BSGLg, 85, 2025, 1-16
DOI: 10.25518/0770-7576.7671

Accepté le 29 avril 2026

DE LA DONNÉE AU JUMEAU NUMÉRIQUE : GÉNÉRATION ET MISE À JOUR DU MODÈLE 3D URBAIN

FROM DATA TO DIGITAL TWINS: GENERATION AND UPDATE OF THE 3D URBAN MODEL

Abderrazzaq KHARROUBI, Zouhair BALLOUCH, Anass YARROUDH, Imane JEDDOUB, Roland BILLEN

Résumé
Les jumeaux numériques urbains reposent sur des modèles 3D servant de référentiels géométriques et sémantiques pour l'intégration de données hétérogènes et la simulation de dynamiques urbaines. Dans ce contexte, les avancées récentes en acquisition de données et en intelligence artificielle transforment profondément les processus de production et de mise à jour de ces modèles. Cet article analyse cette évolution à travers une approche fondée sur l'automatisation de chaînes de traitement à partir de données d'observation. En s'appuyant sur des développements réalisés au sein du laboratoire GeoScITY (Université de Liège), nous présentons une chaîne complète couvrant l'acquisition et le prétraitement des données, la segmentation sémantique, la reconstruction géométrique et la structuration dans des modèles interopérables. Nous montrons également comment l'intégration de données multi-temporelles permet une mise à jour incrémentale du modèle, en rupture avec les approches classiques de type versionning. Enfin, nous discutons la mise à l'échelle de ces méthodes dans des contextes opérationnels, ainsi que les perspectives d'enrichissement des modèles 3D. Ces travaux mettent en évidence une transformation du modèle 3D, qui tend à devenir une structure dynamique, évolutive et intégrative au cœur des jumeaux numériques urbains.

Mots-clés
jumeaux numériques urbains, modèle 3D sémantique, segmentation sémantique, reconstruction géométrique, détection de changements

Abstract
Urban Digital Twins rely on 3D models that serve as geometric and semantic reference frameworks for the integration of heterogeneous data and the simulation of urban dynamics. In this context, recent advances in data acquisition and artificial intelligence are profoundly transforming the processes involved in the production and updating of these models. This paper analyses this evolution through an approach based on the automation of processing pipelines derived from observation data. Drawing on developments carried out within the GeoScITY laboratory (University of Liège), we present a complete workflow covering data acquisition and preprocessing, semantic segmentation, geometric reconstruction, and structuring into interoperable models. We also demonstrate how the integration of multi-temporal data enables incremental model updating, moving beyond traditional versioning approaches. Finally, we discuss the scalability of these methods in operational contexts, as well as perspectives for enriching 3D models. These contributions highlight a transformation of the 3D model, which is increasingly becoming a dynamic, evolving, and integrative structure at the core of urban digital twins.

Keywords
LiDAR, 3D reconstruction, semantic segmentation, 3D city models, urban digital twin, change detection

INTRODUCTION

La gestion et l'analyse des systèmes urbains reposent de plus en plus sur des jumeaux numériques articulant représentations spatiales, données dynamiques et processus décisionnels (Batty, 2018; Kitchin, 2014). Ces jumeaux numériques reposent sur un modèle 3D structuré, généralement désigné dans la littérature comme un *3D city model*, qui constitue le référentiel géométrique et sémantique servant de support à l'intégration de données hétérogènes et à la mise en œuvre de processus dynamiques au sein des jumeaux numériques urbains. Ce modèle regroupe les objets structurants du milieu urbain (bâtiments, réseaux viaires, infrastructures, végétation, etc.) et assure la cohérence géométrique du système tout en permettant l'interopérabilité des données (Biljecki *et al.*, 2016; Kolbe, 2009).

La production de ce modèle connaît aujourd'hui une transformation profonde liée à l'évolution conjointe des technologies d'acquisition et des méthodes de traitement des données. Le développement de capteurs à haute résolution (imagerie, LiDAR) et la diversification des plateformes d'acquisition (avion, drone, véhicule mobile, dispositifs terrestres) permettent désormais la collecte massive et fréquente de données tridimensionnelles (Vosselman et Maas, 2010). Parallèlement, les avancées en intelligence artificielle, en particulier en apprentissage profond appliqué aux données géospatiales, ont considérablement amélioré les capacités de segmentation, de classification et de reconstruction automatique (Xie *et al.*, 2020).

Dans ce contexte, la chaîne de production du modèle tridimensionnel évolue vers des processus largement automatisés, dans lesquels la géométrie et la sémantique des objets urbains sont directement inférées à partir de données d'observation. Ces processus peuvent toutefois être complétés par l'intégration de sources externes structurées, telles que des données cadastrales ou des référentiels topographiques, permettant d'enrichir et de contraindre la production du modèle (Biljecki *et al.*, 2021). Cette évolution marque une rupture avec des approches plus traditionnelles, notamment issues du BIM (Building Information Modeling), dans lesquelles les modèles sont généralement élaborés à partir de spécifications de conception, puis éventuellement ajustés à l'aide de données d'observation (Boje *et al.*, 2020). Ici, les données issues de la mesure ne constituent plus un simple support de mise à jour, mais le fondement même du processus de production.

Cette transformation soulève plusieurs enjeux scientifiques, notamment en ce qui concerne la structuration des chaînes de traitement, l'intégration des données hétérogènes et la capacité à maintenir des modèles cohérents dans le temps. C'est dans cette perspective que cet article s'intéresse à l'évolution des processus de production du modèle tridimensionnel des jumeaux numériques urbains. Plus précisément, il vise à répondre à la question de recherche suivante :

« En quoi l'automatisation des chaînes de traitement à partir de données d'observation transforme-t-elle la production et la maintenance des modèles 3D sémantiques des jumeaux numériques urbains ? »

Afin d'y répondre, le choix méthodologique retenu ne consiste pas à proposer un état de l'art exhaustif, mais à analyser cette transformation à travers un ensemble de développements réalisés au sein du laboratoire GeoScITY. Ces développements sont mobilisés comme des démonstrateurs méthodologiques, permettant d'illustrer concrètement comment les chaînes de traitement automatisées, depuis l'acquisition jusqu'à la structuration sémantique et géométrique, contribuent à la production et à la mise à jour du modèle tridimensionnel.

L'article est structuré comme suit. La Section I présente les processus de production automatisée du modèle tridimensionnel sémantique, en organisant les développements selon les principales étapes de la chaîne de traitement. La Section II aborde les mécanismes de mise à jour du modèle, en s'appuyant sur la détection et la structuration des changements. Enfin, la Section III propose une discussion des apports et des limites de cette approche, ainsi que des perspectives de recherche.

I. PRODUCTION AUTOMATISÉE DU MODÈLE TRIDIMENSIONNEL SÉMANTIQUE

La production du modèle tridimensionnel sémantique des jumeaux numériques urbains repose sur une chaîne de traitement, permettant de transformer des données d'acquisition massives en objets géométriquement et sémantiquement structurés. Comme évoqué précédemment, l'un des défis majeurs réside dans le passage de données brutes, principalement sous forme de nuages de points, vers une information structurée, exploitable et interopérable.

Les nuages de points offrent une information géométrique dense, mais leur nature intrinsèque (absence de topologie, de connectivité et de sémantique explicite) limite fortement leur exploitation directe. La construction du modèle tridimensionnel repose dès lors sur une succession d'étapes visant à transformer ces données en entités urbaines identifiables, puis en objets modélisés conformes à des standards de représentation.

Cette transformation peut être décrite comme une progression continue allant du point brut à l'objet structuré (Figure 1).

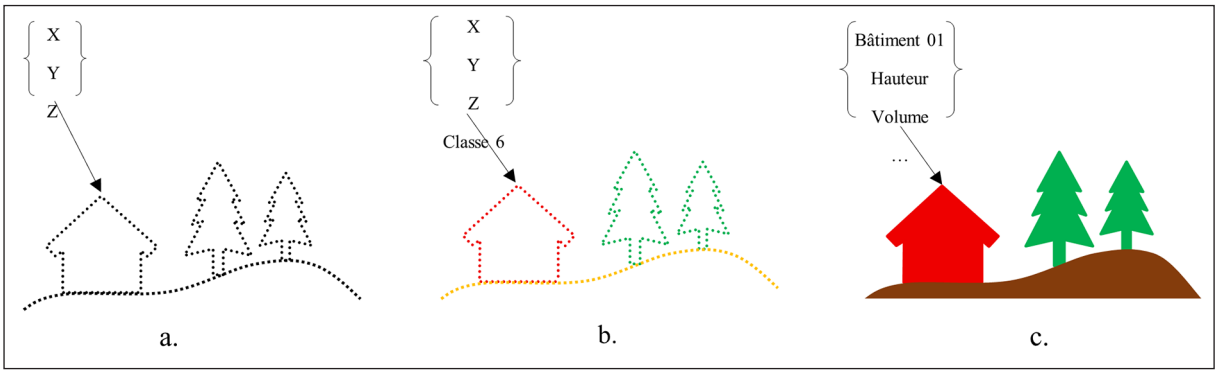

Figure 1. Schématisation du processus de passage du nuage de points brut (a), vers la segmentation sémantique (b) au modèle structuré (c)

Dans cette chaîne, l'enrichissement sémantique joue un rôle central. Il permet de passer d'une description purement géométrique à une représentation interprétable du milieu urbain, condition nécessaire à l'intégration des objets dans un jumeau numérique opérationnel (Ballouch, Jeddoub, *et al.*, 2024).

A. Acquisition et prétraitement des données

La qualité et la robustesse du modèle tridimensionnel reposent directement sur les caractéristiques des données d'acquisition. Dans une approche data-driven, ces données constituent le point d'entrée fondamental de la chaîne de production, conditionnant l'ensemble des étapes ultérieures de segmentation sémantique et de reconstruction géométrique. Leur diversité, liée à la multiplicité des capteurs et des modalités d'acquisition, implique toutefois la mise en œuvre d'un ensemble d'opérations visant à garantir leur cohérence et leur exploitabilité dans une chaîne de traitement unifiée.

Les travaux menés au sein du laboratoire GeoSciTY s'appuient principalement sur deux types de données LiDAR complémentaires. Le LiDAR aéroporté (Airborne Laser Scanning - ALS) permet de couvrir de larges emprises territoriales avec des densités typiquement comprises entre 6 et 25 points par mètre carré et une précision altimétrique de l'ordre de 30 cm. Il constitue ainsi une base robuste pour la modélisation globale du territoire, notamment pour le bâti et le terrain. En complément, les systèmes de Mobile Mapping Systems (MMS) offrent une résolution beaucoup plus fine, adaptée à la reconstruction d'objets de petite taille ou nécessitant un haut niveau de détail, tels que le mobilier urbain ou certaines infrastructures de transport. Ces systèmes combinent capteurs LiDAR et imagerie panoramique, permettant d'atteindre des précisions planimétriques centimétriques après post-traitement. L'intégration de ces différentes sources suppose des opérations de coregistration et de fusion permettant de les inscrire dans un référentiel spatial commun, condition indispensable à leur exploitation conjointe.

Les données brutes issues de ces capteurs nécessitent un prétraitement approfondi afin d'être exploitables dans la suite de la chaîne de traitement. Au-delà du simple nettoyage, ce prétraitement vise à préparer les nuages de points aux étapes ultérieures de segmentation sémantique et de reconstruction géométrique, en renforçant la qualité, la cohérence et la lisibilité géométrique des observations. Une première étape consiste à éliminer les artefacts de mesure à l'aide de filtres statistiques, tels que le Statistical Outlier Removal (SOR), qui permettent de supprimer les points aberrants. La séparation entre sol et sursol est ensuite réalisée à l'aide d'algorithmes dédiés, tels que le Cloth Simulation Filter (CSF), afin de produire un Modèle Numérique de Terrain (MNT) fiable, servant de référence pour la reconstruction des objets urbains. Ces opérations contribuent également à la normalisation des données et à la réduction des effets liés aux différences de densité ou de conditions d'acquisition.

Outre le nettoyage et la structuration thématique des données, la gestion de leur volume constitue un enjeu central. Les nuages de points urbains représentent en effet des ensembles de données massifs, nécessitant des stratégies d'organisation adaptées. L'utilisation de structures d'indexation spatiale telles que les Kd-trees, Octrees ou Quad-trees permet de partitionner efficacement l'espace, facilitant à la fois l'accès aux données et leur traitement en parallèle. Ces structures permettent également de dériver plus efficacement

des attributs géométriques locaux (densité, voisinage, orientation), utiles pour les étapes de classification. Elles rendent possible le tuilage des données et l'exécution de traitements distribués, améliorant significativement les performances de calcul.

B. Segmentation sémantique

La segmentation sémantique constitue une étape centrale dans la production du modèle tridimensionnel des jumeaux numériques urbains. Elle opère la transition entre une représentation purement géométrique du territoire, issue des données d'acquisition, et une structuration sémantique interprétable en objets urbains. En ce sens, elle conditionne directement la qualité des étapes ultérieures de reconstruction, ainsi que la capacité du modèle à supporter des analyses et des simulations.

Dans une approche fondée sur la mesure, les données initiales, principalement des nuages de points, ne portent aucune information sémantique explicite. La segmentation vise à inférer cette sémantique à partir des caractéristiques intrinsèques des données, en attribuant à chaque point une classe (bâtiment, sol, végétation, infrastructure, mobilier, etc.). Cette étape constitue le premier niveau d'interprétation du réel et prépare la structuration en objets cohérents.

Les progrès récents en apprentissage profond ont permis le développement de modèles spécifiquement adaptés à la segmentation de nuages de points 3D à grande échelle. Parmi ceux-ci, l'architecture RandLA-Net (Hu *et al.*, 2020) se distingue par sa capacité à traiter efficacement des ensembles de données volumineux, grâce à une stratégie d'échantillonnage aléatoire progressif et une agrégation hiérarchique des caractéristiques locales. RandLA-Net permet de réduire significativement les coûts computationnels tout en maintenant un haut niveau de précision, ce qui cette architecture particulièrement adaptée à des contextes urbains couvrant de larges emprises.

Dans le cadre des travaux développés au sein de GeoScITY, ces architectures sont intégrées dans des chaînes de traitement complètes visant à produire une segmentation dense et cohérente du territoire. Le workflow général de ce processus est illustré en Figure 2, qui synthétise les différentes étapes depuis les données brutes jusqu'à l'obtention d'un nuage de points labellisé.

Un aspect déterminant de cette approche réside dans la fusion multimodale entre nuages de points et images. Les nuages de points apportent une précision géométrique fine, tandis que les images fournissent des informations spectrales et texturales complémentaires. Leur combinaison permet d'améliorer significativement la discrimination entre classes sémantiques, en particulier dans des environnements urbains complexes où certaines structures présentent des signatures géométriques similaires. Cette complémentarité est illustrée en Figure 3, qui montre un exemple de résultats de segmentation en milieu urbain obtenus par cette approche combinée (Ballouch, Hajji, *et al.*, 2024).

Par ailleurs, certaines catégories d'objets urbains présentent des structures géométriques particulièrement fines ou complexes, nécessitant des architectures de segmentation spécifiques. C'est notamment le cas des infrastructures ferroviaires, des réseaux techniques ou de certains éléments de mobilier urbain. Dans ces contextes, l'architecture KPConv (Thomas *et al.*, 2019) s'avère particulièrement performante, en permettant de capturer avec précision les relations locales dans le nuage de points. Elle facilite la distinction d'objets proches spatialement mais distincts fonctionnellement, tels que les rails, les câbles de caténaires ou les poteaux. Les résultats obtenus dans ce type d'environnement sont présentés en Figure 4, illustrant la capacité de ces méthodes à segmenter des objets linéaires complexes.

Au-delà des aspects algorithmiques, la segmentation sémantique s'inscrit dans un cadre conceptuel structuré. Les classes produites ne sont pas uniquement le résultat d'un apprentissage statistique, mais correspondent à des catégories d'objets compatibles avec les modèles de données utilisés dans les jumeaux numériques (par exemple les classes du standard CityGML).

Il convient également de souligner que, dans l'approche développée, la sémantique est majoritairement inférée de manière endogène à partir des données d'acquisition. Toutefois, certaines informations externes peuvent être mobilisées pour contraindre ou affiner la classification. Des référentiels tels que les données cadastrales (Projet Informatique de Cartographie Continue - PICC) ou d'autres bases topographiques peuvent être intégrés pour renforcer la robustesse du processus.

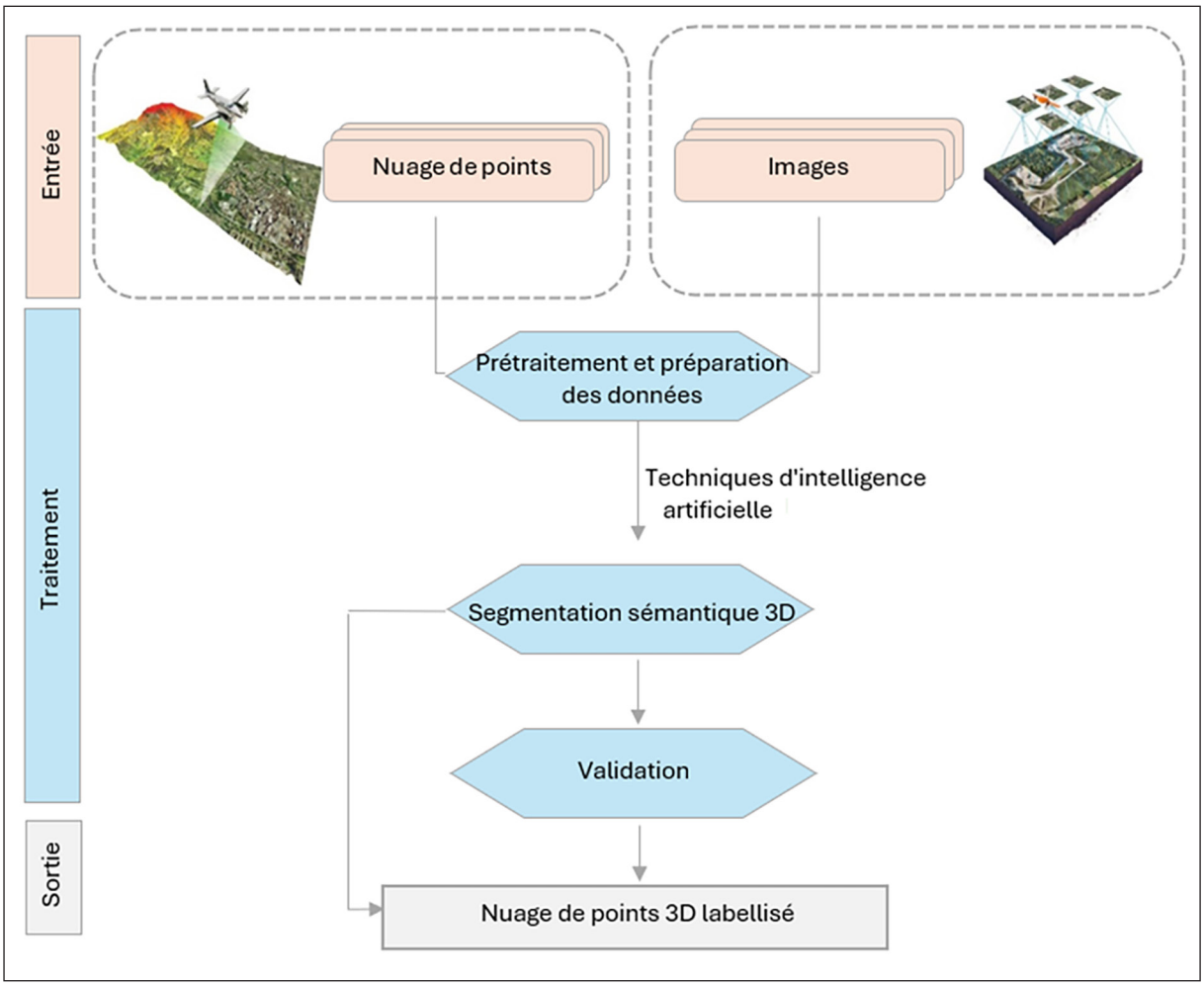

Figure 2. Le workflow général du processus proposé (Ballouch *et al*., 2022)

Figure 3. Un exemple de résultats de segmentation sémantique obtenus en milieu urbain (Ballouch, 2024)

Cette combinaison entre inférence automatique et apports exogènes permet d'atteindre un équilibre entre autonomie des traitements et cohérence avec des référentiels existants.

Malgré les performances élevées obtenues par ces approches, plusieurs limites subsistent et constituent autant de verrous scientifiques. Les phénomènes d'occlusion, fréquents en milieu urbain dense, peuvent entraîner des erreurs de classification ou des zones non observées, en particulier pour les objets situés en façade ou sous couvert végétal. Par ailleurs, les jeux de données utilisés pour l'apprentissage présentent souvent un déséquilibre entre classes, certaines catégories d'objets étant sous-représentées, ce qui peut affecter la robustesse des modèles et leur capacité à les détecter. Enfin, la généralisation des

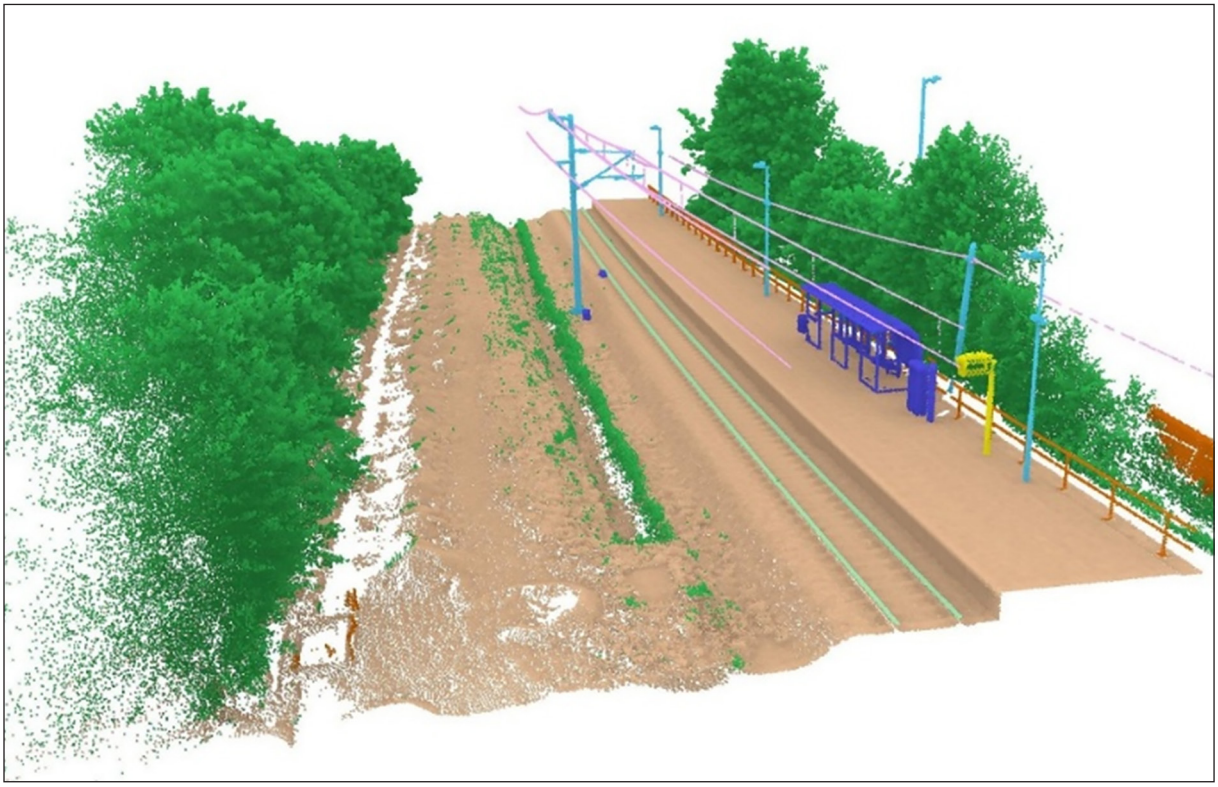

Figure 4. Un exemple de résultats de segmentation sémantique obtenus en milieu ferroviaire (Kharroubi, Ballouch, Hajji, *et al*., 2024)

modèles à de nouveaux contextes urbains reste un défi majeur, les performances pouvant se dégrader lorsque les conditions d'acquisition, les morphologies urbaines ou les caractéristiques des objets diffèrent significativement de celles des données d'entraînement. Ces limites soulignent la nécessité de poursuivre les travaux sur l'adaptabilité, la robustesse et la transférabilité des approches de segmentation sémantique.

C. Reconstruction géométrique et structuration

Une fois la segmentation sémantique réalisée, la phase de reconstruction vise à transformer les ensembles de points labellisés en objets tridimensionnels géométriquement structurés et exploitables dans le modèle d'un jumeau numérique urbain (Yarroudh, Kharroubi, et Billen, 2024). La reconstruction des objets urbains s'inscrit généralement dans une logique de niveaux de détail (Level of Detail - LoD), qui structurent la représentation géométrique en fonction du degré de précision et d'abstraction. Introduits dans le standard CityGML, ces niveaux permettent de passer d'une représentation simplifiée du bâti (LoD1) à des modèles détaillés intégrant la structure des toitures (LoD2) ou des façades (LoD3). Les niveaux raffinés, permettant de mieux caractériser la diversité des géométries produites à partir de données d'observation, sont présentés à la Figure 5 (Biljecki *et al.*, 2016). Dans ce cadre, les chaînes de reconstruction visent à produire des objets à différents niveaux de détail en fonction des données disponibles et des usages visés.

Dans le cas du bâti, la reconstruction s'appuie sur des approches de modélisation paramétrique permettant de générer des volumes cohérents à partir des données LiDAR aéroportées. GeoFlow[1] est utilisé ici comme moteur de reconstruction paramétrique, permettant d'automatiser la génération de modèles urbains à partir de nuages de points segmentés. Il s'agit d'un outil basé sur des règles de reconstruction explicites, combinant détection de primitives géométriques (plans de toiture) et génération procédurale de volumes, afin de produire des modèles cohérents à l'échelle urbaine. L'outil GeoFlow est notamment utilisé pour produire des modèles au niveau de détail LoD2.2, en détectant les plans de toiture par croissance de région, en identifiant les lignes d'intersection et en extrudant les volumes à partir du sol. Ces objets sont directement structurés selon les classes du modèle CityGML, garantissant leur cohérence sémantique et leur intégration dans un référentiel normalisé. Une attention particulière est portée à la cohérence topologique, notamment par la correction de l'élé-

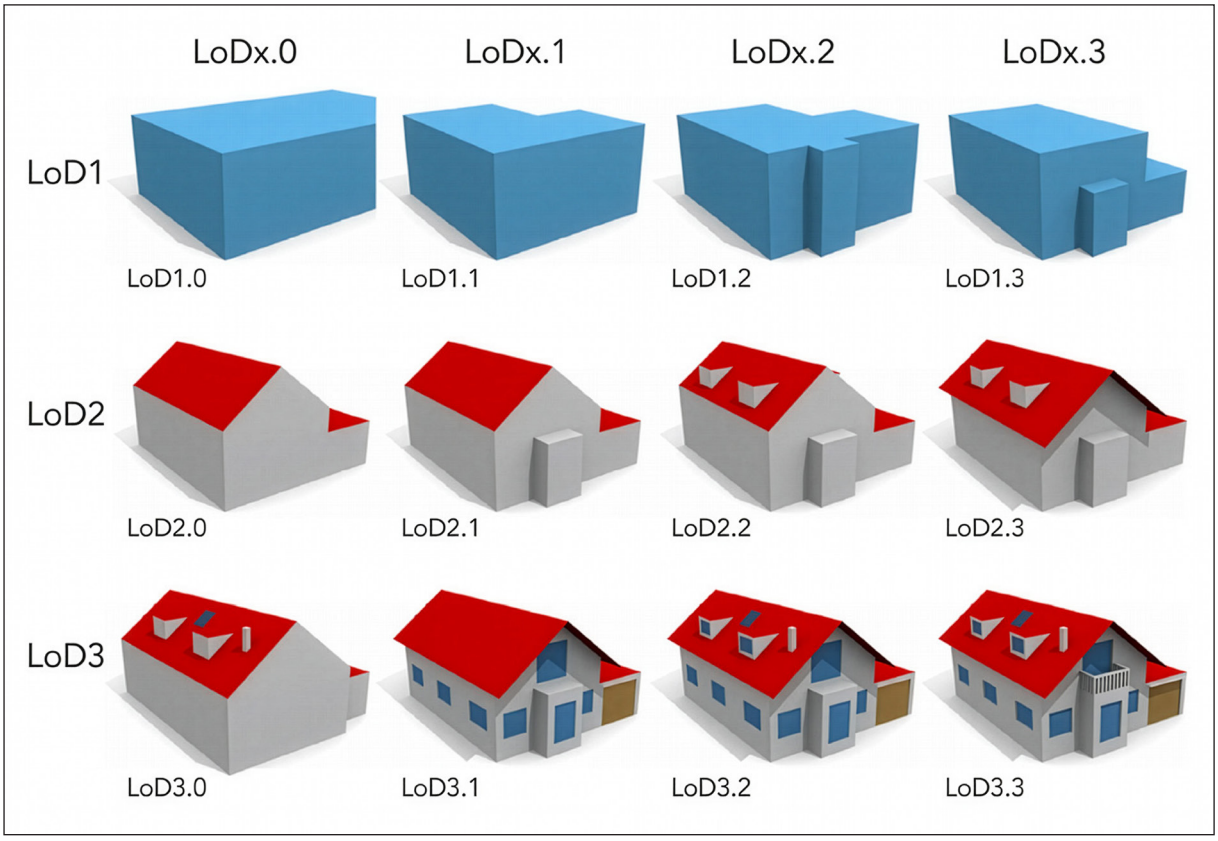

Figure 5. Niveaux de détails raffinés pour l'objet bâtiment du modèle CityGML (Biljecki *et al*., 2016)

vation du rez-de-chaussée à l'aide d'approches basées sur les k-plus proches voisins soit «k-nearest neighbors (kNN)», garantissant une assise correcte des bâtiments sur le terrain.

Au-delà de ce niveau de détail, les travaux récents visent à automatiser l'enrichissement vers des niveaux plus fins, notamment LoD3. Cette montée en niveau repose sur l'intégration de données issues du mobile mapping et sur l'utilisation de modèles d'apprentissage profond appliqués à des représentations dérivées (projections 2D des façades). Des modèles tels que Grounding DINO[2] permettent ainsi de détecter des éléments comme les ouvertures (fenêtres, portes), qui sont ensuite reprojetés dans l'espace 3D pour enrichir la géométrie du bâtiment. Le workflow correspondant est illustré en Figure 6, qui met en évidence l'articulation entre données LiDAR, traitement image et reconstruction géométrique.

Pour les infrastructures routières, la reconstruction s'appuie sur une approche surfacique conforme aux concepts du module *Transportation* de CityGML 3.0. Les caractéristiques géométriques telles que les bordures, les limites de chaussée ou les zones piétonnes sont extraites à partir des données LiDAR mobiles, puis transformées en surfaces sémantiques via des processus de type ETL (*Extract, Transform, Load*). Cette structuration permet de distinguer explicitement les différentes composantes de l'espace viaire (surfaces sémantiques organisées en classes telles que *TrafficSpace* ou *AuxiliaryTrafficArea)*. Un exemple de modélisation surfacique est présenté en Figure 7, illustrant la structuration détaillée des espaces de circulation.

La reconstruction des environnements ferroviaires constitue un cas particulièrement exigeant en raison de la complexité géométrique et de la nature linéaire des objets (Yarroudh, Kharroubi, Jeddoub, Ballouch, *et al.*, 2024). Elle repose sur une combinaison étroite entre segmentation sémantique (notamment via KPConv) et modélisation paramétrique. Les rails sont reconstruits par vectorisation et extension de segments, afin d'assurer la continuité du réseau malgré les lacunes éventuelles dans les données. Les éléments verticaux, tels que les poteaux, sont modélisés en fonction de leur orientation, tandis que les câbles de caténaires sont représentés sous forme d'arcs simulant leur flèche naturelle. L'ensemble de ces éléments est structuré conformément aux classes du module *Transportation*, comme illustré en Figure 8.

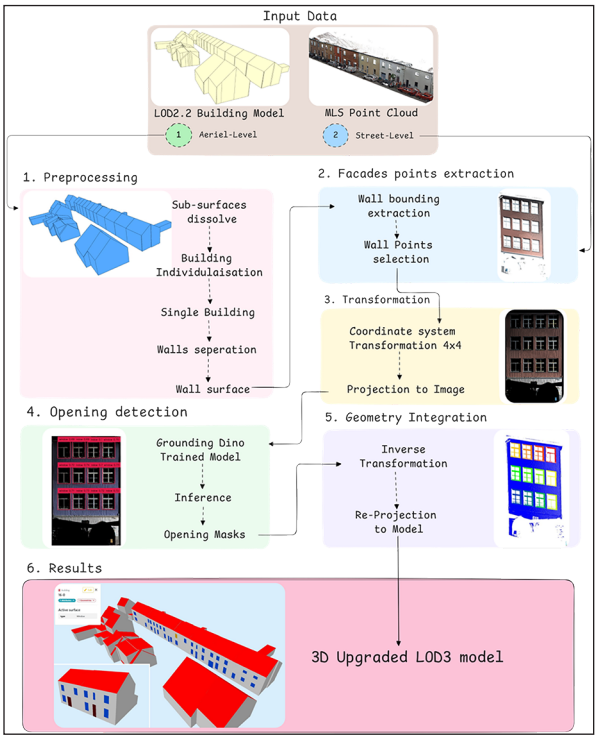

Figure 6. Workflow de création de modèles de bâtiments LoD3 (Yarroudh, Kharroubi, Jeddoub, & Billen, 2024)

La végétation fait également l'objet de stratégies spécifiques, reposant sur des approches de segmentation d'instances permettant d'isoler chaque arbre individuellement. L'algorithme TreeISO est utilisé pour identifier ces entités, à partir desquelles des paramètres morphologiques, hauteur, diamètre du houppier, position du tronc, sont extraits (Figure 9**)**. Ces paramètres permettent de générer des modèles tridimensionnels réalistes, généralement au niveau LoD2, intégrés dans des formats structurés tels que CityJSON. Enfin, le mobilier urbain et les équipements ponctuels sont reconstruits à l'aide d'approches hybrides combinant détection par apprentissage profond et modélisation par gabarits (*template matching*). Les objets sont d'abord détectés à partir d'images issues de systèmes de mobile mapping, à l'aide de modèles tels que YOLOv8 ou Grounding DINO, puis segmentés finement grâce à des approches comme SAM (*Segment Anything Model*). Les géométries sont ensuite instanciées à partir de modèles paramétriques prédéfinis, permettant une reconstruction rapide et cohérente à grande échelle. Ces processus sont illustrés en Figures 10, 11 et 12, qui montrent respectivement la détection, l'extraction et l'intégration des objets dans le modèle 3D.

L'ensemble des objets reconstruits est organisé dans des formats interopérables, en particulier CityJSON. Ce format permet de conserver la richesse sémantique du modèle CityGML tout en facilitant sa manipulation, son stockage et son intégration dans des environnements applicatifs. Les données sont gérées au sein de bases adaptées, telles que MongoDB ou CJDB, permettant une gestion efficace des géométries tridimensionnelles et des attributs associés. Enfin, la qualité des modèles produits est assurée par des processus de validation systématiques. La conformité au schéma CityJSON est vérifiée, tandis que des outils tels que Val3dity permettent de contrôler la validité géométrique des objets (auto-intersections, cohérence topologique, planéité).

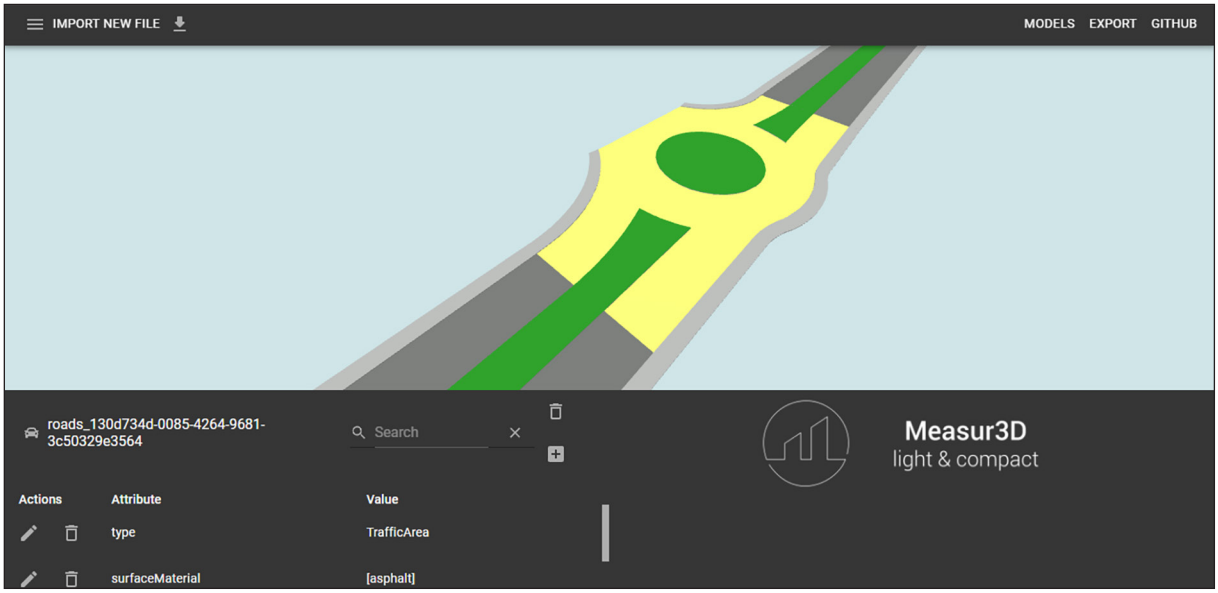

Figure 7. Modèle CityJSON d'une infrastructure routière visualisé dans Measur3D (Yarroudh *et al*., 2023)

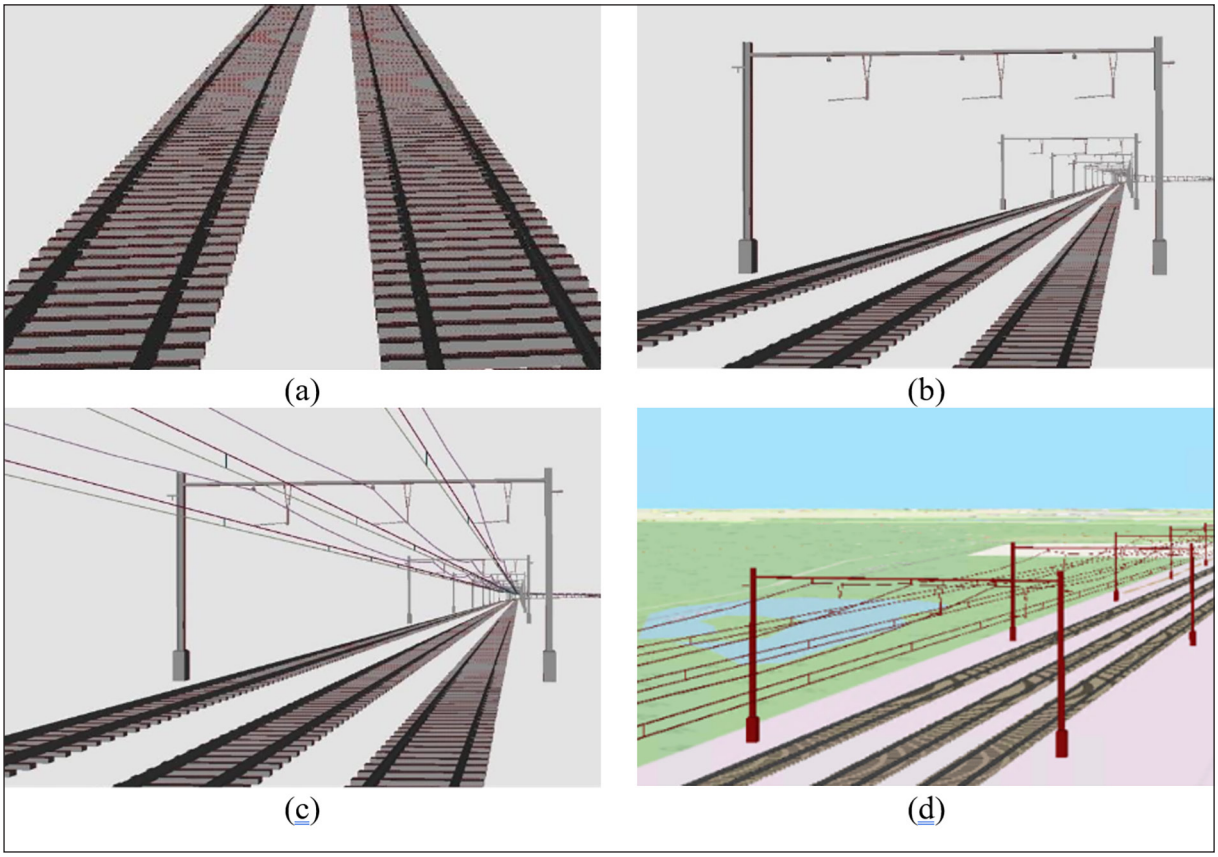

Figure 8. Modélisation paramétrique de l'environnement ferroviaire: (a) modèles de rails (b) poteaux caténaires (c) câbles (d) résultats en format CityJSON (Yarroudh *et al*., 2024)

II. DÉTECTION DES CHANGEMENTS ET MISE À JOUR DU MODÈLE TRIDIMENSIONNEL SÉMANTIQUE

Un jumeau numérique doit reposer sur un modèle 3D sémantique qui reflète le plus fidèlement possible l'état évolutif du territoire. Si les chaînes de traitement présentées dans la section précédente permettent de produire un modèle structuré à partir de données d'observation, elles doivent être complétées par des mécanismes permettant d'en assurer la mise à jour. Dans une approche data-driven, cette mise à jour repose sur l'exploitation de données d'acquisition multi-temporelles, permettant d'identifier, de qualifier et d'intégrer les transformations affectant les objets urbains.

Dans les travaux développés au sein du laboratoire GeoScITY, cette détection s'inscrit dans une approche combinant analyse géométrique et information sémantique (Kharroubi *et al.*, 2024). Les nuages de points sont d'abord prétraités afin d'assurer leur cohérence spatiale, puis une segmentation sémantique est réalisée afin d'identifier les principales classes d'objets urbains. La détection proprement dite repose ensuite sur l'utilisation de l'algorithme M3C2, permettant de mesurer les distances entre deux nuages de points. Afin de limiter les effets liés aux structures verticales, ces distances sont projetées sur un plan horizontal, ce qui permet de se concentrer sur les variations significatives en termes de présence ou d'évolution des objets. Des indicateurs de changement sont ainsi calculés à l'échelle des points, puis agrégés spatialement à l'aide de méthodes de clustering.

Cette première étape permet d'identifier des zones de transformation, mais c'est l'intégration de l'information sémantique qui permet d'en proposer une interprétation structurée. Les changements sont ainsi qualifiés à l'échelle des objets, en distinguant notamment les apparitions, disparitions, modifications et situations inchangées. Des métriques spécifiques, telles que des variations de hauteur ou des critères de correspondance spatiale entre objets, permettent de caractériser plus finement ces évolutions.

Au-delà de leur identification, ces changements doivent être intégrés dans le modèle tridimen-

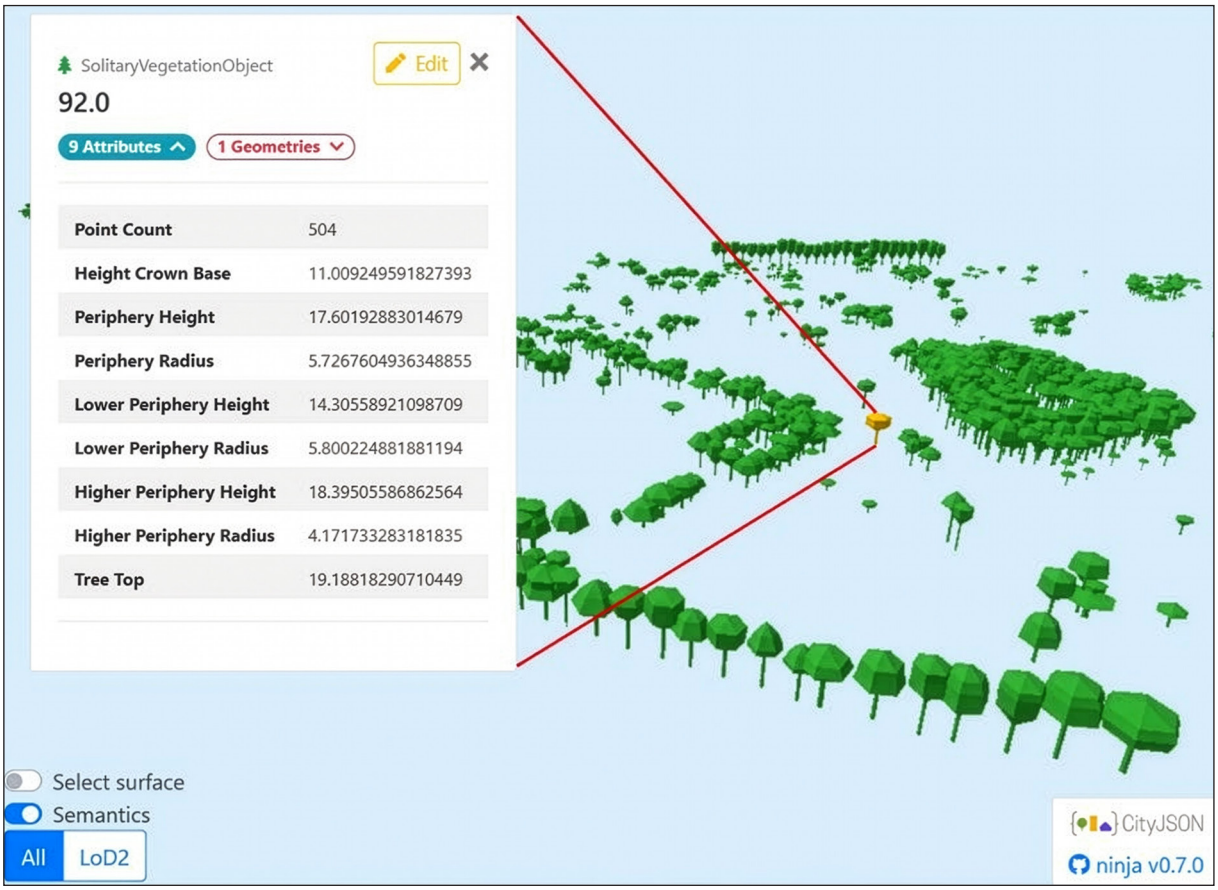

Figure 9. Modèles d'arbres LoD2 du quartier d'Outremeuse (Ballouch, 2024)

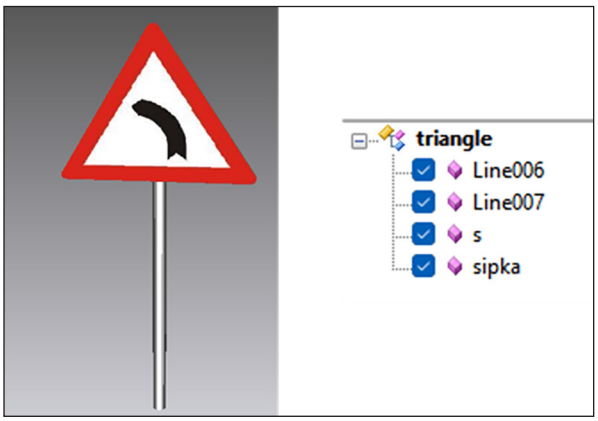

Figure 10. Modèle 3D d'un panneau de signalisation (Doi *et al*., 2024)

sionnel sémantique. Dans de nombreux systèmes, cette mise à jour repose sur des approches de type versionning, dans lesquelles un nouveau jeu de données vient remplacer le précédent. Si cette stratégie permet de maintenir un modèle à jour, elle ne conserve pas une représentation explicite des transformations. À l'inverse, l'approche proposée ici s'inscrit dans une logique incrémentale, dans laquelle les changements sont intégrés comme des propriétés des objets existants.

Concrètement, la mise à jour repose sur l'enrichissement des objets du modèle par des attributs décrivant leur évolution. Cette structuration s'appuie sur le format CityJSON, qui offre un cadre adapté à la représentation de modèles urbains sémantiques interopérables. Une extension spécifique permet d'intégrer des informations telles que le type de changement, les variations géométriques ou encore des indicateurs d'incertitude (Kharroubi *et al.*, 2024). Ces informations sont associées aux objets existants sous forme d'attributs supplémentaires, conformément aux mécanismes d'extension du standard (Figure 13).

Cette approche permet d'assurer une continuité entre les données d'observation et leur représentation dans le modèle, tout en rendant explicite l'évolution des objets dans le temps. Elle offre ainsi une alternative aux approches classiques de mise à jour, en permettant de conserver une mémoire des transformations sans recourir à une gestion de versions multiples.

Ainsi, la détection et la structuration des changements s'inscrivent dans une même chaîne de

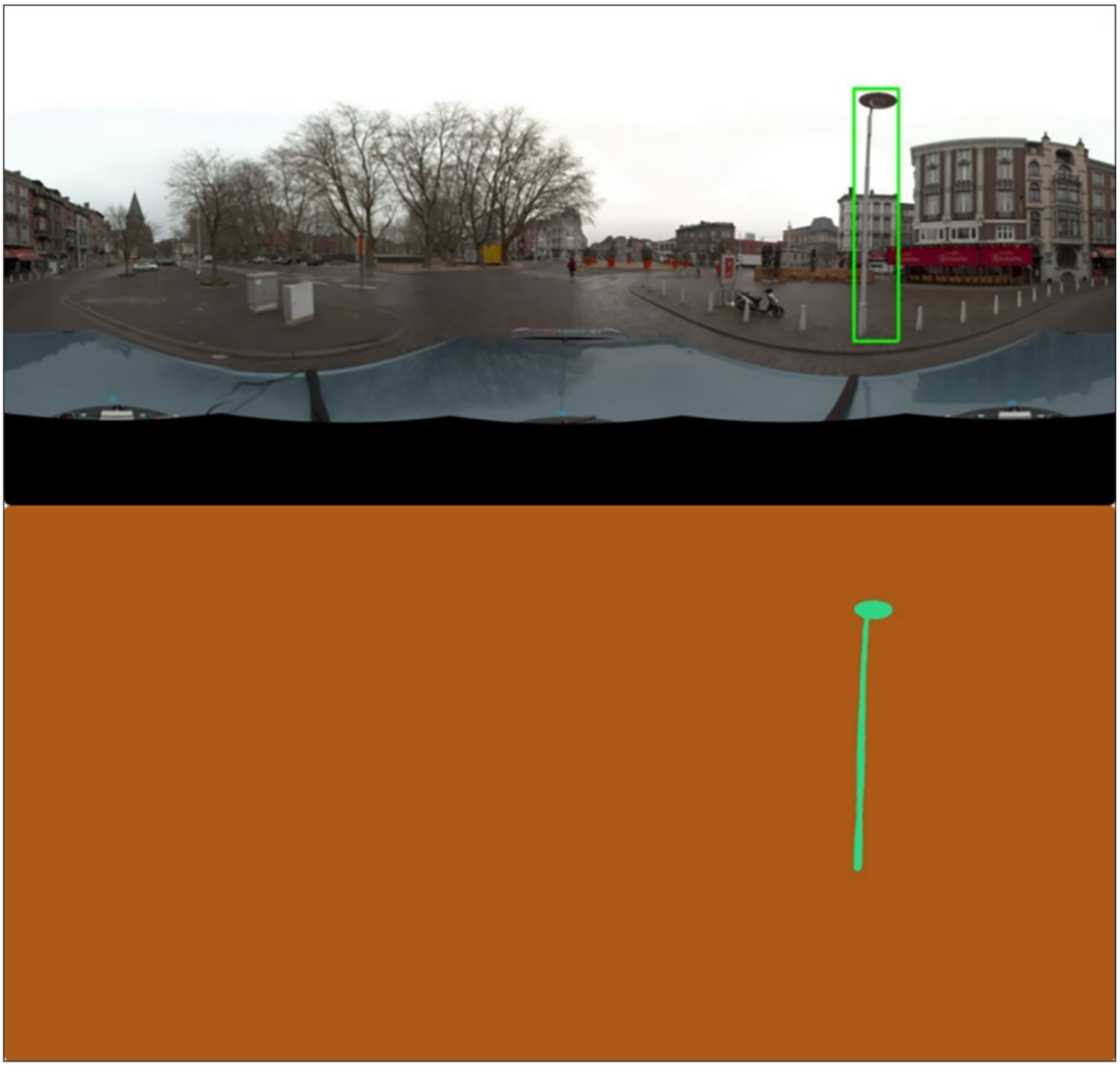

Figure 11. Détection de poteaux lampadaires avec YOLOv8 et extraction du masque d'objet avec SAM (Doi *et al*., 2024)

traitement automatisée, prolongeant les processus de production du modèle 3D sémantique. Elles contribuent à faire évoluer ce modèle vers une structure dynamique, capable de représenter non seulement l'état du territoire, mais également ses transformations (Figure 14).

III. DISCUSSIONS ET PERSPECTIVES

Les développements présentés dans cet article montrent que l'automatisation des chaînes de traitement fondées sur des données d'observation permet aujourd'hui de produire et de mettre à jour des modèles 3D sémantiques de manière robuste et cohérente. Les différentes étapes, de l'acquisition à la reconstruction, en passant par la segmentation et la structuration, s'inscrivent dans une logique intégrée, démontrant la faisabilité d'une production automatisée de modèles urbains à grande échelle.

A. Vers la mise en production des chaînes de traitement

Au-delà du cadre expérimental, un élément majeur réside dans le passage à l'échelle de ces approches. Les chaînes de traitement décrites ne se limitent plus à des démonstrateurs de recherche, mais s'inscrivent désormais dans des contextes opérationnels, avec des exigences de robustesse, de reproductibilité et de performance. Cette évolution vers des processus industrialisés témoigne de la maturité atteinte par

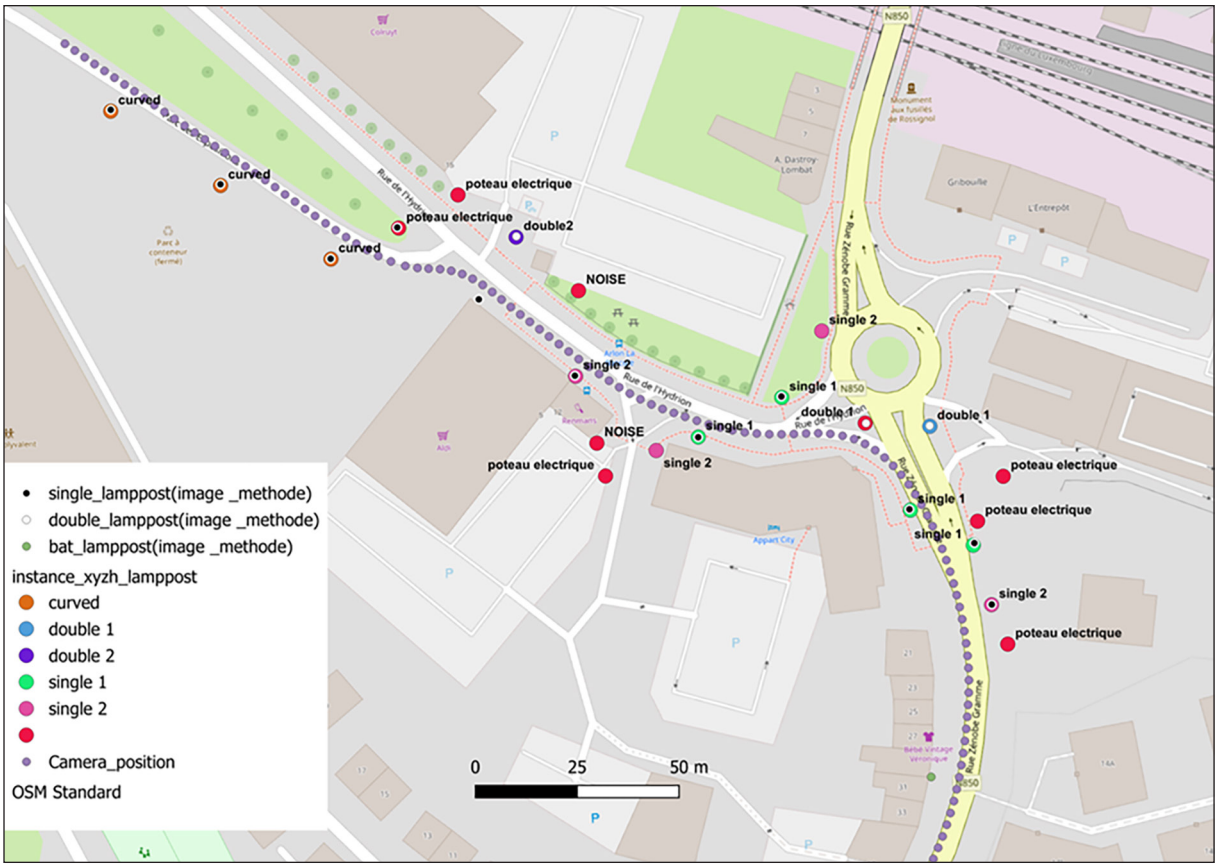

Figure 12. Positionnement des objets City Furniture à partir des images Mobile Mapping (Doi *et al*., 2024)

les approches data-driven pour la production de modèles 3D urbains.

Le projet WA-LoD2, mené à l'échelle de la Région wallonne en partenariat avec la société GlobeZenit, illustre concrètement cette transition. Il vise à produire un modèle 3D du bâti couvrant l'ensemble du territoire régional au niveau de détail LoD2, en s'appuyant sur les chaînes de traitement automatisées présentées dans cet article. Ce projet démontre la capacité à déployer ces méthodes à grande échelle, en intégrant des contraintes de production réelles, telles que la gestion de volumes massifs de données, l'homogénéité des résultats et l'intégration dans des systèmes d'information existants (Figure 15).

Cette mise en production constitue une étape clé dans le développement des jumeaux numériques urbains, en assurant la disponibilité de modèles fiables, cohérents et régulièrement mis à jour.

B. Enrichissement du modèle : vers une description plus fine des objets urbains

Au-delà de la production géométrique et sémantique des objets, une perspective importante concerne l'enrichissement du modèle par l'intégration de nouvelles dimensions descriptives.

Une première direction porte sur l'amélioration de la représentation du bâti par l'intégration d'éléments architecturaux et fonctionnels plus fins. Les travaux récents menés dans le cadre du projet Interreg Meuse-Rhine Flood Wisdom explorent notamment la détection automatique des niveaux intérieurs des bâtiments à partir de données d'observation. Ces niveaux sont ensuite intégrés comme des objets structurés, liés aux entités bâties dans le modèle CityJSON, permettant ainsi de dépasser une représentation strictement volumétrique pour introduire une dimension fonctionnelle interne.

Par ailleurs, l'identification des matériaux constitue une autre voie d'enrichissement majeure. Dans le cadre du projet Interreg Meuse-Rhine Re-Use, des approches basées sur la fusion de données multimodales (nuages de points et imagerie) sont développées afin d'inférer des propriétés physiques des objets urbains. Cette capacité à caractériser les matériaux (revêtements, façades, surfaces) permet d'ajouter des attributs directement exploitables

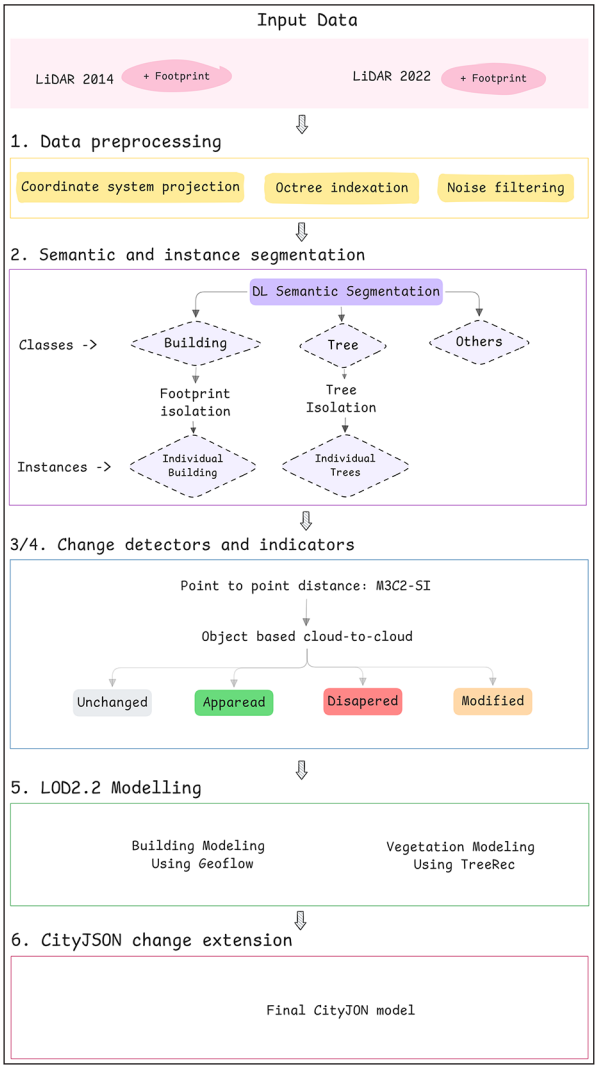

Figure 13. Méthodologie de détection et de structuration automatisées des changements du bâti et de la végétation à partir de nuages de points LiDAR (Kharroubi *et al.*, 2024)

pour des applications liées à l'énergie, au climat urbain ou à la gestion des ressources.

Ces développements prolongent la logique d'automatisation décrite dans cet article : de la même manière que la sémantique des objets est inférée à partir des données, leurs propriétés peuvent être estimées et intégrées dans le modèle. Ils traduisent un passage d'un modèle descriptif à un modèle plus fonctionnel, capable de supporter des analyses avancées.

C. Extension au sous-sol : vers de nouveaux paradigmes de production

Une troisième perspective concerne l'extension du modèle tridimensionnel au sous-sol, qui constitue un défi majeur pour les jumeaux numériques urbains. Contrairement aux objets de surface, les structures souterraines échappent en grande partie aux approches fondées sur l'observation directe, limitant l'application des chaînes de traitement data-driven décrites précédemment.

Dans ce contexte, la production de modèles souterrains nécessite le recours à des approches complémentaires, combinant simulation, modélisation et inférence. Le projet TreeCity constitue un exemple de cette évolution, en proposant une modélisation des systèmes racinaires des arbres à partir de données observables en surface. L'objectif du projet est d'utiliser des modèles de simulation pour générer des structures racinaires, qui sont ensuite intégrées dans le modèle tridimensionnel au travers d'une structuration sémantique adaptée.

Cette problématique s'étend également aux réseaux enterrés (eau, énergie, télécommunications), pour lesquels les données disponibles sont souvent partielles, hétérogènes ou incertaines. Dans ce contexte, des approches basées sur l'intelligence artificielle générative sont envisagées afin de compléter les informations existantes et de proposer des configurations plausibles. Ces perspectives ouvrent ainsi un nouveau champ de recherche, dans lequel les modèles tridimensionnels sémantiques ne se limitent plus à une représentation observée du territoire, mais intègrent également des dimensions simulées ou estimées.

CONCLUSIONS

Dans cet article, nous avons analysé la transformation des processus de production et de mise à jour des modèles tridimensionnels sémantiques des jumeaux numériques urbains, dans un contexte marqué par l'essor des technologies d'acquisition et de l'intelligence artificielle. En nous appuyant sur les développements réalisés au sein du laboratoire GeoScITY, nous avons montré comment l'automatisation de chaînes de traitement à partir de données d'observation permet de structurer l'ensemble du processus, depuis l'acquisition et le prétraitement des données jusqu'à la segmentation sémantique, la reconstruction géométrique et l'intégration dans des modèles interopérables.

Les résultats présentés mettent en évidence que cette automatisation transforme en profondeur la production et la maintenance des modèles 3D

Figure 14. Visualisation de modèles 3D urbains enrichis intégrant des attributs de détection de changements (Kharroubi *et al.*, 2024)

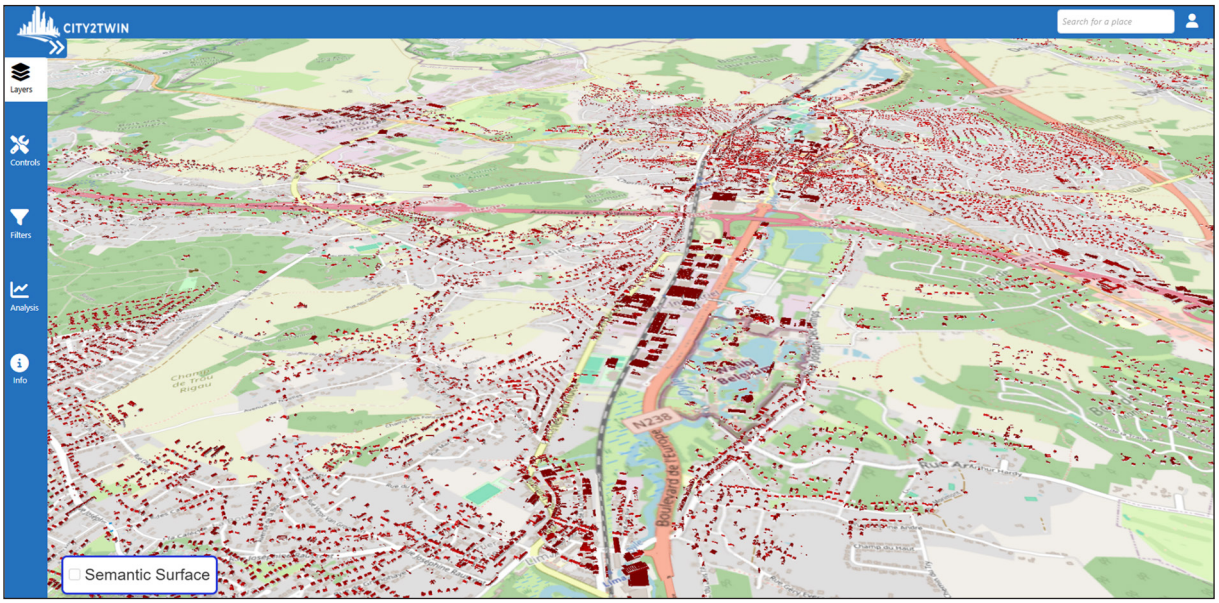

Figure 15. WaLoD2 : reconstruction 3D de la province du Brabant Wallon visualisée dans City2Twin (Rafamatanantsoa *et al.*, 2024)

sémantiques. Elle permet d'abord de passer de processus de modélisation largement manuels à des chaînes de traitement automatisées, dans lesquelles la géométrie et la sémantique des objets urbains sont directement inférées à partir des données d'acquisition. Elle conduit également à une évolution de la nature du modèle, qui devient une structure sémantique intégrative, capable d'articuler des sources de données hétérogènes au sein d'un référentiel commun. Enfin, l'exploitation de données multi-temporelles et l'introduction de mécanismes de mise à jour incrémentale inscrivent ces modèles dans une dynamique continue, rompant avec une logique de production ponctuelle.

Ces transformations confirment que le modèle tridimensionnel ne constitue plus uniquement une représentation géométrique du territoire, mais tend à devenir une infrastructure géospatiale centrale pour l'intégration, l'analyse et la représentation

des dynamiques urbaines au sein des jumeaux numériques.

Dans ce contexte, les perspectives d'évolution du modèle (enrichissement attributaire, intégration de structures internes, extension au sous-sol) soulignent une évolution vers des approches combinant mesure, inférence et simulation. Elles ouvrent la voie à des modèles tridimensionnels plus complets, capables de représenter non seulement l'état observé du territoire, mais également ses propriétés et ses transformations, tout en intégrant explicitement les incertitudes associées.

NOTES

[1] https://github.com/geoflow3d/geoflow-bundle
[2] https://github.com/IDEA-Research/GroundingDINO

BIBLIOGRAPHIE

Ballouch, Z. (2024). *Enhancing Semantic Segmentation of Large-Scale 3D Point Clouds with Deep Learning Techniques for Urban Digital Twin Creation.* Doctoral thesis, ULiège - Université de Liège]. ORBi-University of Liège. https://orbi.uliege.be/handle/2268/324317

Ballouch, Z., Hajji, R., Kharroubi, A., Poux, F., & Billen, R. (2024). Investigating Prior-Level Fusion Approaches for Enriched Semantic Segmentation of Urban LiDAR Point Clouds. *Remote Sensing*, 16(2). https://doi.org/10.3390/rs16020329

Ballouch, Z., Hajji, R., Poux, F., Kharroubi, A., & Billen, R. (2022). A Prior Level Fusion Approach for the Semantic Segmentation of 3D Point Clouds Using Deep Learning. *Remote Sensing*, 14(14). https://doi.org/10.3390/rs14143415

Ballouch, Z., Jeddoub, I., Hajji, R., Kasprzyk, J. P., & Billen, R. (2024). Towards a Digital Twin of Liege: The Core 3D Model based on Semantic Segmentation and Automated Modeling of LiDAR Point Clouds. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 10(4/W4-2024), 13–20. https://doi.org/10.5194/isprs-annals-X-4-W4-2024-13-2024

Batty, M. (2018). Digital twins. Environment and Planning B: *Urban Analytics and City Science*, 45(5), 817–820. https://doi.org/10.1177/2399808318796416

Biljecki, F., Ledoux, H., & Stoter, J. (2016). An improved LOD specification for 3D building models. *Computers, Environment and Urban Systems*, 59, 25–37. https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2016.04.005

Biljecki, F., Lim, J., Crawford, J., Moraru, D., Tauscher, H., Konde, A., Adouane, K., Lawrence, S., Janssen, P., & Stouffs, R. (2021). Extending CityGML for IFC-sourced 3D city models. *Automation in Construction*, 121. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103440

Boje, C., Guerriero, A., Kubicki, S., & Rezgui, Y. (2020). Towards a semantic Construction Digital Twin: Directions for future research. *Automation in Construction*, 114, 103179. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103179

Doi, H., Yarroudh, A., Jeddoub, I., Hajji, R., & Billen, R. (2024). Automatic Detection and 3D Modeling of City Furniture Objects using LiDAR and Imagery Mobile Mapping Data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 48(2/W8-2024), 125–132. https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-2-W8-2024-125-2024

Hu, Q., Yang, B., Xie, L., Rosa, S., Guo, Y., Wang, Z., Trigoni, N., & Markham, A. (2020). RandLA-Net: Efficient semantic segmentation of large-scale point clouds. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 11105–11114. https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.01112

Kharroubi, A., Ballouch, Z., Hajji, R., Yarroudh, A., & Billen, R. (2024). Multi-Context Point Cloud Dataset and Machine Learning for Railway Semantic Segmentation. *Infrastructures*, 9(4). https://doi.org/10.3390/infrastructures9040071

Kharroubi, A., Ballouch, Z., Jeddoub, I., Hajji, R., & Billen, R. (2024). Automated detection and structuration of building and vegetation changes from LiDAR point clouds. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVIII-2/W8-2024, 227–233. https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-2-W8-2024-227-2024

Kitchin, R. (2014). The real-time city? Big data and smart urbanism. *GeoJournal*, 79(1), 1–14. https://doi.org/10.1007/s10708-013-9516-8

Kolbe, T. H. (2009). Representing and Exchanging 3D City Models with CityGML. *In* Lee, J., Zlatanova, S. (eds) *3D Geo-Information Sciences. Lecture Notes in Geoinformation and Cartography*. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-87395-2_2

Rafamatanantsoa, B. P., Jeddoub, I., Yarroudh, A., Hajji, R., & Billen, R. (2024). City2Twin: an open urban digital twin from data integration to visualization and analysis. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVIII-2/W8-2024, 387–394. https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-2-W8-2024-387-2024

Thomas, H., Qi, C. R., Deschaud, J. E., Marcotegui, B., Goulette, F., & Guibas, L. (2019). KPConv: Flexible and deformable convolution for point clouds. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2019-Octob, 6410–6419. https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00651

Vosselman, G., & Maas, H.-G. (Eds.). (2010). *Airborne and terrestrial laser scanning*. Whittles Publishing. 318 p. ISBN 978-1-904445-87-6

Xie, Y., Tian, J., & Zhu, X. X. (2020). Linking Points with Labels in 3D: A Review of Point Cloud Semantic Segmentation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine* (Vol. 8, Number 4, pp. 38–59). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. https://doi.org/10.1109/MGRS.2019.2937630

Yarroudh, A., Kharroubi, A., & Billen, R. (2024). Optim3D: Efficient and Scalable Generation of Large-Scale 3D Building Models. *In* T. H. Kolbe, A. Donaubauer, & C. Beil (eds.), *Recent Advances in 3D Geoinformation Science* (pp. 835–849). Springer Nature Switzerland.

Yarroudh, A., Kharroubi, A., Jeddoub, I., Ballouch, Z., & Billen, R. (2024). Railway reconstruction from 3D point cloud using Deep Learning and Parametric Modeling. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 48(2/W8-2024), 477–482. https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-2-W8-2024-477-2024

Yarroudh, A., Kharroubi, A., Jeddoub, I., & Billen, R. (2024). Automatic upgrade of 3D building models to LoD3 using 3D Point Clouds and Grounding DINO. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 48(2/W8-2024), 471–476. https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-2-W8-2024-471-2024

Yarroudh, A., Nys, G. A., & Hajji, R. (2023). 3D Modeling of road infrastructures according to cityGML 3.0 and its cityjson incoding. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 48(1/W2-2023), 63–70. https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-1-W2-2023-63-2023

Coordonnées des auteurs :

Abderrazzaq KHARROUBI
GeoScITY
UR SPHERES
University of Liège
akharroubi@uliege.be

Zouhair BALLOUCH
Business Consultant GIS at NSI IT Software & Services
zouhair.ballouch@uliege.be

Anass YARROUDH
Data Scientist & Engineer at GIM
ayarroudh@uliege.be

Imane JEDDOUB
GeoScITY
UR SPHERES
University of Liège
I.Jeddoub@uliege.be

Roland BILLEN
GeoScITY
UR SPHERES
University of Liège
rbillen@uliege.be