phénomène des îlots de chaleur urbains, ce travail développe une méthodologie d'intégration de la végétation urbaine dans le modèle tridimensionnel de Louvain-la-Neuve, à partir de données géospatiales à haute résolution. Deux axes structurent celui-ci, la modélisation des couronnes d'arbres urbaines d'une part, la simulation des ombres portées et leur confrontation avec une image infrarouge thermique aéroportée, d'autre part.

Une méthodologie combinant la détection des maxima locaux sur un MNSn issu de données LiDAR ALS, la classification par Random Forest et l'optimisation détecte 1 293 arbres dans la zone d'étude, avec un F1-Score de 0,7. La combinaison du LiDAR et de l'indice spectral s'avère indispensable. De même que la qualité des données d'entraînement qui s'est révélée plus déterminante que le choix de l'algorithme. L'ajout d'exemples négatifs représentatifs ayant entraîné une chute de 75 % des faux positifs. Les couronnes sont modélisées comme des demi-ellipsoïdes intégrées au modèle de bâtiments LoD2 existant, validées par cross-validation spatiale (F1-Score = 0,693) et validation de terrain sur 50 points confirmant la présence physique de 100% des arbres tirés aléatoirement dans les détections.

Un algorithme de lancer de rayons simule les ombres sur quinze pas de temps le 19 mars 2012. La validation par confidence building produit un F1-Score de 0,732. Grâce à cette algorithme et aux modèles développés dans le premier axe, Il a été observé que la végétation contribue à 72 % de l'ombrage journalier en été. La confrontation avec la radiance thermique nocturne ne permet pas de confirmer formellement l'hypothèse testée. Des analyses complémentaires mettent en évidence certains facteurs confondants, tels que la réémission thermique des façades et l'inertie thermique du béton.

Ce travail pose les bases d'un jumeau numérique urbain intégrant la végétation comme composante thermique, ouvrant la voie à des simulations pour la gestion durable de Louvain-la-Neuve.