

Faculté des bioingénieurs

Évaluation de la qualité du revêtement des pistes cyclables à l'aide de données LIDAR aéroportées

Auteur :	Nestor Knoops
Promoteurs :	Pierre Defourny Barbara Stinghamber
Lecteurs :	Patrick Bogaert Julien Radoux
Année Académique :	2024 - 2025
Bioingénieur :	Sciences et technologies de l'environnement (12E)

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon promoteur, Pierre Defourny, pour ses précieux conseils, son expertise et son accompagnement tout au long de ce projet. Son encadrement rigoureux et ses recommandations avisées ont été essentiels à l'élaboration de ce mémoire.

Je souhaite également adresser un remerciement particulier à Barbara Stinghamber pour son expertise, sa présence constante et sa grande sympathie, qui ont grandement facilité mon travail et contribué à créer un cadre de collaboration agréable et efficace.

Je ne saurais continuer sans remercier chaleureusement ma famille et mes amis, qui m'ont soutenu et encouragé tout au long de ces années d'études. Leur appui inconditionnel a été un pilier essentiel dans l'accomplissement de ce parcours académique.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à mes cokotteurs, avec qui j'ai partagé quatre années de vie et de souvenirs mémorables. Leur bonne humeur, leur soutien et les moments de divertissement que nous avons vécus ensemble ont grandement contribué à rendre cette période inoubliable.

Enfin, je tiens à remercier Julien Radoux et Patrick Bogaert pour le temps et l'attention qu'ils accorderont à la lecture de ce mémoire. Leur regard critique et leurs observations seront d'une grande richesse.

Table des matières

1	Introduction	1
2	Revue de littérature	3
2.1	La qualité des réseaux cyclables	3
2.1.1	Les facteurs de qualité des usagers et leur impact dans le choix modal	3
2.1.2	Indice de qualité des réseaux cyclables existants . . .	8
2.2	Les méthodes d'évaluation de la qualité des réseaux cyclables	14
2.2.1	Méthodes utilisant les vibrations pour l'évaluation de la qualité des revêtements cyclables	14
2.2.2	Méthodes utilisant la télédétection pour l'évaluation de la qualité des revêtements cyclables	17
2.3	Synthèse	22
3	Objectifs	23
4	Matériel	25
4.1	Light Detection And Ranging (LiDAR)	25
4.1.1	Campagne LiDAR 2021-2022 en Wallonie	27
4.2	Projet informatique de Cartographie Continue	31
4.3	Orthophotos	32
5	Méthodologie	33
5.1	Zone d'étude	35
5.2	Manipulation des jeux de données sur QGIS	37

5.2.1	Construction des pistes cyclables	37
5.2.2	Couplage MNT et pistes cyclables	38
5.3	Évaluation de la performance du LiDAR	38
5.3.1	Bruit du signal LiDAR	39
5.3.2	Évaluation générale de la détection d'irrégularités de surface par le LiDAR	40
5.4	Méthodes de détection des discontinuités	41
5.4.1	Différence maximum	41
5.4.2	Résidus locaux	44
5.5	Calibration	45
5.5.1	Protocole de collecte des données sur le terrain . . .	45
5.5.2	Quantification de l'incertitude du GPS	46
5.5.3	Ajustement des paramètres	47
5.6	Validation des méthodes développées	47
5.6.1	Collecte des données sur le terrain	48
5.6.2	Évaluation des performances des méthodes	49
5.6.3	Classification des discontinuités	49
6	Résultats	51
6.1	Performance du LiDAR	51
6.1.1	Bruit du signal LiDAR	51
6.1.2	Évaluation générale de la détection d'irrégularités de surface par le LiDAR	53
6.2	Calibration	55
6.2.1	Erreur de géoréférencement des anomalies	55
6.2.2	Taille de la fenêtre et du chevauchement	55
6.2.3	Taille de la zone tampon	58
6.2.4	Seuil de base et division de la pente moyenne	59
6.2.5	Multiplicateur de l'écart-type (k)	60
6.2.6	Synthèse	62
6.3	Détection des discontinuités	63

6.4	Validation	64
6.4.1	Classification des discontinuités	65
6.4.2	Performance des deux méthodes	66
6.5	Analyse et Discussion des résultats	68
6.5.1	Nature des discontinuités	68
6.5.2	Analyse comparative des méthodes et de leurs performances	69
7	Discussion	72
7.1	Les limites du LiDAR	72
7.1.1	Résolution	72
7.1.2	La date de la campagne	73
7.1.3	Exclusion des ponts	74
7.1.4	Végétation sur les pistes cyclables	74
7.2	Les limites de la Méthodologie	76
7.2.1	Création de pistes cyclables	76
7.2.2	GPS	78
8	Conclusions	79
A	Figures supplémentaires	xii
B	Code Source	xv
B.1	Script principal pour la détection des anomalies	xv
B.2	Script de la quantification du bruit LiDAR	xxi

Table des figures

1.1	Contexte des émissions de CO2 en Belgique (Fédéral, 2022)	1
4.1	Signaux d'écho provenant de différentes cibles (Méchin, 2023)	26
4.2	Plan de vol (Géoportail de la Wallonie, 2023)	27
4.3	Illustration des échos (SPW, 2024b)	29
4.4	Création du MNT (SPW, 2024b)	30
4.5	MNS et MNT (SPW, 2024b)	31
4.6	PICC (SPW, 2024a)	32
5.1	Schéma de la méthodologie	34
5.2	Localisation de la zone d'étude représentée sur une ortho- photo de référence	36
5.3	PICC (lignes rouges) et Orthophoto (fond)	37
6.1	Illustration du bruit dans les données LiDAR, avec une quantification générale à gauche et une analyse détaillée à droite.	52
6.2	Analyse de surface : photo de l'environnement et transect associé	53
6.3	Différents transects d'irrégularités majeures	54
6.4	Graphiques des anomalies détectées avec différentes tailles de fenêtres	57
6.5	Pixels problématiques détectés sans application de zone tam- pon	58
6.6	Découpage du LiDAR sans et avec zone tampon	59
6.7	Effet du multiplicateur k sur la détection des anomalies	61

6.8	Raster géoréférencé d'une piste cyclable faisant l'objet de détection d'irrégularités par les deux méthodes	63
6.9	Pixels problématiques avec méthode de différence max sans modélisation de la pente	63
6.10	Comparaison analyse terrain (points rouges) et pixels pro- blématiques selon les 2 méthodes (points gris)	64
7.1	Impact de la végétation sur les pistes cyclables	75
7.2	Limites du PICC pour représenter les pistes cyclables	77
A.1	Différences entre les deux campagnes LiDAR	xiii
A.2	Étape de création du MNT par le LiDAR	xiv
A.3	Effet de la végétation sur la détection d'anomalie	xiv

Liste des tableaux

4.1	Résumé des bases de données utilisées et leurs applications .	25
4.2	Classification des éléments par code (SPW, 2024b)	29
5.1	Paramètres à calibrer pour les deux méthodes	48
6.1	Statistiques des résidus pour la quantification du bruit LiDAR.	52
6.2	Quantification de l'erreur GPS pour la collecte des données	55
6.3	Résumé des paramètres calibrés pour les deux méthodes . .	62
6.4	Exemples de discontinuités détectées selon leur catégorie . .	65
6.5	Comparaison des performances des zones tampons (15 cm et 25 cm) par méthode	66
6.6	Performances globales de détection pour toutes les discon- tinuités	67
6.7	Précision de détection selon la taille des discontinuités . . .	68
A.1	Résumé des critères d'évaluation des infrastructures cyclables	xii
A.2	Données du vol LIDAR	xiii
A.3	Résultats de la quantification de l'erreur GPS pour chaque point	xiv

Table des abréviations

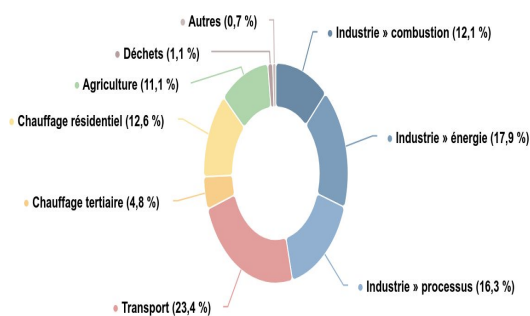
Abréviation	Signification
LiDAR	Light Detection And Ranging
PICC	Projet Informatique de Cartographie Continue
GES	Gaz à Effet de Serre
MNT	Modèle Numérique de Terrain
MNS	Modèle Numérique de Surface
MNH	Modèle Numérique de Hauteur
GNSS	Global Navigation Satellite System
RTK	Real-Time Kinematic
ERA	Empfehlungen für Radverkehrsanlagen (Recommandations pour les infrastructures cyclables)
BCI	Bicycle Compatibility Index
BLoS	Bicycle Level of Service
CLoS	Cycling Level of Service
LTS	Level of Traffic Stress
H EBRA	Harmonized Evaluation of Bicycle Road Attributes
FGSV	Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen (Association de recherche sur les routes et les transports)
SPW	Service Public de Wallonie
OSM	OpenStreetMap
UAV	Unmanned Aerial Vehicle (Drone)
RMSE	Root Mean Squared Error (Erreur quadratique moyenne)

Abréviation	Signification
MAE	Mean Squared Error (Erreur absolue moyenne)
SIG	Système d'Informations Géographique

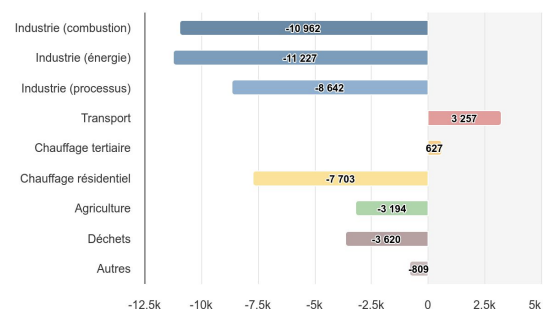
Chapitre 1

Introduction

Le changement climatique est un enjeu mondial du 21ème siècle. Les activités humaines, notamment l'utilisation intensive des combustibles fossiles, ont conduit à une augmentation significative des émissions de gaz à effet de serre (GES), entraînant un réchauffement climatique accéléré. Parmi les secteurs les plus contributeurs, le secteur des transports joue un rôle prépondérant. En Belgique, les émissions de GES provenant du transport ont augmenté de 15,8 % entre 1990 et 2022 (augmentation de 3257 kt éq. CO₂), et, en 2022, le transport représentait 23,4 % des émissions totales de GES, comme illustré dans les figures 1.1a et 1.1b. Cette tendance inquiétante met en évidence la nécessité de repenser nos modes de transport pour réduire notre empreinte carbone.



(a) Répartition des émissions par secteur en Belgique en 2022



(b) Évolution des émissions de CO₂ dans divers secteurs en Belgique (1990-2022) en kt éq CO₂

FIGURE 1.1 – Contexte des émissions de CO₂ en Belgique (Fédéral, 2022)

Face à cette urgence, de nombreuses initiatives visent à encourager des alternatives de transport plus durables, telles que les transports en commun et la mobilité active, qui incluent la marche et le vélo. Ce dernier est promu comme un moyen de transport respectueux de l'environnement qui peut contribuer à une réduction significative des émissions de GES tout en offrant des avantages en termes de santé publique et de qualité de vie. Dans cette optique, la Wallonie a lancé le plan *Vision FAST 2030*, un programme ambitieux visant à tripler la part des déplacements à vélo d'ici à 2030 (Service Public de Wallonie Mobilité et Infrastructures, 2021). Ce plan inclut des investissements massifs dans les infrastructures cyclables, ainsi qu'une stratégie axée sur la qualité, la sécurité et l'interconnexion des réseaux. Assurer des infrastructures fiables et sécurisées s'impose donc comme une priorité, ce qui constitue le sujet exploré dans ce mémoire.

Ce travail s'inscrit dans cette dynamique en proposant une méthodologie *d'évaluation de la qualité des revêtements cyclables à l'aide de données Light Detection And Ranging (LiDAR) aéroportées*.

Le mémoire est structuré en plusieurs chapitres. Après une revue de littérature détaillant les concepts clés et les travaux antérieurs dans ce domaine, la méthodologie adoptée est présentée, incluant les outils et techniques utilisés pour le traitement des données LiDAR. Les résultats de l'analyse sont ensuite exposés et discutés, en mettant en lumière les points forts et les limitations de l'approche proposée. Enfin, les perspectives ouvertes par cette recherche sont développées, en identifiant les améliorations possibles et les applications futures.

Chapitre 2

Revue de littérature

Ce chapitre présente un état de l’art sur l’évaluation de la qualité des pistes cyclables via des données acquises par LiDAR aéroporté. Il débutera par une exploration des recherches concernant la qualité générale des réseaux cyclables avant de se concentrer sur les différentes méthodes d’évaluation appliquées aux infrastructures cyclables en mettant en avant les approches pertinentes pour l’analyse des données LiDAR.

2.1 La qualité des réseaux cyclables

2.1.1 Les facteurs de qualité des usagers et leur impact dans le choix modal

La qualité des réseaux cyclables est essentielle pour garantir la sécurité, le confort et l’efficacité des déplacements à vélo (Mobilité, 2024). Des études montrent que plusieurs facteurs clés influencent la décision des usagers à choisir le vélo comme mode de transport quotidien. Ces facteurs, formalisés dans des guides de conception (CROW-Fietsberaad, 2016; NSW Government, 2020; Transport Scotland, 2011) et validés par des études empiriques (Zhao, 2018; Weikl et Mayer, 2023; Ahmed, 2024; Marqués, 2015; Stewart *et al.*, 2015), sont couramment utilisés dans l’évaluation des infrastructures cyclables. Parmi ces facteurs, on retrouve la *sécurité*, la *cohérence*, la *directivité*, le *confort* et l’*attractivité*, qui vont chacun être

détaillés dans cette section. Chacun de ces facteurs joue un rôle fondamental dans la perception globale de la qualité des infrastructures cyclables et, par conséquent, dans le choix modal des usagers. Weikl et Mayer (2023) ont développé une équation qui évalue la globalité de la qualité des réseaux cyclables (équation 2.1). Celle-ci montre les pondérations associées à chaque critère, où la sécurité apparaît comme le facteur le plus déterminant avec un poids de 30 %.

$$A_{\text{global}} = 0.30 \cdot A_{\text{sécurité}} + 0.19 \cdot A_{\text{confort}} + 0.13 \cdot A_{\text{attractivité}} + 0.21 \cdot A_{\text{directivité}} + 0.17 \cdot A_{\text{cohérence}} \quad (2.1)$$

Sécurité

De nombreuses études confirment que la sécurité, qu'elle soit réelle ou perçue, impacte directement l'adoption du vélo (Hong, 2020). Les infrastructures cyclables protégées, continues et séparées physiquement du trafic motorisé, comme celles observées dans les villes néerlandaises, encouragent une utilisation plus fréquente du vélo (Hull et O'Holleran, 2014; ADFC, 2018). En revanche, dans les villes où les infrastructures sont fragmentées ou perçues comme insécurisantes (par exemple, en cas de trafic mixte), cette situation freine l'usage du vélo (Arellana *et al.*, 2020). La sécurité perçue est tout aussi cruciale que la sécurité réelle. Même en l'absence de dangers immédiats, si les cyclistes ressentent un risque, notamment lié au trafic motorisé ou aux intersections mal conçues, ils seront moins enclins à choisir le vélo pour leurs déplacements quotidiens (Weikl et Mayer, 2023).

Plusieurs indicateurs existent pour évaluer la sécurité des infrastructures : (i) La largeur des pistes cyclables est un facteur essentiel, car elle garantit l'espace nécessaire pour permettre les dépassements en toute sécurité (Securothèque Wallonie, 2017). (ii) La différence de vitesse entre le trafic motorisé et les cyclistes est également importante : une trop grande disparité peut accroître le sentiment d'insécurité (GRACQ, 2024). (iii) Le

risque de collision, que ce soit avec le trafic à l'arrêt ou en mouvement, représente un autre élément crucial à prendre en compte. (iv) Les points de conflit, notamment aux intersections ou aux croisements, augmentent significativement les risques d'accidents. Ces points sont généralement identifiés via OpenStreetMap (OSM, une base de données géographique collaborative et librement accessible, utilisée pour cartographier des infrastructures à l'échelle mondiale) ainsi qu'à l'aide d'images aériennes ou de relevés sur le terrain (Uttley, 2019). (v) Enfin, l'éclairage joue un rôle primordial pour assurer une bonne visibilité et la sécurité, particulièrement la nuit ou dans des conditions de faible luminosité (Weikl et Mayer, 2023).

Directivité

La directivité désigne la capacité des infrastructures cyclables à offrir des trajets rapides et directs, en réduisant au maximum les détours et interruptions (Hardinghaus *et al.*, 2021). Les études montrent que les cyclistes privilégient généralement les itinéraires qui raccourcissent le temps de trajet et minimisent les arrêts fréquents (Oskarbski *et al.*, 2021). Le facteur de détour (détour factor), proposé par Weikl et Mayer (2023), évalue l'efficacité des trajets en comparant la distance réelle parcourue à la distance la plus courte possible (obtenue à l'aide du système de navigation Google Maps). Ce critère permet d'analyser si les cyclistes sont contraints de parcourir des distances plus longues que nécessaire, ce qui diminue l'efficacité perçue de l'infrastructure.

Des trajets directs et sans obstacle augmentent l'attractivité du vélo, en particulier pour les déplacements quotidiens. Ce critère est évalué aux Pays-Bas à l'aide des niveaux définis par le Fietzersbond, une organisation néerlandaise promouvant le cyclisme, dans le cadre de leur outil d'analyse appelé 'Fietsbalans' (Fietzersbond, 2008) qui est développé dans la section 2.1.2.

Weikl et Mayer (2023) qualifie la directivité via trois critères : (i) les détours, qui mesurent les écarts par rapport à la trajectoire la plus directe ;

(ii) les délais causés par le temps perdu aux intersections, qui peuvent freiner la fluidité du trajet (Department for Transport, 2020) ; (iii) le rapport de temps entre la voiture et le vélo, qui compare l'efficacité temporelle des deux modes de transport. Ces critères permettent d'évaluer la capacité des infrastructures cyclables à offrir des trajets optimisés pour les cyclistes (Fietzersbond, 2008).

Cohérence

La cohérence désigne la continuité et l'uniformité des aménagements cyclables, évitant une fragmentation due à des changements fréquents de type d'infrastructure le long d'un même trajet (CROW-Fietsberaad, 2016). Contrairement à la directivité, qui se concentre sur la rapidité et la réduction des détours, la cohérence met l'accent sur l'homogénéité des caractéristiques des pistes cyclables. Une infrastructure cohérente réduit les zones de transition entre différents types de surfaces ou de configurations, ce qui renforce le sentiment de sécurité et de confort des cyclistes (Furth, 2021). Cette uniformité est particulièrement importante pour garantir que les cyclistes ne soient pas perturbés par des variations brusques ou imprévues tout au long de leur trajet (Transport for London, 2016b).

Deux critères sont utilisés pour évaluer la cohérence des infrastructures (Weikl et Mayer, 2023) : (i) la densité du réseau cyclable, qui mesure l'étendue et l'accessibilité des pistes à travers la ville, (ii) et la signalisation, qui assure une navigation fluide et claire pour les cyclistes tout au long de leur trajet (Pettinga, 2009). Ces éléments jouent un rôle essentiel dans l'intégration des pistes cyclables dans l'environnement urbain et la continuité des trajets cyclables.

Attractivité

L'attractivité d'une piste cyclable est étroitement liée à la qualité de l'environnement qu'elle traverse.

L'attractivité dépend de trois critères principaux : la présence d'espaces verts, qui offre aux cyclistes un cadre naturel et apaisant, créant une expérience positive (Campos-Sánchez *et al.*, 2019) ; la pollution sonore, qui est corrélée au stress ressenti (Weikl et Mayer, 2023) ; et la qualité de l'air, un facteur jouant un rôle pour le bien-être des cyclistes (Hitchcock, 2014), surtout dans des environnements urbains où la pollution peut être élevée (Raza, 2018; Kourtiti *et al.*, 2023).

Confort

Le facteur de confort est important pour assurer une expérience agréable aux cyclistes et encourager l'usage du vélo comme mode de transport. La qualité de la surface des pistes cyclables est centrale à ce facteur (De Gruyter, 2003), influençant directement la fluidité et la facilité des déplacements. Une surface lisse réduit les vibrations et améliore le confort (Hoffmann, 2013), tandis qu'une surface dégradée, avec des fissures ou des irrégularités, peut rendre le trajet inconfortable et risqué, notamment pour les cyclistes peu expérimentés (Winters *et al.*, 2013).

Le confort physique repose également sur l'uniformité des infrastructures : des variations fréquentes dans les revêtements ou des obstacles imprévus comme des pavés abîmés ou des bosses, perturbent la fluidité des trajets et peuvent engendrer une fatigue accrue. Cela affecte négativement la qualité perçue des infrastructures et peut décourager les cyclistes (Ihs, 2005).

Enfin, le confort psychologique joue un rôle tout aussi crucial. Ce critère est étroitement lié au facteur de sécurité, car il englobe le ressenti des cyclistes face aux infrastructures. Des pistes offrant une sensation de sé-

curité et de prévisibilité favorisent une expérience positive et encouragent l'utilisation régulière du vélo. (Fitch *et al.*, 2022)

Plusieurs critères influencent le confort des infrastructures cyclables (Weikl et Mayer, 2023) : (i) la largeur de la piste pour éviter les conflits entre usagers (Šemrov *et al.*, 2022), (ii) la pente qui peut rendre le trajet plus physiquement exigeant, (iii) la surface qui doit être régulière et confortable, (iv) la fréquence de freinage aux intersections, ainsi que (v) la présence d'infrastructures de parkings sécurisés (Heinen et Buehler, 2019).

2.1.2 Indice de qualité des réseaux cyclables existants

Le tableau A.1 en annexe récapitule les cinq facteurs et les indicateurs principaux. Les facteurs de qualité des infrastructures cyclables (sécurité, directivité, cohérence, confort et attractivité) sont interconnectés et reposent souvent sur des indicateurs communs, comme la largeur des pistes ou la continuité des trajets. Cette interdépendance justifie l'utilisation d'approches globales pour évaluer la qualité des réseaux cyclables dans leur totalité. Dans cette optique, des indices intégrés, tels que celui proposé par Weikl et Mayer (2023), permettent de quantifier et de comparer efficacement les performances des infrastructures en tenant compte de l'ensemble des critères.

Bicycle Compatibility Index (BCI)

Le BCI, développé par la Federal Highway Administration (FHWA) en 1998, est une méthode destinée à évaluer la compatibilité des routes pour les cyclistes en milieu urbain et suburbain. Cet indice se concentre principalement sur le confort des cyclistes, en utilisant une équation intégrant les paramètres suivants : la largeur des voiries, le volume du trafic, la vitesse des véhicules, la présence de pistes cyclables, les conditions de stationnement et la nature de l'environnement adjacent à la route.

Le principal avantage du BCI réside dans sa capacité à identifier des

segments de routes nécessitant des améliorations pour accroître le confort et la sécurité des cyclistes. Cependant, son utilisation requiert des données spécifiques et précises sur les caractéristiques des routes, ce qui peut être coûteux en termes de temps et de ressources (Liu *et al.*, 2019; Ilie, 2016).

Bicycle Level of Service (BLoS)

Le BLoS est une méthode développée en 1996 pour évaluer le confort et la sécurité perçue des cyclistes (Landis *et al.*, 1996), notamment sur des infrastructures partagées avec d’autres véhicules. Il est couramment utilisé pour l’évaluation des pistes cyclables en Amérique du Nord (Petritsch *et al.*, 2007; Jogiparthi et Penki, 2022). Le BLoS prend en compte des variables telles que l’état de la surface de la route, le volume de trafic, et la proportion de véhicules lourds.

Le BLoS, tout en partageant de nombreuses variables avec le BCI, se distingue par une approche différente. Alors que le BCI repose principalement sur des données statiques pour produire un indice global, le BLoS intègre une composante dynamique qui prend en compte les perceptions des cyclistes. Ces perceptions sont généralement recueillies à l’aide de questionnaires administrés directement après le parcours des cyclistes ou par l’intermédiaire de capteurs embarqués, comme des appareils mesurant les niveaux de stress physiologique (fréquence cardiaque, transpiration) ou des applications mobiles capturant les retours immédiats des usagers. Cette méthode permet d’adapter l’évaluation aux conditions spécifiques de circulation, telles que les fluctuations du trafic ou les variations climatiques, offrant ainsi une analyse plus contextuelle et pertinente.

Cependant, cette approche en temps réel nécessite des données fiables et actualisées, ce qui peut être un défi dans les environnements où ces informations sont limitées ou difficiles à collecter (Liu *et al.*, 2019).

CLoS (Cycling Level of Service)

Le Cycling Level of Service (CLoS) est une méthode d'évaluation développée dans le cadre des London Cycling Design Standards (LCDS) pour mesurer la performance des infrastructures cyclables en termes de sécurité, confort, directivité, cohérence, attractivité et adaptabilité (Transport for London, 2016a). Cette méthode vise à établir un standard commun pour évaluer les itinéraires, les intersections, et les réseaux cyclables afin de favoriser leur adoption et d'améliorer l'expérience des cyclistes.

Contrairement à d'autres outils, le CLoS se concentre sur l'expérience utilisateur, appelée « rideability », en identifiant des indicateurs précis pour chaque critère de qualité. Par exemple, la sécurité est mesurée via des indicateurs tels que le risque de collision, le sentiment de sécurité, et la séparation avec le trafic motorisé. Ces indicateurs sont notés sur une échelle de 0 à 2, où des scores critiques peuvent alerter sur des besoins prioritaires d'amélioration (Transport for London, 2016b).

Un avantage clé du CLoS est sa capacité à s'adapter aux différentes phases de planification, de la conception initiale jusqu'à la maintenance post-implantation. Il permet d'identifier les aspects à améliorer et offre un cadre pour comparer différentes options de design ou justifier des investissements en fonction des bénéfices attendus pour les cyclistes. Cependant, la méthode peut introduire un certain degré de subjectivité, notamment dans le choix des pondérations et des seuils pour chaque critère, ainsi que dans l'évaluation qualitative de l'attractivité ou du confort (Transport for London, 2016a). Malgré cette subjectivité, lorsque le CLoS est appliqué de manière uniforme avec des critères et seuils bien définis, il constitue un outil puissant pour guider l'amélioration des infrastructures cyclables et promouvoir un usage accru du vélo.

Level of Traffic Stress (LTS)

La méthode LTS a été développée par Mekuria (2012) et classe les infrastructures cyclables en fonction du stress ressenti par les cyclistes face à la circulation motorisée. Elle est basée sur quatre niveaux de stress ; LTS 1 étant le plus bas adapté aux enfants et LTS 4 étant le plus élevé, réservé aux cyclistes aguerris. Cette méthode se concentre sur la sécurité et le confort des cyclistes en fonction de variables, telles que la largeur des voies, la vitesse des véhicules et la séparation physique avec le trafic motorisé (Huertas *et al.*, 2020).

Le principal avantage du LTS est de considérer différentes catégories de cyclistes. Cela permet aux planificateurs de mieux comprendre quelles infrastructures sont adaptées à une utilisation par le grand public, notamment les cyclistes les plus vulnérables (Mekuria, 2012).

Bicycle Network Analysis (BNA)

Le BNA est un logiciel d'analyse de données qui évalue l'efficacité et la connectivité des réseaux cyclables dans des environnements urbains, développé par *Toole Design* en collaboration avec PeopleForBikes (2022). Il repose sur des données ouvertes d'OSM et automatise l'analyse du réseau en se basant sur des variables telles que les types d'infrastructures cyclables, les volumes et vitesses de trafic et la continuité des connexions. Cette automatisation permet une évaluation rapide et précise. Le BNA est basé sur le concept de réseau cyclable à faible stress, correspondant à des niveaux de stress de circulation 1 ou 2, signifiant que les infrastructures évaluées sont adaptées aux cyclistes sensibles au sentiment de sécurité.

L'un des principaux avantages du BNA est son automatisation et l'utilisation de données en libre-accès, ce qui facilite une évaluation rapide et objective des réseaux cyclables et permet des analyses à large échelle. Cependant, la qualité des résultats dépend fortement des données disponibles dans OSM. En cas de données incomplètes, des hypothèses doivent

être formulées, ce qui peut introduire des imprécisions (PeopleForBikes, 2022).

Harmonized Evaluation of Bicycle Road Attributes (H EBRA)

Le H EBRA est une méthode d'évaluation des infrastructures cyclables développée par *l'Association de recherche sur les routes et les transports* (FGSV, 2021). Cette méthode propose une évaluation structurée en deux parties : le guidage, qui s'apparente à la sécurité, et l'état de l'infrastructure, qui est lié au confort. Le guidage analyse comment le trafic motorisé et piétonnier est organisé, en comparant l'état réel des infrastructures aux normes allemandes définies dans les *Recommendations for Cycles Facilities* (Empfehlungen für Radverkehrsanlagen, ERA). L'état de l'infrastructure est mesuré en fonction des défauts, tels que les fissures, les irrégularités ou la détérioration des surfaces, et des écarts par rapport aux standards établis dans l'ERA, ces derniers étant pénalisés dans le score final. Le score final est obtenu en attribuant une note spécifique à chaque critère sur une échelle prédéfinie. Ces critères incluent la conformité des dimensions, l'état de la surface et la clarté du guidage. Les mesures sont réalisées à l'aide d'observations sur le terrain et, dans certains cas, de données collectées par des capteurs ou outils numériques pour quantifier les irrégularités de surface, comme les hauteurs de fissures ou les variations d'altitude.

L'attractivité est également évaluée dans le HEBRA à l'aide d'un système de points : les expériences positives, comme la possibilité de profiter de l'environnement, ajoutent des points, tandis que les expériences négatives, comme une concentration excessive sur le trafic, en retirent. Ces pondérations reflètent la perception des cyclistes. Le score final est exprimé sur une échelle de cinq points, allant de "très mauvais" à "très bon", ce qui permet une cotation claire des infrastructures.

Cette méthode présente l'avantage d'être basée sur des indices objectifs, en s'appuyant sur des écarts mesurables par rapport aux recommandations nationales. Cela facilite l'identification des sections nécessitant des inter-

ventions spécifiques. Cependant, l'intégration des perceptions des cyclistes, bien qu'indispensable pour évaluer l'attractivité, ajoute une part de subjectivité, généralement recueillie via des enquêtes ou des observations sur le terrain. Par ailleurs, le calcul des pondérations et l'interprétation des résultats peuvent rendre l'application de la méthode plus complexe, surtout lorsque les données disponibles sont insuffisantes ou incomplètes (FGSV, 2021).

Manual for the Design of Road Traffic Facilities (HBS)

Cette méthode, également mise en place par le *FGSV*, mesure la capacité des infrastructures cyclables à gérer la demande de trafic tout en permettant aux cyclistes de se déplacer librement, sans cohabitation avec d'autres usagers. Le niveau de qualité dépend du taux de perturbation qui prend en compte la largeur disponible, le volume de trafic, les dépassements, les rencontres et les perturbations ponctuelles. Le HBS permet également d'évaluer la qualité des intersections, en fonction des temps d'attente.

L'un des inconvénients du HBS réside dans la difficulté d'obtenir toutes les données nécessaires uniquement à partir de bases de données, qu'elles soient open source ou payantes. Certains indicateurs, notamment ceux liés à la perception des usagers, nécessitent d'être complétés par des enquêtes spécifiques pour garantir une évaluation fiable (FGSV, 2015).

Fietsbalans

Le Fietsbalans est une méthode d'évaluation développée pour analyser les conditions cyclables locales aux Pays-Bas. Il vise à encourager les autorités locales à adopter de meilleures politiques cyclables en comparant les performances des villes en matière d'infrastructures. Le Fietsbalans se base sur une combinaison de données objectives et qualitatives, couvrant des aspects tels que la directivité, le confort (obstructions et qualité de la surface), l'attractivité, la sécurité routière et la densité urbaine.

Cette méthode permet d’obtenir un diagnostic complet des infrastructures cyclables d’une ville, en prenant également en compte des critères tels que le stationnement des vélos et l’usage du vélo. Un des principaux avantages du Fietsbalans est sa capacité à fournir une évaluation détaillée des infrastructures à partir de données empiriques tout en intégrant les retours des cyclistes locaux via des sondages et des enquêtes. Cependant, bien qu’elle soit généralisée à l’ensemble des Pays-Bas, sa mise en œuvre à une échelle plus large reste difficile. Cette limitation est principalement due aux ressources importantes nécessaires, en termes de temps et de moyens, pour combiner analyses objectives et enquêtes complémentaires (Borgman, 2017).

2.2 Les méthodes d’évaluation de la qualité des réseaux cyclables

De nombreuses études ont mentionné l’impact de la qualité du revêtement des pistes cyclables dans le choix du vélo comme moyen de transport. (Huang *et al.*, 2021; Bíl *et al.*, 2015; Giubilato et Petrone, 2012). Dans cette section, les différentes méthodes utilisées pour évaluer la qualité du revêtement des infrastructures cyclables sont analysées, suivies d’une présentation des méthodes de télédétection, qui sont généralement mieux adaptées à l’évaluation des infrastructures routières.

2.2.1 Méthodes utilisant les vibrations pour l’évaluation de la qualité des revêtements cyclables

La rugosité et l’irrégularité de la surface des infrastructures cyclables impactent le confort ressenti des cyclistes, notamment en induisant des vibrations ressenties par l’usager. Les vibrations sont captées par des *accéléromètres*, qui enregistrent les accélérations verticales. Ces données reflètent les imperfections du revêtement et permettent d’évaluer, d’un point

de vue technique, l'impact de ces irrégularités sur l'expérience du cycliste. Ces dispositifs sont largement utilisés dans la recherche pour mesurer objectivement la qualité des revêtements. (Giubilato et Petrone, 2012)

L'étude d'Olieman *et al.* (2012) a été pionnière dans l'utilisation des accéléromètres pour évaluer la qualité des surfaces. Les chercheurs ont utilisé des capteurs montés sur les vélos pour mesurer les vibrations induites par des surfaces de différentes rugosités, en tenant compte de la vitesse du vélo et de la pression des pneus. Les données recueillies ont permis de quantifier la fréquence et l'amplitude des vibrations, montrant que des surfaces comme les pavés et les dalles irrégulières génèrent des vibrations d'amplitude plus élevée que des surfaces plus lisses comme l'asphalte. Cette approche démontre la capacité des accéléromètres à fournir des mesures précises de la rugosité et de l'homogénéité de la surface du revêtement, qui sont des indicateurs clés de la dégradation des pistes cyclables.

D'autres recherches, telles que celles de Bíl *et al.* (2015), ont introduit des indicateurs comme le Dynamic Comfort Index (DCI), un modèle qui permet de quantifier les vibrations en fonction de la qualité du revêtement. En utilisant un accéléromètre MSR145s monté sur la fourche du vélo, l'étude a mesuré les irrégularités du revêtement et a corrélié ces mesures avec des données GPS pour identifier les segments de piste cyclable avec des problèmes de surface. Le DCI est calculé à partir des données d'accélération, où une accélération verticale élevée indique une rugosité accrue du revêtement, ce qui entraîne une performance structurelle réduite. Le modèle a révélé que la corrélation entre les données d'accélération verticale et la rugosité de la surface était forte, confirmant ainsi la pertinence de l'utilisation des accéléromètres pour surveiller l'évolution de la qualité des revêtements dans le temps.

Dans une étude plus récente, Ahmed *et al.* (2023) ont utilisé des accéléromètres, intégrés dans des lumières de vélo intelligentes SEE.SENSE, pour

mesurer les vibrations sur différentes surfaces. L’objectif était de quantifier les variations de la qualité des revêtements à travers un système portable et accessible. Les accéléromètres ont capté les données d’accélération verticale sur des surfaces variées (asphalte, pavés, dalles de béton), et les données ont été géoréférencées à l’aide d’un GPS pour fournir une cartographie précise des irrégularités de surface.

L’étude de Zhu et Zhu (2019) a introduit une approche plus systématique en utilisant un Instrumented Probe Bicycle (IPB), équipé d’accéléromètres et d’un récepteur GPS pour analyser la qualité des revêtements cyclables à Singapour. Cette étude a combiné les données de vibration avec des techniques avancées de traitement vidéo à l’aide de réseaux de neurones convolutifs (CNN). Les accéléromètres, placés sur le vélo, mesuraient les vibrations induites par les irrégularités de surface, tandis que l’analyse vidéo permettait de classer automatiquement les types de revêtement.

L’étude de Joo et Oh (2013) a utilisé des accéléromètres pour développer un modèle de Bicycle Monitoring Index (BMI), qui évalue la performance des segments de pistes cyclables en fonction des données d’accélération recueillies sur des surfaces variées. En mesurant les vibrations et les accélérations verticales sur des revêtements avec différents niveaux d’usure, cette étude a permis de relier directement les vibrations mesurées à la qualité de la surface. Les accéléromètres ont révélé que les revêtements usés ou irréguliers provoquaient une augmentation des accélérations, indiquant une surface détériorée qui nécessite une intervention pour préserver la performance structurelle.

Le Bicycle Ride Index (BRI) est une adaptation du modèle classique de l’International Roughness Index (IRI) (Sayers *et al.*, 1986), conçu pour évaluer la rugosité des surfaces cyclables en fonction des vibrations ressenties par les cyclistes. Le BRI utilise un modèle à deux degrés de liberté pour simuler les vibrations transmises aux cyclistes, notamment via le guidon

et la roue avant. Cette méthode permet d'évaluer précisément la qualité des surfaces cyclables en mesurant les vibrations spécifiques aux vélos. Contrairement à l'IRI, qui est plus pertinent pour les routes motorisées, le BRI se concentre sur des paramètres plus sensibles aux infrastructures cyclables, offrant une meilleure mesure de la rugosité et des défauts des pistes (Tomiyaama, 2024).

Ainsi, l'utilisation d'accéléromètres dans ces diverses études a montré qu'ils sont des outils essentiels pour l'évaluation de la qualité des revêtements cyclables. Ces dispositifs permettent de capturer les irrégularités microscopiques qui signalent une dégradation du revêtement, tout en fournissant des données précises et géoréférencées pouvant être utilisées pour surveiller l'évolution des surfaces sur le long terme. Cependant, cette méthode présente des limitations liées à son application. En effet, les accéléromètres nécessitent de parcourir physiquement les pistes cyclables, ce qui restreint leur usage à des zones géographiques limitées et demande une mobilisation significative de ressources humaines. Malgré ces contraintes, ces méthodes offrent des perspectives prometteuses pour améliorer l'entretien et la gestion des infrastructures cyclables, garantissant des pistes de qualité plus durable.

2.2.2 Méthodes utilisant la télédétection pour l'évaluation de la qualité des revêtements cyclables

Photo interprétation

Les caméras jouent un rôle important dans l'évaluation de la qualité des surfaces des revêtements, en fournissant des images à haute résolution qui permettent d'observer et d'analyser la régularité et l'uniformité des revêtements.

Les *caméras numériques*, montées sur des drones ou des véhicules, permettent de capturer des images détaillées des surfaces des pistes cyclables. Ces images servent à analyser la texture de la surface, en identifiant les

zones dans lesquelles la qualité du revêtement pourrait être compromise en raison de l'usure ou de la dégradation (Zou *et al.*, 2012). Un des avantages de cette méthode est sa capacité à capturer des données rapidement et à faible coût sur de grandes surfaces, ce qui en fait un outil flexible pour des évaluations fréquentes (Ragnoli *et al.*, 2018).

Les *caméras à balayage linéaire*, quant à elles, offrent une résolution encore plus fine (Coenen et Golroo, 2017) et sont capables de capturer des images à des vitesses élevées, ce qui permet de scanner de grandes sections de pistes cyclables en peu de temps (Gavilán *et al.*, 2011). Cette technologie est particulièrement utile pour évaluer la texture et la régularité de la surface. Cependant, leur coût élevé et la complexité du traitement des données en font une technologie mieux adaptée à des projets disposant de budgets importants et de ressources conséquentes (Ragnoli *et al.*, 2018).

La *thermographie infrarouge (IR)* est une technique efficace pour l'évaluation de la qualité des revêtements, permettant de détecter les anomalies thermiques telles que les fissures, vides et délaminations en surface (Pascucci *et al.*, 2008). Elle repose sur la mesure des radiations infrarouges (9-14 μm) émises par les revêtements, dont l'intensité varie en fonction des différences de température entre les zones endommagées et les matériaux environnants. Cette méthode est particulièrement utile pour les revêtements en asphalte, où les contrastes thermiques peuvent révéler des zones de détérioration non visibles à l'œil nu. Cependant, elle est limitée à la détection en surface et ne fournit pas d'informations sur la profondeur des anomalies et est également inapplicable dans les zones urbaines en raison des radiations réfléchies provoquées par l'effet îlot de chaleur. (Schnebele *et al.*, 2015; Coenen et Golroo, 2017)

L'*imagerie hyperspectrale* est une technique avancée qui exploite des bandes spectrales étroites et continues, généralement dans une plage de 0,35 à 2,4 μm , pour analyser les propriétés chimiques et physiques des matériaux, notamment les surfaces en asphalte (Gomez, 2002). Elle permet de détecter les variations spectrales liées au vieillissement de l'asphalte, telles

que la diminution des hydrocarbures et l'augmentation de la réflectivité due à l'oxydation et à l'exposition aux rayons solaires (Herold et Roberts, 2005). Des études ont montré que, comparé aux surfaces neuves, l'asphalte vieillissant présente une augmentation de plus de 10 % de la réflectance dans le proche infrarouge (NIR) et l'infrarouge moyen (SWIR) (Herold, 2004). L'imagerie hyperspectrale distingue efficacement les surfaces neuves des surfaces vieilles, mais peine à évaluer précisément le degré de détérioration, notamment en cas de fissures exposant des matériaux non altérés. Elle complète les inspections manuelles en limitant le recours à des tests destructifs, tout en fournissant des données précises sur les conditions de surface (Schnebele *et al.*, 2015).

Imagerie laser 3D

L'imagerie laser 3D repose sur la triangulation, où un laser projette une ligne sur la surface de la chaussée et une ou plusieurs caméras CCD (Charge-Coupled Device) capturent la déformation de cette ligne pour reconstruire un modèle 3D précis (Ouyang et Xu, 2013). Les capteurs laser mesurent simultanément la hauteur et l'intensité de la surface du revêtement, permettant de détecter des anomalies telles que les fissures, les nids-de-poule, les ornières et les déformations. Le Laser Crack Measurement System (LCMS) est l'un des systèmes commerciaux les plus utilisés, capable de détecter des fissures aussi petites que 2mm sous différentes conditions d'éclairage, grâce à une résolution transversale de 1mm . (Mulry *et al.*, 2015)

Cette technologie présente l'avantage de permettre une détection rapide et automatisée sur de grandes surfaces à des vitesses élevées, tout en capturant le profil transversal complet de la route. En complément, l'ajout de caméras haute résolution en 2D renforce la précision pour détecter des détails supplémentaires, notamment les fissures fines ou les dégradations moins visibles en 3D, offrant ainsi une analyse plus exhaustive et précise (Coenen et Golroo, 2017; Ragnoli *et al.*, 2018). Toutefois, le coût élevé de ce

système, incluant les capteurs 3D et les caméras 2D, limite son accessibilité pour certains projets.

Photogrammétrie par drones (UAV)

L'étude Nappo *et al.* (2021) a développé une technique pour l'évaluation des dommages sur les routes asphaltées, notamment dans les zones sujettes aux glissements de terrain, en utilisant la photogrammétrie par drones. Cette méthode consiste à capturer des images 2D et à générer des modèles 3D de haute précision à partir desquels il est possible de détecter et de classifier les fissures, ornières et autres dégradations de surface. Grâce à l'analyse des modèles obtenus, des indicateurs comme l'Indice International de Rugosité (IRI) peuvent être calculés pour quantifier la qualité du revêtement et l'ampleur des dégradations (profondeur, largeur, étendue). Cette technique permet une inspection rapide, semi-automatisée, et couvre de grandes surfaces sans nécessiter d'analyses sur le terrain. Toutefois, les inconvénients incluent le coût élevé des drones et des équipements de traitement des données, ainsi que la nécessité d'opérateurs qualifiés pour piloter les UAV et analyser les résultats.

Light Detection and Ranging (LiDAR)

Le *Mobile Laser Scanning (MLS)* utilise des capteurs LiDAR montés sur des véhicules en mouvement pour collecter des nuages de points 3D de la surface routière. Ces capteurs émettent des impulsions laser qui sont réfléchies par la route, permettant de mesurer la distance avec une haute précision (Kumar et Angelats, 2017). Les données ainsi recueillies permettent de créer des modèles numériques d'élévation (DEM) et des profils de surface, essentiels pour détecter les défauts tels que les fissures, les ornières et les nids-de-poule (Di Benedetto *et al.*, 2023). Le MLS peut capturer des millions de points par seconde, offrant une vue complète et continue de grandes surfaces sans interrompre la circulation.

Les données brutes sont traitées via des algorithmes d'interpolation et de traitement morphologique pour identifier les zones de rugosité et de dégradation. En combinant ces données avec des images visuelles capturées par des caméras embarquées, la détection des défauts est encore plus précise. Le MLS permet également le calcul d'indices comme l'Indice International de Rugosité (IRI), facilitant la planification de la maintenance. (Van Der Horst *et al.*, 2019)

Malgré ses avantages en termes de rapidité et de précision, le MLS présente des limites, notamment le coût élevé des équipements et la complexité du traitement des données. La qualité des résultats dépend également de la densité des points collectés et de la configuration des capteurs, rendant nécessaire une calibration continue.

L'étude Zhu *et al.* (2023) a développé une technique de télédétection faisant recours au LiDAR aéroporté pour l'évaluation de la qualité des revêtements routiers, notamment pour la détection de déformations et de défauts de surface tels que les ornières, les nids-de-poule ou les zones affaissées. Ce système repose sur l'utilisation de capteurs laser montés sur des drones ou des avions, qui émettent des impulsions laser à haute fréquence vers la surface de la route.

L'un des avantages clés du LiDAR aéroporté est sa capacité à couvrir de vastes zones en peu de temps, ce qui en fait une solution idéale pour la surveillance à grande échelle des infrastructures routières. Contrairement à d'autres méthodes, le LiDAR aéroporté n'est pas limité par les conditions d'éclairage, ce qui permet une utilisation efficace de jour comme de nuit. Avec une résolution atteignant quelques centimètres, cette méthode est efficace pour détecter des anomalies structurelles majeures, telles que des ornières profondes ou des affaissements importants de la chaussée (Li *et al.*, 2019). De plus, l'utilisation de drones rend cette technique flexible, permettant une collecte de données dans des zones difficiles d'accès, comme les routes situées dans des environnements escarpés ou isolés.

Cependant, la précision du LiDAR aéroporté peut être influencée par

plusieurs facteurs, tels que l’altitude de vol, l’angle d’inclinaison de la route et les vibrations du drone. Des algorithmes de correction sont généralement appliqués pour minimiser ces erreurs, mais la technologie reste limitée pour détecter des déformations de surface plus discrètes, telles que des fissures fines ou des variations mineures de profil. Ces anomalies subtiles, souvent de l’ordre de quelques millimètres, nécessitent des technologies complémentaires ou une inspection manuelle pour être identifiées de manière fiable.

2.3 Synthèse

Cette revue de littérature a mis en évidence les principaux critères de qualité des réseaux cyclables, tels que la sécurité, le confort, la directivité, la cohérence et l’attractivité, ainsi que les indices permettant de les évaluer, comme le Bicycle Compatibility Index (BCI), le Bicycle Level of Service (BLoS) ou encore le Cycling Level of Service (CLoS). Ces outils, bien qu’efficaces pour diagnostiquer des infrastructures cyclables, présentent certaines limites : ils reposent souvent sur des données statiques et des mesures locales, limitant leur application à grande échelle, et incluent des éléments subjectifs liés aux perceptions des usagers, ce qui complique les comparaisons et introduit des biais.

Les méthodes traditionnelles, comme les accéléromètres, sont reconnues pour leur efficacité dans l’analyse de la qualité du revêtement, notamment pour identifier les irrégularités à une échelle locale. Cependant, leur application reste limitée à des zones précises et nécessite une collecte de données sur le terrain, ce qui peut être chronophage et coûteux pour des réseaux étendus. Par ailleurs, les techniques de télédétection, largement utilisées pour évaluer les routes automobiles, sont encore peu explorées pour les infrastructures cyclables. Bien que des recherches démontrent l’utilité du LiDAR aéroporté pour évaluer la qualité des routes, aucune étude ne s’est encore focalisée sur son application aux pistes cyclables.

Chapitre 3

Objectifs

L’ambition de ce mémoire s’aligne avec les objectifs de l’UCLouvain en matière de mobilité. La mobilité représente 55 % des émissions de CO₂ de l’université, incluant les trajets domicile-travail, les déplacements professionnels et les voyages internationaux. Dans le cadre de son plan de transition, l’UCLouvain vise à réduire l’utilisation de la voiture pour les trajets des étudiants et du personnel de 15 à 20 % d’ici 2030. L’objectif est que 16 % des déplacements étudiants et 38 % des déplacements du personnel se fassent en voiture. Cela montre bien l’importance d’encourager des alternatives comme le vélo, en veillant à améliorer la sécurité des cyclistes en apportant une attention particulière à la qualité des pistes cyclables (Université Catholique de Louvain, 2021, 2020).

La plupart des méthodes nécessitent de parcourir l’ensemble des pistes cyclables, comme le fait le Centre de Recherches Routières avec des vélos équipés de capteurs (Centre de Recherches Routières (CRR), 2024). L’approche développée ici se démarque en exploitant des données existantes acquises à d’autres fins, offrant ainsi une solution plus économique et pratique.

L’objectif principal de ce mémoire est d’exploiter les données issues des capteurs LIDAR collectées lors de la campagne aéroportée en Wallonie entre 2021 et 2022. Ces données sont combinées avec celles des pistes cyclables recensées dans le cadre du Projet Informatique de Cartographie

Continue (PICC), mené par le Service Public de Wallonie (SPW), ainsi qu’avec les orthophotos de 2021. Cette approche cherche à concevoir et expérimenter une méthode novatrice exploitant les données LiDAR existantes pour analyser la qualité du revêtement des pistes cyclables.

La méthodologie proposée permet de mesurer la faisabilité et l’efficacité de cette évaluation en se concentrant sur plusieurs aspects clés :

- **Exactitude des détections** : évaluer la capacité des données LiDAR à détecter les irrégularités de surface, les dégradations et autres caractéristiques pertinentes du revêtement cyclable.
- **Comparaison entre deux méthodes** : comparer les résultats obtenus à partir de deux approches différentes utilisant le LiDAR aéroporté, afin de déterminer laquelle offre les performances les plus adaptées pour l’évaluation de la qualité des revêtements cyclables. Cette comparaison permettra de mettre en évidence les forces et les limites de chaque méthode.
- **Avantages et limites** : identifier les atouts de l’utilisation des données LiDAR, tels que la couverture rapide de vastes zones et la possibilité de réaliser des relevés sans contact, tout en analysant les limitations potentielles.
- **Perspectives** : explorer les perspectives offertes par cette méthode, qui contribue à l’amélioration des infrastructures cyclables à grande échelle et à la promotion de la mobilité durable.

Chapitre 4

Matériel

Cette section présente les différents outils et données utilisés pour l'évaluation de la qualité des pistes cyclables en Wallonie. Elle détaille les technologies de télédétection, notamment le LiDAR aéroporté, ainsi que les bases de données géographiques telles que le PICC et les orthophotos (tableau 4.1). Chaque sous-section décrit les caractéristiques, les méthodes de collecte et les applications spécifiques de ces ressources, qui constituent la base technique de cette étude.

TABLE 4.1 – Résumé des bases de données utilisées et leurs applications

Dataset	Description	Utilisation
LiDAR	Données altimétriques haute résolution	Détection des anomalies de surface
PICC	Réseau géospatial des infrastructures wallonnes	Création des pistes cyclables
Orthophotos	Images aériennes mosaïquées et orthorectifiées	Création des pistes cyclables

4.1 Light Detection And Ranging (LiDAR)

Le LiDAR est une technologie de télédétection qui utilise des impulsions laser pour mesurer la distance entre le capteur et les objets rencontrés, en calculant le temps de vol (Time-of-Flight, TOF) de chaque impulsion. Ce procédé génère des informations tridimensionnelles précises sur la surface

de la Terre, avec des applications dans divers domaines tels que l'archéologie, la cartographie, l'agriculture et la gestion des ressources naturelles.

Pour ce mémoire, l'analyse se concentre exclusivement sur le capteur LiDAR aéroporté, même si cette technologie peut également être utilisée dans des configurations terrestres ou bathymétriques. Le LiDAR aéroporté envoie des impulsions laser qui sont réfléchies par les objets rencontrés, comme illustré dans la figure 4.1. Les données collectées incluent le temps de parcours, le nombre de retours et l'intensité des retours. Grâce à cette technologie, il est possible d'obtenir des mesures précises en passant à travers certains obstacles, comme les arbres ou les nuages.

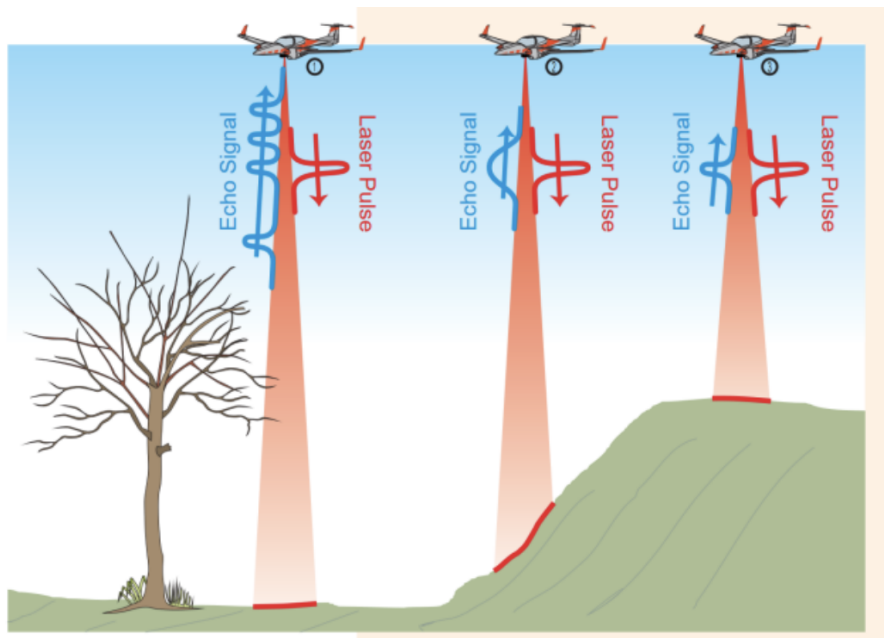


FIGURE 4.1 – Signaux d'écho provenant de différentes cibles (Méchin, 2023)

Le calcul de distance se base sur la formule suivante :

$$\text{Distance} = \frac{c \times t}{2}$$

où t est le temps d'aller-retour de l'impulsion et c la vitesse de la lumière. En soustrayant cette distance à l'altitude de l'appareil, l'altitude absolue de la surface visée est obtenue, permettant ainsi une cartographie fine des terrains ciblés.

4.1.1 Campagne LiDAR 2021-2022 en Wallonie

Collecte des données

Le Service Public de Wallonie (SPW) a mené des acquisitions LiDAR en Wallonie entre 2021 et 2022 à l'aide d'aéronefs volant d'ouest en est, de manière échelonnée (figure 4.2), dans le cadre d'une mise à jour des données précédemment collectées lors de l'hiver 2013-2014. Une comparaison des deux campagnes est disponible en annexe (Annexe A.1).

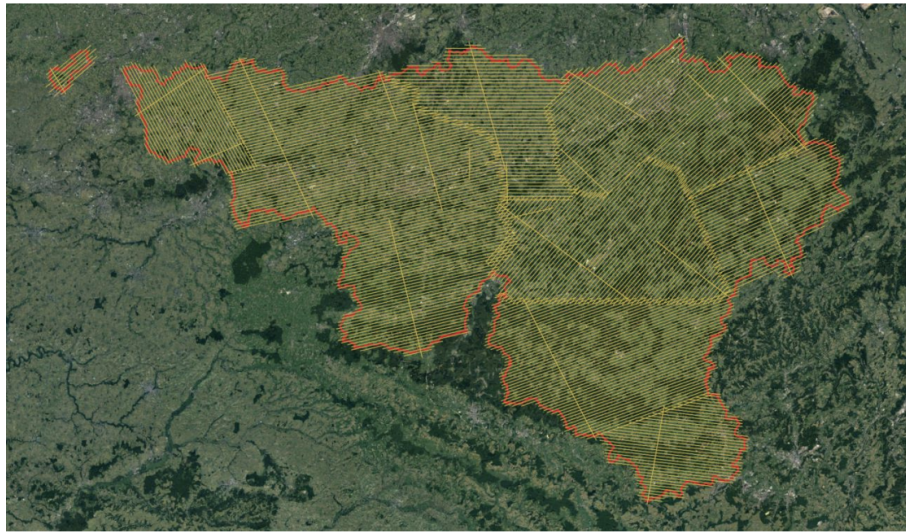


FIGURE 4.2 – Plan de vol (Géoportail de la Wallonie, 2023)

Dans le cadre de cette campagne, ces acquisitions ont été réalisées à l'aide de deux capteurs opérant simultanément lors des vols, choisis spécifiquement par le SPW pour garantir la qualité et la précision des relevés. Cette configuration permet de maximiser l'efficacité des relevés aériens en augmentant l'altitude de vol, ce qui élargit l'emprise au sol. Par conséquent, cette approche contribue à une réduction significative du temps nécessaire pour couvrir la zone d'étude. Les capteurs LiDAR utilisés lors de cette campagne sont positionnés avec une inclinaison de 10 à 15° par rapport au nadir, l'un orienté vers l'avant et l'autre vers l'arrière. Cette configuration crée des angles d'attaque différents au sol, permettant de réduire les zones d'ombre et d'occlusion. Cette approche est particulièrement avantageuse pour obtenir des mesures sur les façades des bâtiments

et accroît les chances de capturer des données au sol à travers la canopée et la végétation. Le diamètre du spot de l'onde au sol est de 0,49 mètre, représentant un compromis entre l'augmentation du spot pour améliorer le taux de pénétration à travers la végétation et la précision des mesures souhaitées en zone urbaine. La résolution de ce LiDAR est donc de *50 cm* et la densité de points obtenue lors de cette campagne atteint en moyenne 6.8 pulses/m². Toutes les données techniques liées à cette campagne sont présentées dans le tableau A.2 en annexe.

Nuage de points

Les capteurs LiDAR enregistrent les coordonnées des aéronefs à l'aide du Global Navigation Satellite System Real-Time Kinematic (GNSS RTK), qui fournit des positions précises en temps réel, et d'une station inertielle mesurant les accélérations et rotations. En combinant ces données avec la direction d'émission des impulsions laser et le temps de retour des échos réfléchis, le système génère des coordonnées XYZ précises pour cartographier les environnements survolés.

Les données sont structurées en « bandes de nuages de points », chaque bande correspondant à une zone spécifique observée lors d'un passage des capteurs. Pour assurer la cohérence du modèle, un recalage est effectué entre les bandes afin de réduire les écarts et aligner les données. Un ajustement global est ensuite réalisé à partir d'une bande oblique de référence (annexe A.2a) pour produire un modèle 3D homogène.

Le contrôle du nuage de points, étape essentielle pour garantir la qualité des données, repose sur des surfaces de référence sélectionnées pour leur planéité et leur absence de végétation, telles que des parkings. Les mesures LiDAR sur ces surfaces sont comparées à des relevés topographiques effectués au sol avec un maillage de 1 à 2 mètres. Ces relevés, réalisés avec un GNSS différentiel utilisant des stations fixes, offrent une précision de quelques centimètres. Pour la campagne 2021-2022, l'écart type des mesures est estimé à 4 cm, avec une précision verticale (Z) de 12 cm.

Finalement, les points sont classifiés en plusieurs catégories pour déterminer s'ils proviennent du « sol » ou du « sursol » comme illustré à la figure 4.3. La première classification est automatique : les premiers échos d'une série d'échos sont classifiés comme « sursol ». Cette méthode rapide permet de distinguer les couches supérieures du terrain. Ensuite, une clas-

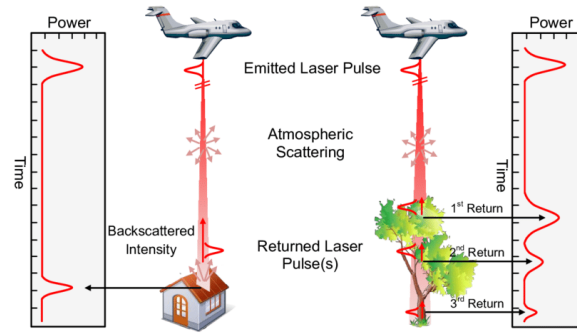


FIGURE 4.3 – Illustration des échos (SPW, 2024b)

sification semi-automatique est effectuée. Pour le « sol », des filtres sont appliqués pour détecter les points bas, suivis d'un contrôle manuel pour affiner la classification. Pour les autres classes du « sursol », des filtres automatiques sont utilisés pour détecter les bâtiments, et des classes spécifiques sont créées, incluant :

TABLE 4.2 – Classification des éléments par code (SPW, 2024b)

Code	Classe
0	Éléments non classés
1	Bâtiments
2	Sol
4	Végétation
9	Eau
10	Ponts
15	Lignes Haute Tension

Produits dérivés

L'objectif est de convertir un nuage de points en couches raster pour produire un modèle numérique de terrain (MNT). Un raster est une représentation géospatiale sous forme de grille régulière composée de cellules, où chaque cellule contient une valeur numérique correspondant à une caractéristique spécifique d'un emplacement donné (par exemple, l'altitude ou la réflectance). Ce modèle tridimensionnel décrit la surface terrestre en excluant les objets situés au-dessus, en se basant principalement sur les points classifiés comme « sol ». Lorsque des points de « sol » sont absents, la valeur du MNT est interpolée à l'aide des points les plus proches. Les points des classes 1 (bâtiments) et 10 (ponts) mentionnés au tableau 4.2 ne sont pas inclus dans le MNT.

Pour construire le modèle numérique de terrain, une certaine densité de points par pixel est requise. Un filtre est d'abord appliqué pour sélectionner les points pertinents, réduisant ainsi leur nombre. Ensuite, une moyenne est calculée pour déterminer la hauteur du pixel comme expliqué dans la figure 4.4. Cette approche assure une représentation précise de la surface terrestre tout en excluant les éléments situés au-dessus du sol (annexe A.2b).

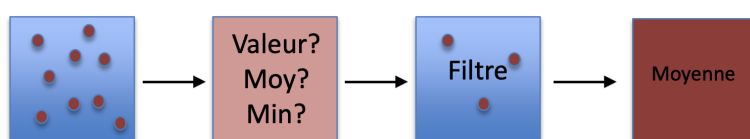


FIGURE 4.4 – Création du MNT (SPW, 2024b)

D'autres couches rasters peuvent également être créées à partir du nuage de points, notamment le modèle numérique de surface (MNS) qui inclut les objets présents à la surface et finalement le modèle numérique de hauteur (MNH) qui représente la soustraction du MNS au MNT (figure 4.5).

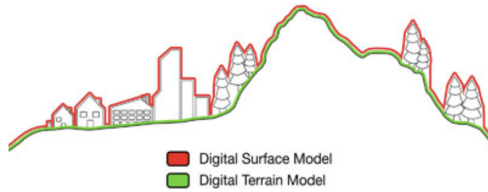


FIGURE 4.5 – MNS et MNT (SPW, 2024b)

4.2 Projet informatique de Cartographie Continue

Un projet informatique de cartographie continue désigne un processus de développement et de gestion d'un système cartographique constamment mis à jour et amélioré en temps réel ou de manière itérative. Ce type de projet est essentiel dans des contextes où les données géographiques évoluent fréquemment, nécessitant ainsi des mises à jour régulières des cartes et des informations associées.

Le Plan Informatique de Cartographie Continue (PICC) illustre parfaitement ce concept en tant que référence numérique en 3D pour la Wallonie. Il offre une cartographie précise des éléments paysagers, avec une précision inférieure à 25 cm pour les coordonnées x , y , z . Le PICC est élaboré à partir de multiples sources, y compris des vecteurs tridimensionnels créés à partir de photos numériques, des levés provenant de marchés publics, et des données transmises par des sociétés d'impétrants. L'ensemble des données collectées est rigoureusement contrôlé, testé et validé par le Service Public de Wallonie (SPW) avant d'être intégré dans le système (SPW, 2024a).



FIGURE 4.6 – PICC (SPW, 2024a)

Le PICC reprend les batiments, le réseau ferroviaire et hydrographique, l’occupation du sol, les éléments du relief et enfin les voiries (axes, trottoirs, bords, pistes cyclables) dans toute la Wallonie, et ce, depuis décembre 2014.

Dans le cadre de ce mémoire, ce sont évidemment les pistes cyclables répertoriées dans les voiries du PICC qui seront particulièrement pertinentes et utiles à l’analyse.

4.3 Orthophotos

Les orthophotos utilisées dans cette étude proviennent de l’imagerie aérienne produite par le Service Public de Wallonie en 2021. Ces images, orthorectifiées et mosaïquées, couvrent l’ensemble du territoire wallon avec une résolution de 25 cm. Elles sont composées de quatre bandes spectrales (rouge, vert, bleu et proche infrarouge) et ont été acquises entre le 6 mars et le 25 avril 2021. Les orthophotos sont générées grâce à un processus rigoureux comprenant la stéréopréparation, l’aérotriangulation, et l’orthorectification, combinées à un modèle numérique de terrain (MNT). La précision géométrique et radiométrique est contrôlée pour garantir une qualité optimale, et les métadonnées, incluant les angles solaires et la date de prise de vue, sont intégrées dans une couche attributaire.

Chapitre 5

Méthodologie

Ce chapitre présente les différentes étapes mises en œuvre pour évaluer la qualité des pistes cyclables à l’aide des données LiDAR aéroportées. La méthodologie commence par la définition de la zone d’étude et la création d’une couche de pistes cyclables, élaborée à partir des orthophotos, du PICC et des données LiDAR. Ensuite, plusieurs analyses ont été menées, notamment la quantification du bruit du signal LiDAR pour garantir la fiabilité des données, et le développement de méthodes spécifiques pour détecter les discontinuités et anomalies de surface. Ces méthodes sont calibrées grâce à des relevés de terrain, avant d’être validées pour comparer leur capacité à identifier et caractériser les anomalies sur différentes pistes cyclables. La figure 5.1 présente une synthèse structurée de l’ensemble des étapes méthodologiques décrites dans cette étude.

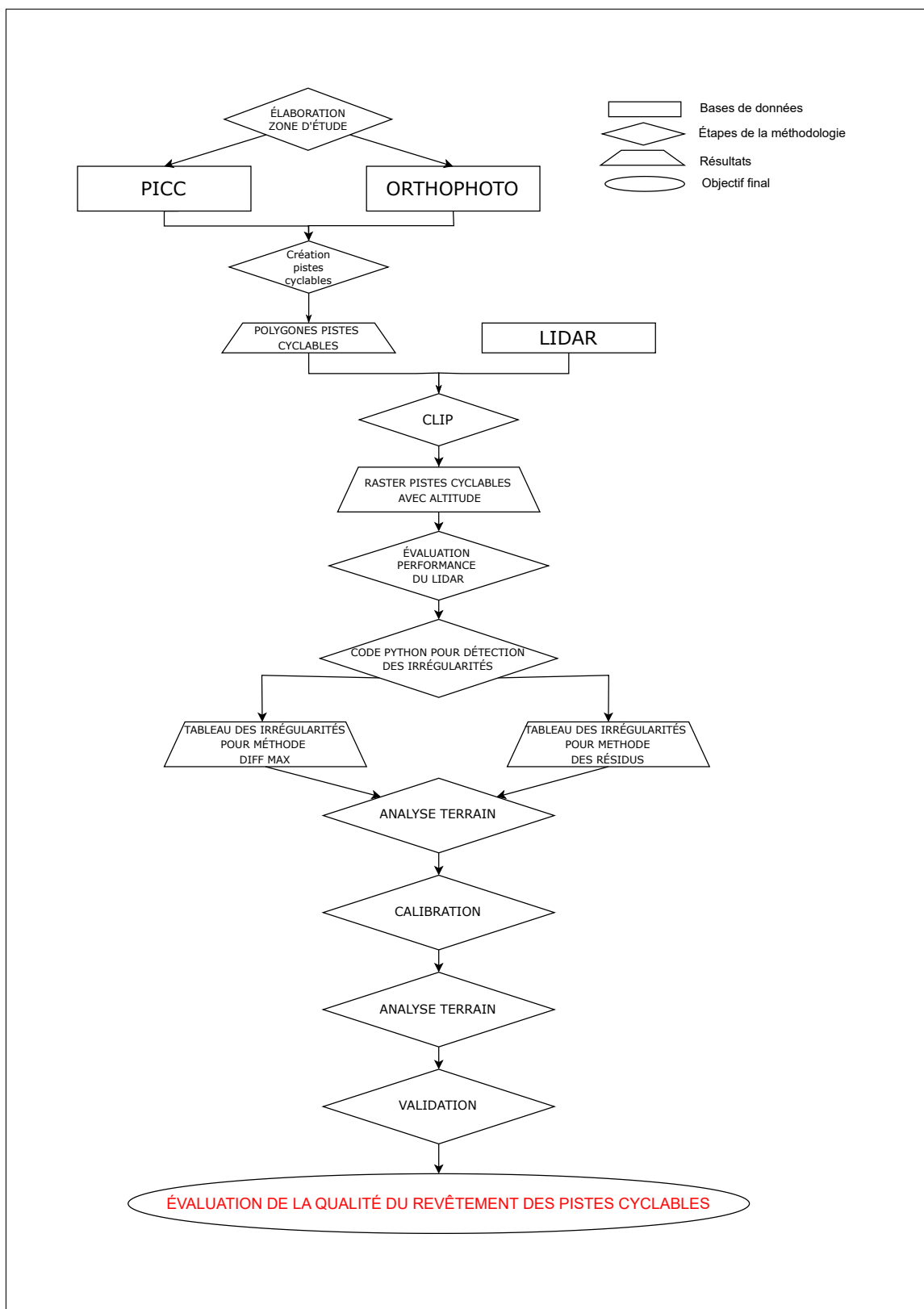
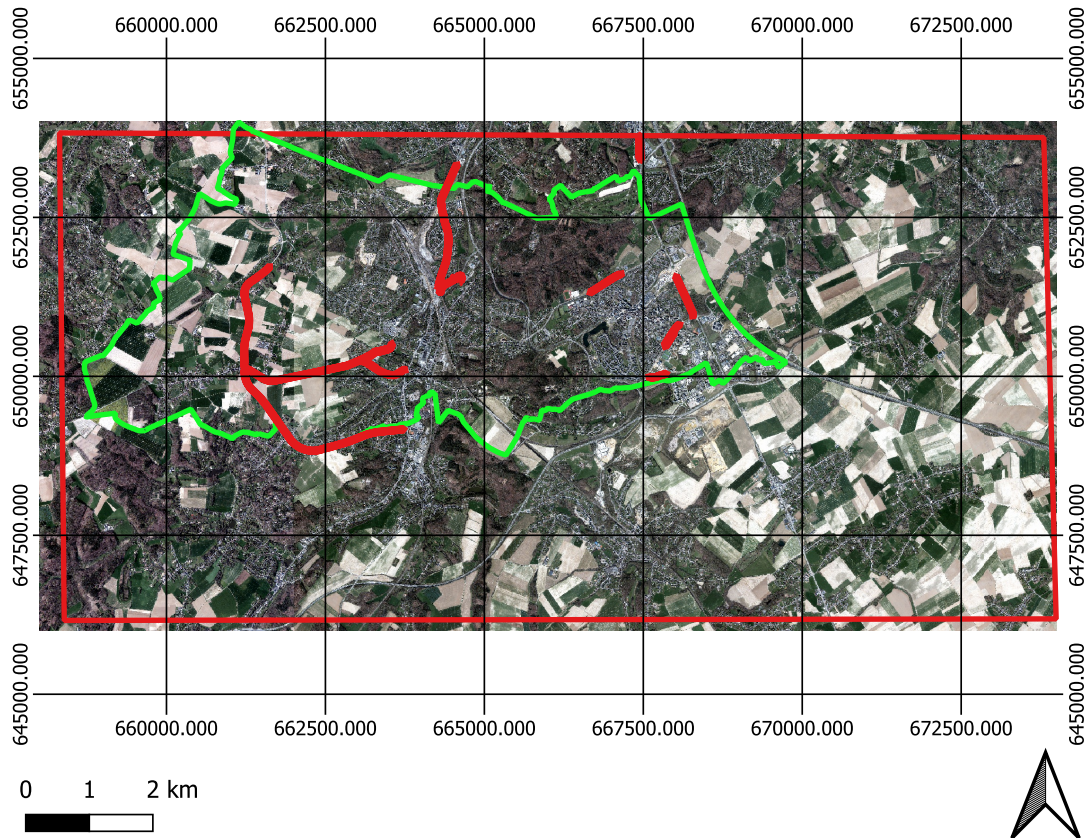


FIGURE 5.1 – Schéma de la méthodologie

5.1 Zone d'étude

La zone d'étude se concentre autour d'Ottignies-Louvain-La-Neuve, couvrant une superficie de 19,800 m² de pistes cyclables analysées (figure 5.2). Ce secteur a été sélectionné en raison de sa proximité avec les gares d'Ottignies et de Louvain-La-Neuve, offrant un accès facilité pour les travaux de terrain. De plus, cette zone bénéficie d'une couverture complète par les données nécessaires à l'analyse, incluant les orthophotos, le PICC et le LiDAR, ce qui garantit la disponibilité des informations géospatiales requises pour l'étude. Louvain-La-Neuve se distingue par son statut de ville piétonne, favorisant les modes de déplacement actifs tels que le vélo. La commune d'Ottignies-Louvain-La-Neuve (OLLN) est également reconnue pour son engagement en faveur de mobilité active, comme en témoignent plusieurs initiatives et politiques. Parmi celles-ci figurent la mise en œuvre d'un plan cyclable ambitieux, l'adoption d'un Plan Communal de Mobilité (PCM) axé sur les déplacements doux, et son statut de commune cyclable (Ottignies-Louvain-La-Neuve, 2024). De plus, la commune bénéficie de financements dédiés tels que PiWACY et PiMaCY, visant à améliorer les infrastructures cyclables et à encourager leur utilisation (SPW Mobilité, 2024). Ces éléments font de cette zone un cadre pertinent pour étudier la qualité des pistes cyclables et leur rôle dans la promotion des déplacements actifs.

Carte de la zone d'étude



Légende :

- Pistes cyclables
- Zone d'étude
- Brabant Wallon
- Belgique
- Ottignies-Louvain-La-Neuve

Data : Walonmap
 Système de coordonnées :
 Belgian Lambert 2008 (EPSG: 3812)
 Software : QGIS

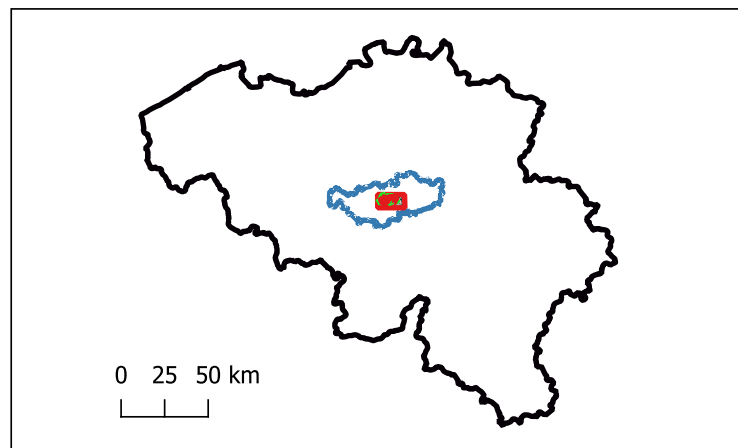


FIGURE 5.2 – Localisation de la zone d'étude représentée sur une orthophoto de référence

5.2 Manipulation des jeux de données sur QGIS

Toutes les manipulations de ce mémoire sont réalisées sur QGIS. QGIS (Quantum GIS) est un logiciel SIG open source multiplateforme, utilisé pour la visualisation, l'analyse et l'édition de données géospatiales (QGIS Development Team, 2024). Compatible avec de nombreux formats de données, il offre des outils avancés d'analyse spatiale, de cartographie et d'automatisation via Python et peut être étendu grâce à des plugins.

5.2.1 Construction des pistes cyclables

En l'absence de données géospatiales délimitant les surfaces de roulage des pistes cyclables en Wallonie, il a été nécessaire de créer manuellement un réseau représentatif. La méthodologie employée repose sur l'utilisation de l'outil de création de polygones dans QGIS. Les contours des pistes cyclables ont été tracés en s'appuyant sur deux sources principales : le PICC, qui fournit une base cartographique détaillée, et l'orthophoto de la Wallonie de 2021, permettant une visualisation précise de l'environnement à haute résolution (figure 5.3).



FIGURE 5.3 – PICC (lignes rouges) et Orthophoto (fond)

Ces données ont été utilisées conjointement pour garantir une représentation aussi fidèle que possible des infrastructures cyclables. Cette base de donnée de la surface des pistes cyclables constitue une base indispensable

pour l'évaluation de la qualité des infrastructures cyclables dans le cadre de cette recherche.

5.2.2 Couplage MNT et pistes cyclables

Afin de cibler spécifiquement les infrastructures cyclables, les données du modèle numérique de terrain (MNT) ont été restreintes aux zones correspondant uniquement aux pistes cyclables définies dans la couche de référence. Cette étape est essentielle pour éliminer les informations géographiques non pertinentes et concentrer l'analyse sur les surfaces d'intérêt.

La méthode repose sur l'application d'un masque spatial, défini par l'emprise des pistes cyclables (QGIS Development Team, 2023). Cette approche garantit que seules les informations correspondant aux zones d'étude sont conservées, tout en facilitant l'intégration et le traitement des données géospatiales. Pour éviter que des éléments périphériques, tels que la végétation ou les bordures, ne perturbent les analyses, des zones tampons négatives de 15 et 25 cm ont été appliquées.

Le choix de ces distances a été guidé par la taille du pixel du raster résultant, fixée à 50 cm, et par la nécessité d'exclure les artefacts en bordure des pistes cyclables. Une zone tampon de 15 cm représente le minimum nécessaire pour réduire efficacement les biais tout en conservant une surface analysable significative. Par ailleurs, la zone tampon de 25 cm, plus large, a été utilisée pour exagérer la découpe, garantissant ainsi l'élimination de tout artefact potentiel en périphérie des pistes cyclables, au prix d'une réduction plus importante de la surface analysée.

5.3 Évaluation de la performance du LiDAR

L'objectif de cette section est de quantifier le bruit du signal LiDAR et d'évaluer la performance du LiDAR pour détecter des irrégularités de surface de manière générale.

5.3.1 Bruit du signal LiDAR

L'objectif est de modéliser localement la pente et d'évaluer les variations en altitude, tout en quantifiant le bruit intrinsèque des données LiDAR. Pour quantifier le bruit du signal LiDAR, une approche basée sur des fenêtres glissantes a été utilisée. Cette méthode a été appliquée à un raster représentant une piste d'aéroport, supposée être plane et dépourvue d'irrégularités significatives (Annexe B.2).

La méthodologie repose sur l'utilisation de fenêtres glissantes de taille fixe, déplacées le long des distances associées au raster avec un chevauchement prédéfini. Pour chaque fenêtre, une régression linéaire a été ajustée afin de modéliser la relation entre les distances (x) et les altitudes (y). La relation est définie par l'équation :

$$\hat{y}_i = \beta_0 + \beta_1 x_i \quad (5.1)$$

où $\hat{y}_i$ représente l'altitude prédite, β_0 l'ordonnée à l'origine, β_1 la pente locale et x_i la distance le long du raster. À partir de ce modèle, les altitudes prédites ont été calculées pour chaque point, et les résidus (e_i) ont été obtenus selon l'équation 5.2. Les résidus représentent les écarts entre les altitudes observées et celles prédites par le modèle local.

$$e_i = y_i - \hat{y}_i \quad (5.2)$$

Pour évaluer les performances du modèle et quantifier le bruit des données LiDAR, deux métriques ont été utilisées : l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'erreur absolue moyenne (MAE). Le RMSE, exprimé dans la même unité que les altitudes, reflète la dispersion des résidus et est sensible aux écarts importants. En complément, le MAE fournit une mesure moyenne des erreurs absolues, offrant une évaluation robuste moins influencée par les valeurs extrêmes. Ces métriques sont définies par les

équations 5.3 et 5.4 respectivement.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (5.3)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \quad (5.4)$$

Enfin, l'écart-type des résidus qui reflète la variabilité des écarts entre les altitudes observées et celles prédites a été utilisé pour quantifier le bruit des données LiDAR. Ces variations sont attribuées au bruit, la piste d'aéroport étant supposée plane et exempte d'irrégularités significatives.

5.3.2 Évaluation générale de la détection d'irrégularités de surface par le LiDAR

Cette section vise à examiner la capacité du LiDAR à détecter des irrégularités de surface, non seulement sur les pistes cyclables, mais de manière plus générale. Cette démarche vise à déterminer si le LiDAR peut identifier ces irrégularités et, si oui, quelles sont leurs caractéristiques détectables.

Pour ce faire, nous utilisons l'outil Profile Tool intégré dans QGIS, qui permet de générer des transects à partir des données altimétriques du LiDAR. Cet outil extrait les variations d'altitude sur une ligne définie, créant un profil longitudinal précis qui met en évidence les changements topographiques. Ces transects constituent un moyen efficace d'analyser les données LiDAR en détail, en offrant une représentation visuelle des variations de surface.

Afin de tester l'approche, les transects sont tracés sur des éléments présentant des irrégularités connues, telles que des bordures, des trottoirs, ou d'autres éléments du paysage urbain. Ces exemples variés permettront de tester la sensibilité du LiDAR à différents types d'irrégularités et d'évaluer sa capacité à fournir des données cohérentes et exploitables pour diverses surfaces. Cette analyse servira ainsi de base pour comprendre le potentiel

d'utilisation des données LiDAR dans la détection des anomalies de surface de pistes cyclables.

5.4 Méthodes de détection des discontinuités

Deux méthodes ont été développées et implémentées en Python à l'aide de Google Colab. La méthode de différence maximale et la méthode des résidus locaux permettent de traiter efficacement les rasters représentant les pistes cyclables, préalablement générés (voir annexe B.1).

Google Colab, ou Google Collaboratory, est une plateforme cloud fournie par Google, spécifiquement conçue pour exécuter des scripts Python dans un environnement en ligne. Cet outil est particulièrement adapté aux analyses de données et au traitement d'images géospatiales, car il offre un accès rapide à des ressources informatiques (CPU, GPU) sans nécessiter de configuration locale complexe (Bisong, 2019).

5.4.1 Différence maximum

La méthode *Diff Max* s'appuie sur une comparaison de l'altitude d'un pixel avec celles des pixels adjacents pour détecter des points singulièrement élevés. Autrement dit, la méthode vise à distinguer les anomalies d'altitude des variations naturelles en tenant compte de la pente locale.

Dans un premier temps, une analyse locale de la pente est réalisée pour différencier les variations naturelles induites par le relief et les anomalies d'altitude correspondant à des défauts ou des dégradations de la bande de roulage de la piste cyclable. La pente individuelle de chaque pixel est calculée à partir des gradients altimétriques horizontaux (x) et verticaux (y), selon l'équation 5.5.

$$s = \sqrt{\left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)^2} \quad (5.5)$$

où $\frac{\partial z}{\partial x}$ et $\frac{\partial z}{\partial y}$ représentent les variations d'altitude dans les directions horizontale et verticale respectivement, et s correspond à la pente individuelle d'un pixel. Pour mieux comprendre les variations locales, les pentes individuelles sont analysées au sein de ce qu'on appelle une fenêtre glissante.

Une fenêtre glissante est une sous-région carrée de taille définie par calibration qui se déplace pas à pas sur l'ensemble du MNT. À chaque position de la fenêtre, les valeurs des pixels contenus dans cette zone sont utilisées pour calculer des statistiques locales, comme ici la pente moyenne. Cette approche permet d'analyser les variations de terrain à petite échelle tout en conservant une perspective globale sur la surface.

La pente moyenne locale dans une fenêtre donnée est alors calculée à partir des pentes individuelles des pixels contenus dans cette fenêtre, selon l'équation 5.6.

$$\text{Pente moyenne locale} = \frac{\sum s_i}{N} \quad (5.6)$$

où s_i représente les pentes individuelles des pixels dans la fenêtre et N est le nombre total de pixels valides (non nuls ou non manquants) dans cette fenêtre. En divisant le MNT en fenêtres glissantes, il devient possible d'adapter les calculs de pente aux caractéristiques locales. Cette pente moyenne locale est essentielle pour ajuster dynamiquement le seuil de détection des anomalies.

Un seuil de base est défini pour la détection des anomalies. Ce seuil est ensuite ajusté en fonction de la pente moyenne locale selon l'équation 5.7.

$$\text{Seuil ajusté} = \text{Seuil de base} + \frac{\text{Pente moyenne locale}}{A} \quad (5.7)$$

où :

- Seuil de base : Valeur fixe pour détecter des anomalies.
- Pente moyenne locale : Moyenne des pentes calculées dans une fenêtre donnée.
- Seuil ajusté : Seuil adapté à la pente locale, augmentant dans les

zones à forte pente pour refléter des variations naturelles plus importantes.

— A : Facteur de calibration

La détection des anomalies repose sur une comparaison entre l'altitude du pixel central (Z_{centre}) et celles de ses voisins (Z_{voisins}). Seules les différences positives, où le pixel central est plus élevé que ses voisins, sont prises en compte. Lorsqu'une différence significative est observée, un pixel présentant une altitude anormalement élevée par rapport à un pixel adjacent induit réciproquement que ce voisin apparaît anormalement bas. En limitant l'analyse aux différences positives, cette approche permet de détecter chaque anomalie une seule fois, évitant ainsi le double comptage des irrégularités altimétriques. Un pixel est considéré comme problématique si cette différence maximale excède un seuil ajusté, selon l'équation 5.8.

$$\text{Si } \text{Diff}_{\text{max}} > \text{Seuil ajusté, alors le pixel est problématique.} \quad (5.8)$$

La différence maximale (Diff_{max}) utilisée dans cette condition est définie comme suit :

$$\text{Diff}_{\text{max}} = Z_{\text{centre}} - \max(Z_{\text{voisins}}) \quad (5.9)$$

où :

- Z_{centre} : Altitude ou valeur d'élévation du pixel central analysé.
- Z_{voisins} : Altitudes des pixels voisins entourant le pixel central dans une fenêtre 3×3 .
- Diff_{max} : Différence entre l'altitude du pixel central et la plus grande altitude parmi ses voisins.

Cette méthode, en tenant compte des variations naturelles de la pente du terrain via un seuil ajusté, s'adapte automatiquement aux zones de forte pente. Ce processus vise à distinguer les anomalies altimétriques spécifiques des variations topographiques naturelles, une efficacité qui sera évaluée

dans les sections suivantes à travers l'analyse des résultats.

5.4.2 Résidus locaux

La méthode des résidus repose sur une modélisation locale de la surface du terrain pour détecter les points qui s'écartent significativement de la surface simulée. Contrairement à la méthode *Diff Max*, cette approche intègre une analyse statistique des écarts entre les altitudes réelles et celles prédites par un modèle de régression.

La première étape consiste à modéliser la surface locale autour de chaque pixel. Une fenêtre de 3×3 pixels est utilisée pour effectuer une régression linéaire des altitudes (Z) en fonction des coordonnées géographiques (X, Y). Ce modèle linéaire est exprimé par :

$$\hat{Z} = aX + bY + c \quad (5.10)$$

où a , b et c sont les coefficients estimés par régression. Ces coefficients permettent de représenter localement le terrain comme un plan incliné. L'altitude prédite du pixel central, $\hat{Z}_{\text{centre}}$, est calculée à partir de ce modèle.

Le résidu est ensuite défini comme la différence entre l'altitude réelle du pixel central (Z_{centre}) et l'altitude prédite ($\hat{Z}_{\text{centre}}$) :

$$\text{Résidu} = Z_{\text{centre}} - \hat{Z}_{\text{centre}} \quad (5.11)$$

L'analyse des résidus est réalisée sur un raster généré à partir de ces différences. Une division du MNT en fenêtres, avec un chevauchement permet de calculer l'écart-type local des résidus, qui représente la variabilité normale des écarts dans chaque fenêtre.

Les pixels sont considérés comme problématiques si leur résidu absolu dépasse un seuil défini selon l'équation 5.12.

$$|\text{Résidu}| > k \cdot \sigma_{\text{local}} \quad (5.12)$$

où :

- $|\text{Résidu}|$: La valeur absolue de la différence entre l'altitude réelle et l'altitude prédite par le modèle linéaire local.
- k : Un facteur multiplicatif, déterminé par calibration, qui contrôle la sensibilité du critère de détection des anomalies.
- σ_{local} : L'écart-type local des résidus calculé dans une fenêtre glissante, qui représente la variabilité normale des différences dans cette zone.

Les pixels identifiés selon ce critère signalent des écarts significatifs par rapport au comportement attendu du terrain.

5.5 Calibration

Pour garantir la robustesse et l'efficacité des deux méthodes développées, une calibration repose sur des données collectées sur le terrain, où les inconforts perçus sur les pistes cyclables sont identifiés et documentés. La calibration sert à ajuster les paramètres des méthodes, afin de maximiser leur capacité à détecter automatiquement les anomalies observées sur le terrain. Les paramètres concernés incluent : la taille des fenêtres (pour la pente moyenne locale et l'écart-type des résidus) et leur chevauchement, le seuil de base et le paramètre A , le multiplicateur k , ainsi que la taille du buffer négatif.

5.5.1 Protocole de collecte des données sur le terrain

L'analyse de terrain vise à identifier les inconforts ressentis par les usagers sur les pistes cyclables. Elle repose sur plusieurs étapes clés. Tout d'abord, des tracés spécifiques ont été sélectionnés subjectivement, en fonction de la connaissance préalable du terrain, afin de parcourir des sections susceptibles de présenter un maximum d'irrégularités, dans le cadre de la phase de calibration. Ces tracés sont ensuite parcourus à vélo pour relever chaque anomalie perçue, telles que des irrégularités dans le revêtement, des

bordures saillantes ou tout autre obstacle pouvant provoquer un inconfort. Les anomalies identifiées sont documentées en enregistrant leurs coordonnées GPS à l'aide d'un smartphone et de l'application Google Maps. Ces coordonnées sont ensuite corrigées manuellement à l'aide des images satellites et des repères environnants, afin d'optimiser la précision. Enfin, des photographies sont prises et associées aux coordonnées relevées, permettant de contextualiser visuellement chaque anomalie enregistrée.

5.5.2 Quantification de l'incertitude du GPS

L'incertitude du GPS est évaluée via 10 points de référence dont les coordonnées exactes sont disponibles dans le PICC ou les orthophotos. Ces points ont été sélectionnés arbitrairement et répartis dans la zone d'étude. L'objectif était de représenter au mieux les différentes conditions de terrain rencontrées lors des relevés sur les pistes cyclables. Ils incluent des éléments facilement identifiables, tels que des intersections, des bouches d'égout ou encore des arbres. Les coordonnées de ces points sont relevées en utilisant la même méthode que celle utilisée pour la collecte de données sur le terrain, à savoir un smartphone associé à des repères visuels issus des images satellites, afin d'améliorer la précision. Enfin, une comparaison est réalisée entre les coordonnées relevées et celles des points de référence pour évaluer la précision du GPS utilisé. L'erreur est calculée pour chaque point en utilisant la distance euclidienne entre les coordonnées enregistrées (x_i, y_i) et les coordonnées de référence $(x_i^{\text{ref}}, y_i^{\text{ref}})$. Cette distance est donnée par :

$$\text{EGPS}_i = \sqrt{(x_i - x_i^{\text{ref}})^2 + (y_i - y_i^{\text{ref}})^2} \quad (5.13)$$

où EGPS_i représente la distance entre le point enregistré et le point de référence.

Une moyenne des erreurs est ensuite calculée pour évaluer la précision globale de notre système de positionnement des observations de terrain. Ces incertitudes sont intégrées dans les analyses pour renforcer la fiabilité

des résultats obtenus.

5.5.3 Ajustement des paramètres

Les données collectées sur le terrain sont utilisées pour ajuster les paramètres des deux méthodes et résumées dans le tableau 5.1. La calibration de la taille des fenêtres et de leur chevauchement est identique pour les deux méthodes, car ces paramètres influencent de manière similaire la granularité et la continuité de l'analyse. En revanche, la calibration de la taille de la zone tampon négative diffère entre les deux méthodes, car chacune est affectée différemment par l'inclusion ou l'exclusion de pixels situés en périphérie des pistes cyclables. Les paramètres calibrés incluent :

- La taille des fenêtres et leur chevauchement : Ces valeurs influencent la granularité de l'analyse et permettent d'équilibrer la précision de la détection et les performances de calcul. (Équation 5.6 et 5.12)
- Le seuil de base et division de la pente moyenne locale (A), permettant de distinguer les anomalies réelles des variations naturelles du terrain. (Équation 5.7)
- Le multiplicateur k , utilisé pour fixer le seuil d'identification des pixels problématiques. (Équation 5.12)
- La taille de la zone tampon négative : Cette étape (voir section 5.2.2) est cruciale pour éviter que des points en dehors des pistes cyclables, comme des bordures ou de la végétation, soient inclus dans l'analyse. Un buffer trop large risque d'exclure des parties pertinentes des pistes, tandis qu'un buffer trop étroit pourrait inclure des éléments indésirables.

5.6 Validation des méthodes développées

La validation des méthodes permet non seulement de quantifier leur précision dans des conditions réelles, mais aussi de comparer leurs performances respectives. Les résultats obtenus offrent une base solide pour

TABLE 5.1 – Paramètres à calibrer pour les deux méthodes

Paramètre	Diff Max	Résidus
Taille de la fenêtre locale	✓	✓
Seuil de base et A	✓	
Chevauchement des fenêtres		✓
Multiplicateur pour l'écart-type local		✓
Taille du buffer	✓	✓

interpréter les points forts et les limites des deux approches, en fonction des types de pistes et des contextes environnementaux rencontrés.

5.6.1 Collecte des données sur le terrain

Pour valider les méthodes développées, un itinéraire spécifique a été planifié afin de couvrir de manière systématique les différents types de pistes cyclables présents dans la zone d'étude. Cet itinéraire inclut des segments présentant des anomalies identifiées comme problématiques par les deux méthodes d'évaluation. Il convient de noter que la position exacte des anomalies n'a pas été mémorisée directement par l'agent de terrain, nécessitant une corrélation ultérieure avec les données analysées.

Cette planification garantit une couverture exhaustive et objective des anomalies perçues, sans introduire de biais lié à une connaissance préalable des coordonnées des anomalies détectées par l'algorithme.

Les anomalies relevées lors de l'itinéraire de validation sont enregistrées en utilisant le même protocole que celui employé pour la calibration, afin de garantir une utilisation cohérente des données et une prise en compte uniforme des erreurs GPS. Pour chaque anomalie, les coordonnées sont collectées à l'aide d'un smartphone, complétées par des repères visuels tirés des images satellites afin d'améliorer la précision et corrigées comme expliquées dans la section 5.5.2. De plus, des photographies sont prises pour documenter visuellement les anomalies observées, ce qui facilite leur analyse ultérieure.

5.6.2 Évaluation des performances des méthodes

Ce protocole vise à évaluer la capacité des deux méthodes développées à détecter les anomalies réelles et à comparer les performances selon les différents types de pistes cyclables et contextes géographiques parcourus. Les performances des méthodes de détection sont analysées à l'aide de trois métriques : la précision (*Precision*), le rappel (*Recall*) et le F1-Score.

Précision

La précision mesure la proportion des anomalies détectées qui sont effectivement des anomalies réelles. Elle est définie par :

$$\text{Précision} = \frac{\text{Vrais Positifs (VP)}}{\text{Vrais Positifs (VP)} + \text{Faux Positifs (FP)}} \quad (5.14)$$

Rappel

Le rappel mesure la proportion des anomalies réelles qui sont correctement détectées. Il est donné par :

$$\text{Rappel} = \frac{\text{Vrais Positifs (VP)}}{\text{Vrais Positifs (VP)} + \text{Faux Négatifs (FN)}} \quad (5.15)$$

F1-Score

Le F1-Score combine la précision et le rappel en une métrique unique, exprimant leur moyenne harmonique. Il est calculé par :

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{\text{Précision} \times \text{Rappel}}{\text{Précision} + \text{Rappel}} \quad (5.16)$$

5.6.3 Classification des discontinuités

Les discontinuités détectées sont classées en trois catégories : petites, moyennes et grandes anomalies, sur la base d'un ressenti subjectif lors des relevés de terrain, faute de normes adaptées au LiDAR. Pour chaque

catégorie, les métriques de précision, rappel et F1-Score sont calculées séparément pour évaluer les performances des deux méthodes selon la taille des irrégularités.

Chapitre 6

Résultats

Ce chapitre présente les principaux résultats obtenus à partir des analyses effectuées sur les données LiDAR aéroportées. Les performances des méthodes développées sont d’abord évaluées en termes de précision et de sensibilité pour détecter les irrégularités de surface. Une attention particulière est ensuite portée aux étapes de calibration et de validation, afin d’examiner les paramètres influençant la qualité des détections. Enfin, les performances comparatives des approches testées sont discutées, mettant en lumière leurs forces et leurs limitations.

6.1 Performance du LiDAR

6.1.1 Bruit du signal LiDAR

La piste d’aéroport de Charleroi a été utilisée comme cas d’étude pour quantifier le bruit du signal LiDAR. La figure 6.1 illustre les altitudes observées (points bleus) et les pentes modélisées (ligne rouge) obtenues à l’aide d’une approche par fenêtres glissantes avec chevauchement. Cette représentation permet de visualiser la correspondance entre les données observées et le modèle local, tout en mettant en évidence les variations dues au bruit. Les altitudes observées et les pentes modélisées servent de base pour évaluer la qualité du modèle ajusté et quantifier la dispersion des résidus, considérée comme une mesure du bruit des données LiDAR.

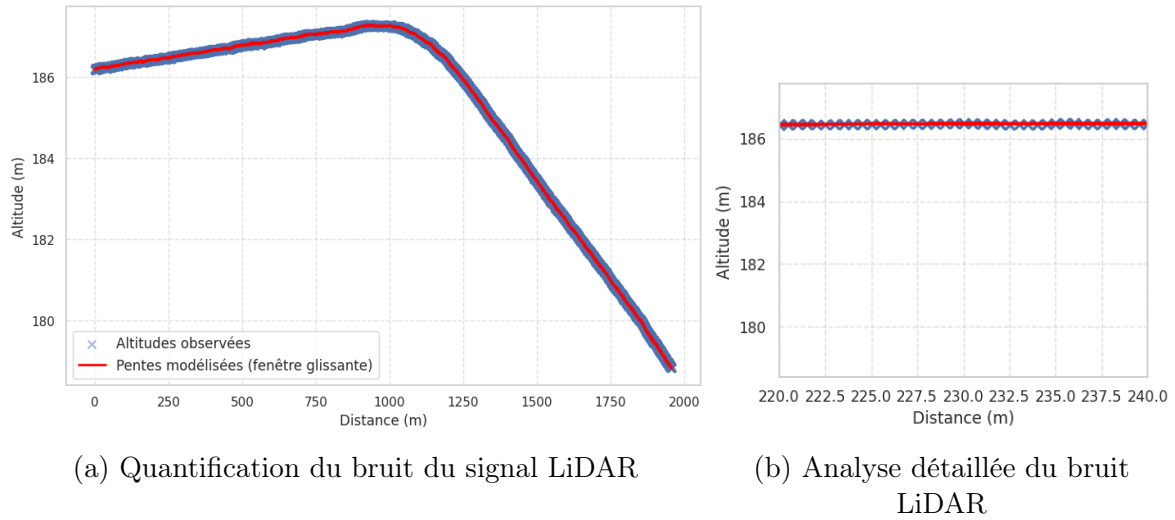


FIGURE 6.1 – Illustration du bruit dans les données LiDAR, avec une quantification générale à gauche et une analyse détaillée à droite.

Pour quantifier le bruit des données LiDAR, les métriques statistiques présentées dans le tableau 6.1 ont été calculées à partir des résidus des altitudes modélisées sur la piste d’aéroport.

TABLE 6.1 – Statistiques des résidus pour la quantification du bruit LiDAR.

Métrique	Valeur
Erreur quadratique moyenne (RMSE)	0.0124 m
Erreur absolue moyenne (MAE)	0.0099 m
Écart-type des résidus (bruit)	0.0124 m

La RMSE, qui mesure la dispersion globale des résidus, est de 0.0124 m, indiquant une forte correspondance entre les altitudes modélisées et observées. Comparée à l’erreur absolue moyenne (MAE), également faible (0.0099 m), la RMSE est plus sensible aux valeurs extrêmes. Ici, la proximité des deux métriques suggère que les valeurs extrêmes sont négligeables, reflétant une cohérence globale du modèle. Le MAE, représentant l’erreur moyenne absolue, indique des erreurs moyennes de l’ordre de 1 cm.

L’écart-type des résidus, égal à la RMSE (0.0124 m), confirme que la variabilité des résidus autour de leur moyenne (supposée nulle) est très faible, reflétant un faible bruit intrinsèque des données LiDAR. Cette analyse,

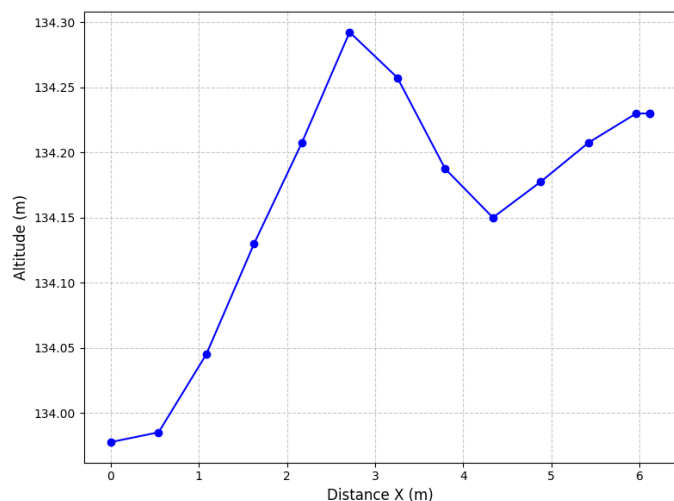
réalisée sur une surface supposée très plane comme une piste d'aéroport, démontre la précision des données LiDAR. On peut ainsi supposer que le bruit intrinsèque du LiDAR est bien maîtrisé, rendant cette technologie adaptée à des applications nécessitant une haute précision altimétrique.

6.1.2 Évaluation générale de la détection d'irrégularités de surface par le LiDAR

Des transects ont été réalisés sur des éléments présentant des irrégularités lors des visites de terrain de calibration, tels que des bordures, des trottoirs ou des structures similaires (figure 6.2).



(a) Photo de l'environnement mesuré avec la direction du transect (flèche rouge)



(b) Transect correspondant (altitude en fonction de la distance)

FIGURE 6.2 – Analyse de surface : photo de l'environnement et transect associé

Le transect illustré à la figure 6.2b met en évidence la capacité du LiDAR à détecter les irrégularités topographiques avec précision. Ce graphique reflète les variations rencontrées dans l'environnement étudié, comme l'illustre la figure 6.2a. De plus, l'analyse des données révèle qu'une bordure nette n'entraîne pas systématiquement un saut abrupt d'altitude, soulignant ainsi les limites de la sensibilité du LiDAR aux transitions de

surface particulièrement marquées. Ces observations confirment néanmoins que le LiDAR est un outil utilisable pour identifier les irrégularités de surface dans des contextes variés.

D'autres exemples d'irrégularités, tels que des casse-vitesses, terre-pleins et bouches d'égouts, sont présentés à la figure 6.3. Ces cas mettent en évidence la sensibilité du MNT aux variations topographiques, illustrant le potentiel du LiDAR pour détecter ces anomalies.

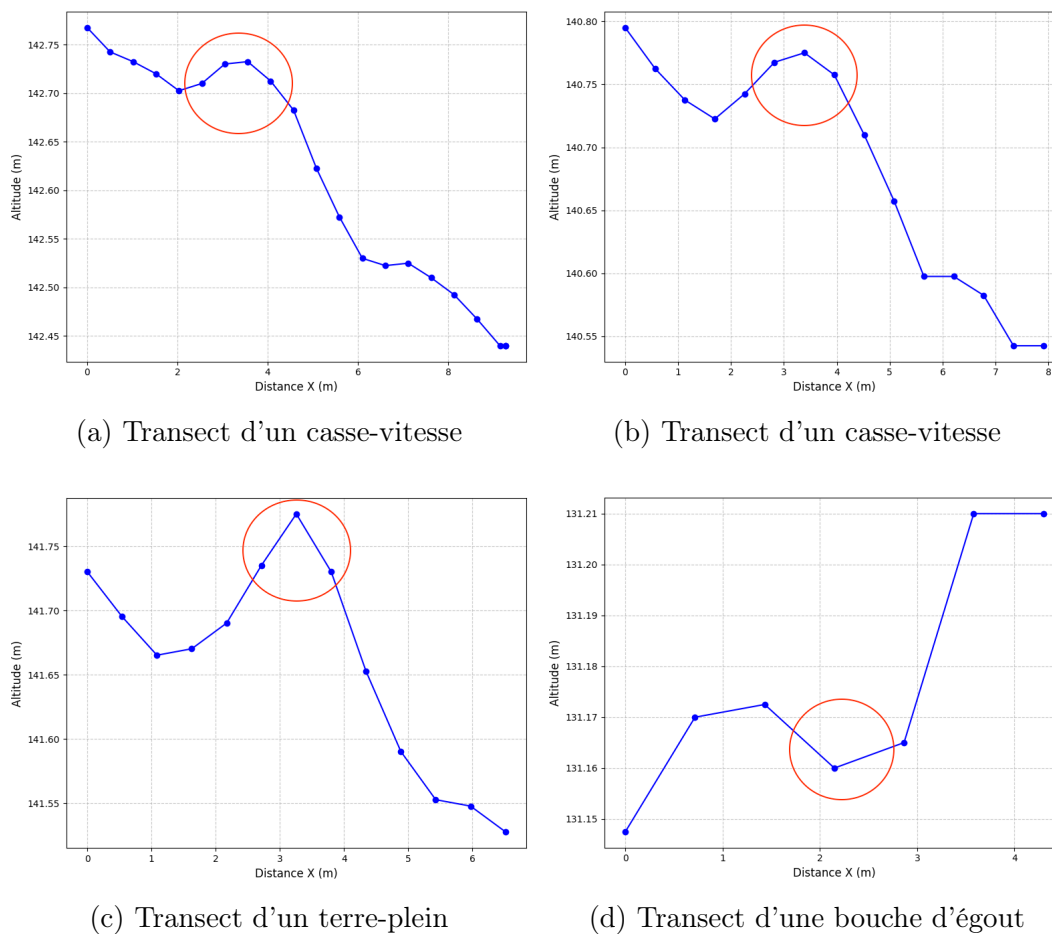


FIGURE 6.3 – Différents transects d'irrégularités majeures

Ces résultats constituent une base pour poursuivre l'étude en vue de distinguer les irrégularités spécifiques aux pistes cyclables et d'évaluer, par extension, la qualité de leur revêtement.

6.2 Calibration

Cette section présente d’abord l’erreur associée à la méthode de géoréférencement permettant d’estimer la précision des relevés terrain. Ensuite, l’analyse de terrain sert à ajuster et à calibrer chaque paramètre des deux méthodes développées, en se basant sur la détection des anomalies réelles observées sur le terrain.

6.2.1 Erreur de géoréférencement des anomalies

Les relevés montrent une erreur moyenne de 68 cm, avec un écart maximal mesuré atteignant 1.12 m, soulignant les limites de précision inhérentes à cette méthode de collecte de données. La table 6.2 présente les résultats de la quantification de l’erreur GPS associée à l’utilisation d’un smartphone pour l’enregistrement des coordonnées géographiques lors des analyses de terrain. L’ensemble des points est présenté dans le tableau A.3, disponible en annexe.

TABLE 6.2 – Quantification de l’erreur GPS pour la collecte des données

Paramètre	Valeur
Nombre de points de référence analysés	10
Écart maximal observé entre GPS et réf.	1.12 m
Moyenne des écarts observés	68 cm

6.2.2 Taille de la fenêtre et du chevauchement

Chevauchement

La détermination de la taille de la fenêtre et du chevauchement est une étape cruciale pour garantir une détection fiable des irrégularités de surface à partir des données LiDAR qui ont une résolution de 50 cm. Un chevauchement de *50 % de la taille de la fenêtre* est systématiquement retenu pour assurer une couverture complète et continue de l’ensemble de

la piste cyclable tout en limitant le traitement redondant. Les avantages de ce choix sont :

- Réduction des artefacts de bord : En utilisant un chevauchement, chaque pixel appartient à plusieurs fenêtres, ce qui réduit l’impact des variations abruptes aux bordures des fenêtres.
- Amélioration de la précision : Le chevauchement permet une meilleure prise en compte des variations locales et garantit que les petites irrégularités ne sont pas ignorées entre deux fenêtres adjacentes.
- Cohérence spatiale : La redondance due au chevauchement aide à vérifier la cohérence des résultats et à éviter les “trous” dans la détection des anomalies.

Taille de la fenêtre

La fenêtre permet d’analyser le terrain par segments locaux afin de calculer la pente moyenne locale pour la méthode Diff Max et les résidus pour la méthode des résidus. La taille de la fenêtre est déterminante pour garantir la pertinence des résultats : une fenêtre trop large risque de lisser les irrégularités fines, atténuant ainsi la détection des anomalies locales, tandis qu’une fenêtre trop réduite est trop sensible au bruit inhérent aux données LiDAR. L’objectif est donc de déterminer une taille optimale qui assure un équilibre entre la détection précise des anomalies et la réduction des effets du bruit, en tenant compte des caractéristiques topographiques du terrain étudié. Les tailles de fenêtre retenues pour la calibration sont de 5 et 10m (figure 6.4). L’analyse comparative des résultats obtenus avec des fenêtres de tailles différentes sur la figure 6.4 met en évidence l’impact significatif de ce paramètre sur la détection des anomalies de terrain. Les analyses indiquent qu’une taille de fenêtre de 10m optimise les performances des deux méthodes, avec un impact particulièrement notable sur la méthode des résidus (figure 6.4b). Cette configuration permet à la méthode des résidus de détecter avec précision l’anomalie identifiée sur le terrain, laquelle

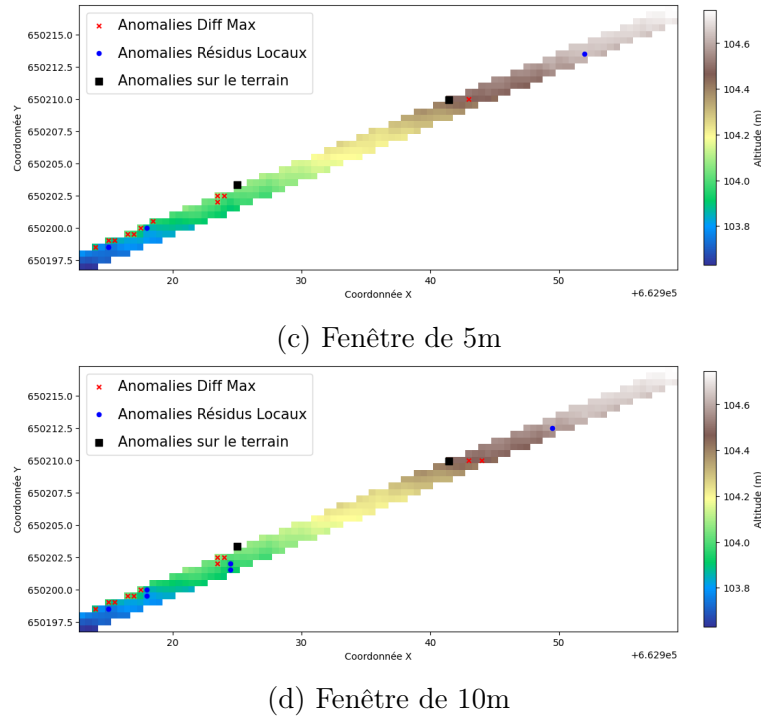
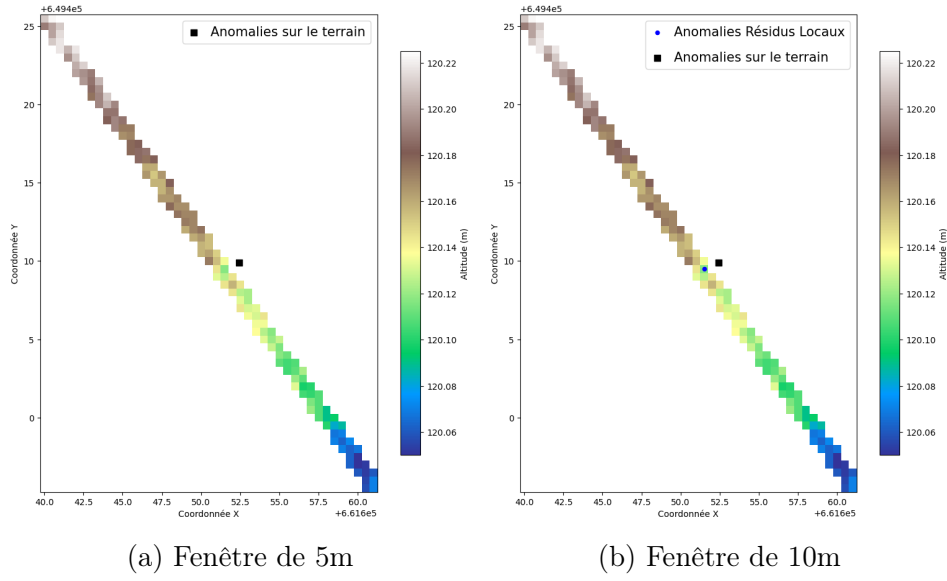


FIGURE 6.4 – Graphiques illustrant une portion de pistes cyclables avec les anomalies détectées par les méthodes *Diff Max* et résidus locaux. Les illustration (a) et (c) utilisent une fenêtre de 5m, tandis que (b) et (d) appliquent une fenêtre de 10m. Les points noirs signalent les anomalies relevées sur le terrain, et les couleurs indiquent les altitudes du MNT.

pouvait être partiellement ignorée ou mal interprétée lors de l'utilisation d'une fenêtre de 5m. Cette amélioration s'explique par la capacité accrue de la fenêtre de 10 m à intégrer davantage d'informations locales tout en atténuant les effets des variations ponctuelles non significatives.

6.2.3 Taille de la zone tampon

Une zone tampon négative a été appliquée afin de réduire la largeur des pistes cyclables (voir section 5.2.2). Cette approche vise à garantir que les deux méthodes de détection d’irrégularités ne soient pas influencées par des valeurs situées en dehors de la piste elle-même. La figure 6.5 illustre une portion de pistes cyclables sans application de zone tampon, où les anomalies détectées incluent des altitudes de pixels situés en dehors de la piste cyclable. Cette inclusion d’éléments hors piste compromet la fiabilité des résultats obtenus par les deux méthodes, notamment en influençant la pente moyenne locale utilisée dans la méthode de différence maximale, ainsi que les calculs des résidus dans la méthode des résidus.

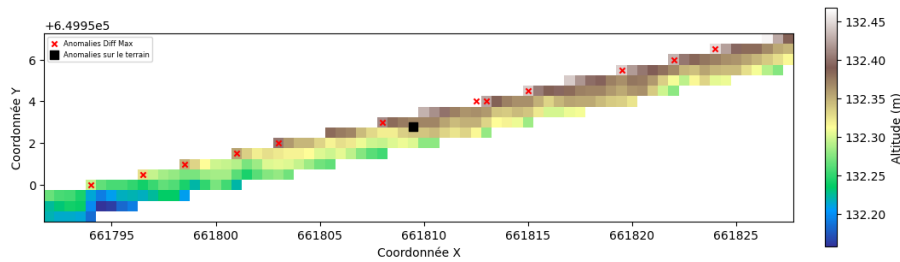
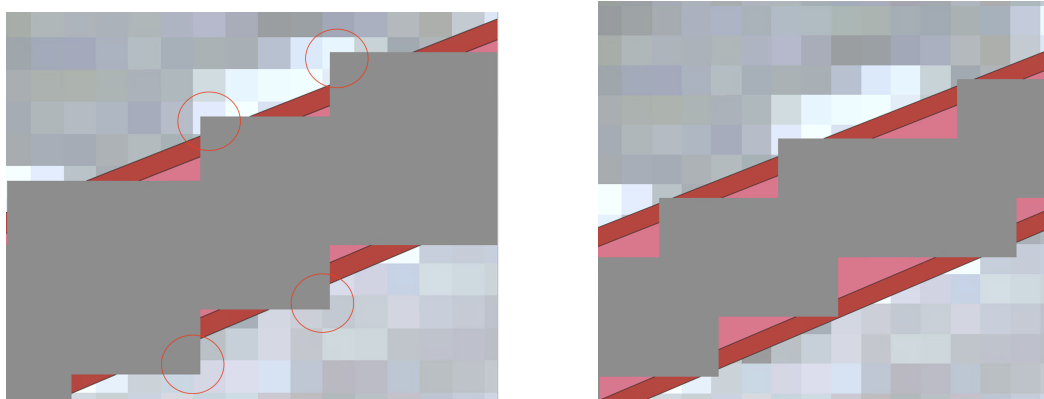


FIGURE 6.5 – Pixels problématiques détectés sur une portion de piste cyclable sans application de zone tampon, illustrant les anomalies identifiées par la méthode *Diff Max* (points rouges) et les altitudes du MNT (échelle colorée). Les anomalies sont principalement dues aux bordures de piste, soulignant l’influence des éléments hors piste en l’absence de zone tampon.

Cela résulte de l’utilisation de l’outil “Découper selon une couche de masque” (section 5.2.2), qui effectue la découpe des pixels du LiDAR de manière approximative ; ainsi, de petites portions de pixels peuvent parfois ne pas être entièrement éliminées et se retrouver en dehors des limites exactes de la piste cyclable (figure 6.6a).



(a) Découpage du LiDAR (gris) selon les pistes cyclables (en rouge) sans zone tampon et les portions hors de la piste entouré (cercle rouge)

(b) Découpage du LiDAR (gris) selon les pistes cyclables avec zone tampon (rose)

FIGURE 6.6 – Découpage du LiDAR sans et avec zone tampon

La figure 6.6b illustre que l’application d’une zone tampon permet de réduire efficacement les portions de MNT situées en dehors des limites des pistes cyclables. Toutefois, cette approche entraîne également la suppression de certaines valeurs de MNT situées à l’intérieur des pistes cyclables. Deux valeurs de zone tampon, respectivement de *15 cm* et *25 cm*, sont testées et validées afin de déterminer celle offrant la meilleure précision dans la détection des irrégularités de surface. L’approche avec une zone tampon de 15 cm vise à garantir que toutes les informations pertinentes sur les pistes cyclables sont conservées, tandis que l’approche avec une zone tampon de 25 cm permettra d’évaluer si une exclusion plus large des valeurs en bordure minimise davantage les anomalies hors des pistes, tout en vérifiant qu’aucune irrégularité significative n’est omise.

6.2.4 Seuil de base et division de la pente moyenne

En tenant compte du bruit du LiDAR (voir table 6.1), il a été nécessaire de définir un seuil de base à partir duquel les pixels sont considérés comme problématiques. Les seuils de 3, 4 et 5 centimètres ont été testés afin de calibrer la méthode de détection des anomalies pour les deux approches utilisées (différence maximale et résidus locaux).

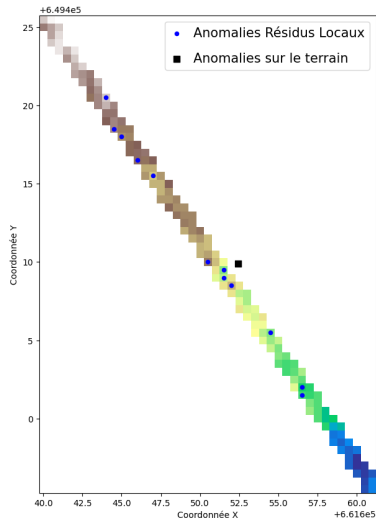
Les résultats des tests indiquent que le seuil de 3 cm, engendre un nombre élevé de fausses anomalies en raison de sa sensibilité excessive au bruit du signal LiDAR. À l'inverse, le seuil de 5 cm, plus permissif, tend à sous-estimer les anomalies réelles, particulièrement dans les zones de faible pente où des variations significatives sont moins fréquentes.

Le seuil de 4 cm a finalement été retenu comme compromis optimal. Il permet de détecter les irrégularités de manière fiable, tout en réduisant les faux positifs et les faux négatifs. Ce choix tient également compte de la précision des données LiDAR et des caractéristiques des pistes cyclables étudiées. *Le paramètre A* (voir équation 5.6), utilisé pour l'ajustement du seuil, a été fixé à une valeur de 2 afin d'assurer une adaptation progressive aux variations naturelles de la pente tout en évitant la surévaluation des anomalies.

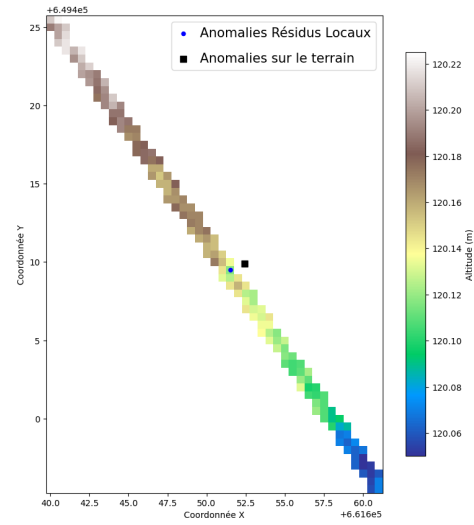
6.2.5 Multiplicateur de l'écart-type (k)

Le multiplicateur de l'écart-type est un facteur utilisé pour définir un seuil basé sur la variabilité des données. Il sert à identifier des valeurs qui s'écartent significativement de la moyenne. Lorsque $k = 2$ (figures 6.7a et 6.7c), la méthode des résidus montre une sensibilité accrue, entraînant une surestimation du nombre d'anomalies détectées. En revanche, avec $k = 3$, la méthode tend à fournir des résultats plus proches de la réalité (figures 6.7b et 6.7d), en réduisant les faux positifs tout en maintenant une détection précise des anomalies réelles.

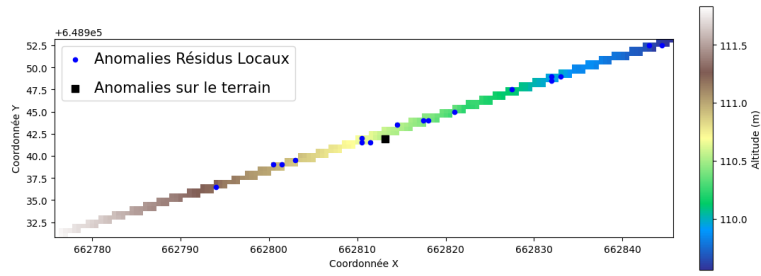
Le multiplicateur de l'écart-type retenu est fixé à une valeur de **3**. Cependant, ce choix peut entraîner la non-détection de certaines anomalies réelles (vrais positifs, figure 6.7d). Néanmoins, cette valeur a été privilégiée afin de limiter le nombre de faux positifs, assurant ainsi un équilibre optimal entre sensibilité et spécificité dans la détection des irrégularités.



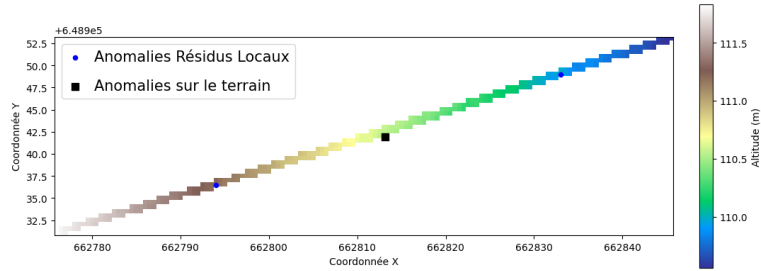
(a) $k=2$



(b) $k=3$



(c) $k=2$



(d) $k=3$

FIGURE 6.7 – Effet du multiplicateur k sur la détection des anomalies pour la méthode des résidus locaux : Cette figure présente une portion de pistes cyclables analysées avec différentes valeurs du multiplicateur k , utilisé pour ajuster le seuil de détection des anomalies. Les illustrations (a) et (c) montrent les résultats pour $k=2$, tandis que (b) et (d) correspondent à $k=3$. Les points noirs représentent les anomalies identifiées sur le terrain, et les couleurs indiquent les altitudes issues du MNT. Une valeur plus élevée de k réduit la sensibilité de la méthode, concentrant la détection sur les anomalies les plus significatives et limitant les erreurs dues aux bordures des pistes cyclables.

6.2.6 Synthèse

Le tableau 6.3 synthétise les principaux paramètres calibrés pour les deux méthodes d'analyse, *Diff Max* et *Résidus Locaux*. Ces paramètres, tels que la taille des fenêtres locales, le chevauchement des fenêtres, les seuils d'ajustement ou encore la taille des zones tampons négatives, ont été optimisés pour maximiser la précision et la fiabilité des détections. Chaque méthode a été calibrée en tenant compte de ses spécificités et des contraintes liées aux variations naturelles du terrain, garantissant ainsi des performances adaptées aux objectifs de l'étude.

TABLE 6.3 – Résumé des paramètres calibrés pour les deux méthodes

Paramètre	Diff Max	Résidus
Taille de la fenêtre locale	10 m	10 m
Chevauchement des fenêtres	–	50%
Seuil de base	4 cm	–
Paramètre A	2	–
Multiplicateur de l'écart-type	–	3
Taille de la zone tampon (buffer)	15cm/25cm	15cm/25cm

6.3 Détection des discontinuités

La figure 6.8 présente les résultats des deux méthodes appliquées au raster d'une piste cyclable situé dans la zone d'étude. Ces résultats permettent de visualiser les irrégularités détectées, conformément aux principes méthodologiques décrits, et de comparer les performances des deux méthodes dans la détection des variations topographiques significatives.

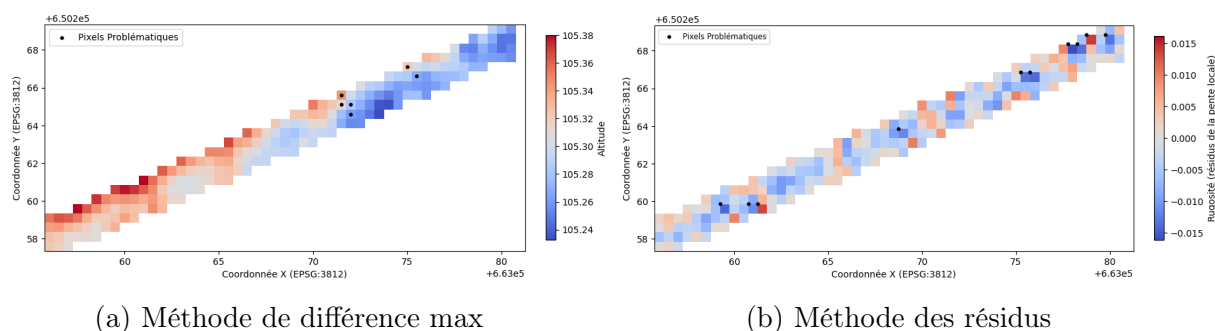


FIGURE 6.8 – Raster géoréférencé d'une piste cyclable faisant l'objet de détection d'irrégularités par les deux méthodes

Les figures 6.8a et 6.8b démontrent que les codes développés fonctionnent correctement et permettent de détecter des irrégularités potentielles. Ces résultats constituent une base pour affiner les méthodes et les valider ultérieurement.

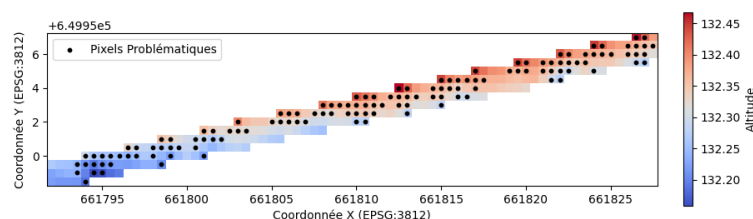


FIGURE 6.9 – Pixels problématiques avec méthode de différence max sans modélisation de la pente

Les résultats illustrés à la figure 6.9 mettent en évidence l'importance cruciale de la modélisation de la pente dans l'application de la méthode de différence maximale. Par exemple, pour une pente de 10 %, la différence de hauteur naturelle entre deux pixels d'une taille de 50 cm est de 5 cm. Dans ce cas d'étude, avec une fenêtre de calcul de 10 m, soit 20 pixels,

cette pente entraînerait une différence totale de hauteur de 1 m sur la diagonale de la fenêtre. Cette variation, inhérente à la topographie, doit être intégrée dans l'analyse pour éviter de confondre ces écarts naturels avec des anomalies de surface.

6.4 Validation

Après la calibration, l'exécution des scripts d'analyse et collecte des données sur le terrain, les résultats obtenus, présentés à la figure 6.10, seront soumis à une validation approfondie. Cette validation consiste à comparer les anomalies détectées par les deux méthodes développées avec celles effectivement relevées lors des observations terrain afin d'évaluer leur concordance.

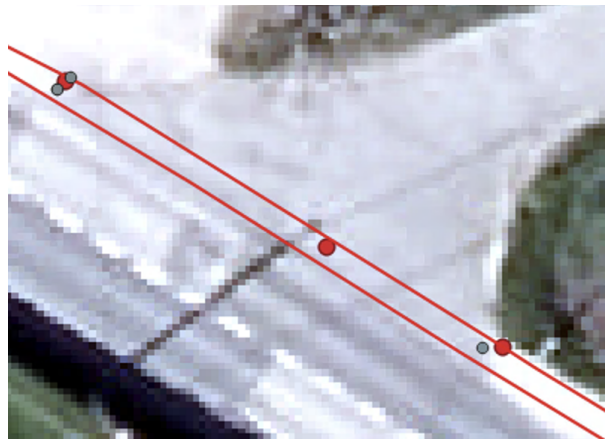


FIGURE 6.10 – Comparaison analyse terrain (points rouges) et pixels problématiques selon les 2 méthodes (points gris)

6.4.1 Classification des discontinuités

La table 6.4 présente des exemples illustratifs de discontinuités de surface, accompagnés de leur classification respective.

TABLE 6.4 – Exemples de discontinuités détectées selon leur catégorie

Petites discontinuités	Moyennes discontinuités	Grandes discontinuités
		
		
		
		

6.4.2 Performance des deux méthodes

Deux zones tampons, respectivement de 15 cm et 25 cm, ont été testées et validées pour chacune des méthodes. Les performances des deux zones tampons sont présentées dans ce document, permettant de comparer leur précision respective pour chaque méthode. Un total de 135 anomalies de surface réelles ont été identifiées lors des relevés de terrain, réparties comme suit : 69 de petite taille, 36 de taille moyenne, 26 de grande taille et 4 ne sont pas identifiables, car la piste cyclable se trouve sur un pont et les ponts sont exclus lors de la création du modèle numérique de terrain.

TABLE 6.5 – Comparaison des performances des zones tampons (15 cm et 25 cm) par méthode

Méthode	Zone Tampon	Vrai Positifs (VP)	Faux Positifs (FP)	Faux Négatifs (FN)
Diff Max	15 cm	29	102	788
Diff Max	25 cm	21	110	399
Résidus Locaux	15 cm	27	104	345
Résidus Locaux	25 cm	33	98	364

Le tableau 6.5 compare les performances de détection des discontinuités pour les méthodes Diff Max et Résidus Locaux avec des zones tampons de 15 cm et 25 cm, en termes de vrais positifs (VP), faux positifs (FP) et faux négatifs (FN). La méthode Diff Max détecte 29 vrais positifs avec une zone tampon de 15 cm, mais présente un nombre élevé de faux positifs (102) et de faux négatifs (788). Avec une zone tampon de 25 cm, le nombre de vrais positifs diminue à 21, tandis que le nombre de faux positifs augmente à 110, indiquant une diminution de l'efficacité de la méthode. Cette perte de performance peut être attribuée à la restriction du jeu de données analysé, car une zone tampon élargie exclut davantage de pixels proches des bords des pistes cyclables, réduisant ainsi le nombre de points disponibles pour l'identification des anomalies. En revanche, la méthode des Résidus Locaux montre des performances globalement meilleures. Avec une zone tampon de 15 cm, elle détecte 27 vrais positifs, réduisant les faux négatifs à 345, tandis qu'avec une zone tampon de 25 cm, elle atteint 33 vrais positifs avec

moins de faux positifs (98) et un niveau modéré de faux négatifs (364).

TABLE 6.6 – Performances globales de détection pour toutes les discontinuités

Méthode	Zone Tampon	Précision (%)	Rappel (%)	F1-Score (%)
Diff Max	15 cm	22	3.5	6
Résidus Locaux	15 cm	21	7	11
Diff Max	25 cm	16	5	8
Résidus Locaux	25 cm	26	8	12.5

Les résultats obtenus pour la précision, le rappel et le F1-Score (tableau 6.6) mettent en évidence des performances variables selon les méthodes et les zones tampons testées. La précision, qui mesure la proportion de détections correctes parmi l'ensemble des anomalies détectées, varie significativement selon les configurations. Ainsi, la méthode Diff Max avec une zone tampon de 15 cm atteint une précision de 22 %, tandis que la méthode des Résidus Locaux avec une zone tampon de 25 cm offre la meilleure précision, soit 26 %. Ces valeurs montrent que les méthodes ont une tendance marquée à générer des faux positifs, réduisant ainsi leur précision. Le rappel, qui évalue la capacité des méthodes à détecter les anomalies présentes sur le terrain, reste particulièrement faible dans toutes les configurations. La méthode Diff Max avec une zone tampon de 15 cm présente un rappel de 3,5 %, illustrant une proportion importante d'anomalies non détectées. La méthode des Résidus Locaux avec une zone tampon de 25 cm montre la meilleure performance en termes de rappel, avec 8 %. Enfin, le F1-Score, qui combine précision et rappel pour évaluer l'équilibre entre ces deux métriques, reflète les mêmes limites. La méthode Diff Max avec une zone tampon de 15 cm affiche un F1-Score de 6 %, tandis que la méthode des Résidus Locaux avec une zone tampon de 25 cm obtient le meilleur score à 12,5 %.

Les résultats de détection des anomalies, classées par taille (petites, moyennes et grandes), montrent une variabilité dans les performances des différentes méthodes et zones tampons (tableau 6.7. Pour les petites discontinuités, les performances restent globalement faibles. La méthode Diff

TABLE 6.7 – Précision de détection selon la taille des discontinuités

Méthode	Zone Tampon	Petites (%)	Moyennes (%)	Grandes (%)
Diff Max	15 cm	19	25	27
Résidus Locaux	15 cm	14.5	22	35
Diff Max	25 cm	12	25	15.5
Résidus Locaux	25 cm	22	25	35

Max avec une zone tampon de 15 cm atteint une précision de 19 %, tandis que la méthode des Résidus Locaux avec une zone tampon de 25 cm obtient la meilleure performance pour cette catégorie, à 22 %. Pour les discontinuités moyennes, les performances des différentes configurations sont relativement similaires. Toutes les méthodes atteignent une précision de 25 %, à l'exception des Résidus Locaux avec une zone tampon de 15 cm, qui affiche une performance légèrement inférieure de 22 %.

Enfin, les grandes discontinuités montrent des résultats contrastés. La méthode Diff Max avec une zone tampon de 25 cm obtient une précision de 15,5 %, la plus basse pour cette catégorie. En revanche, la méthode des Résidus Locaux, avec les deux zones tampons (15 cm et 25 cm), se distingue avec une précision de 35 %.

6.5 Analyse et Discussion des résultats

Cette section présente une analyse approfondie des résultats obtenus, en confrontant les observations issues des analyses de terrain aux performances des deux méthodes évaluées, et en examinant leur comportement à travers les différentes métriques utilisées.

6.5.1 Nature des discontinuités

Au-delà de l'évaluation de la capacité des deux méthodes à détecter les discontinuités de terrain, il est essentiel d'analyser la nature et les origines principales de ces anomalies de surface, en s'appuyant sur les observations

réalisées sur le terrain. Cette démarche permet d'identifier la nature des irrégularités de revêtement et leur impact sur le confort des cyclistes.

Les grandes discontinuités sont principalement associées à des bordures de trottoirs ou de routes, représentant les anomalies les plus significatives en termes d'écarts verticaux, souvent mesurés en plusieurs centimètres. Ces discontinuités peuvent inclure des dommages importants tels que des trous dans l'asphalte ou des discontinuités majeures entre deux dalles de béton. Ces anomalies se retrouvent généralement dans les catégories petites ou moyennes, mais certaines, en raison de leur ampleur ou de leur impact, sont classées parmi les grandes discontinuités.

Les discontinuités moyennes, quant à elles, sont largement dominées par les bouches d'égout. Elles ne constituent pas des obstacles majeurs pour les cyclistes, mais elles génèrent un inconfort notable lors du roulage.

Enfin, les petites discontinuités regroupent divers éléments tels que des petites bouches d'accès (des conduites de gaz ou des câblages électriques), des fissures dans l'asphalte dans lequel la végétation a commencé à pousser, ou encore des joints entre les dalles de béton. Leur impact individuel sur le confort cycliste est limité, mais leur fréquence et leur répartition peuvent influencer de manière cumulative l'expérience des usagers.

6.5.2 Analyse comparative des méthodes et de leurs performances

Suite à l'analyse des tableaux 6.5, 6.6 et 6.7 (section 6.4.2), *il ressort que la méthode la plus adaptée pour évaluer la qualité du revêtement des pistes cyclables est la méthode des résidus locaux, combinée à une zone tampon de 25 cm.* Cette configuration offre les meilleures performances globales, avec une précision, un rappel et un F1-score supérieurs à toutes les autres configurations testées (26 %, 8 % et 12.5 % respectivement, tableau 6.6). En outre, cette méthode se distingue par des résultats cohérents dans la détection des discontinuités, quelle que soit leur taille, confirmant ainsi sa

pertinence pour une application sur des infrastructures variées.

La méthode de la différence maximale avec une zone tampon de 15 cm se classe en deuxième position en termes de précision globale. Cependant, elle présente des performances limitées concernant le rappel et le F1-score. Cette faiblesse s'explique par un nombre significatif de faux négatifs, reflétant une incapacité à détecter une proportion importante des anomalies présentes. La précision relativement élevée de cette méthode est en partie attribuable à la grande quantité de points détectés, ce qui augmente mécaniquement la probabilité qu'un point identifié soit un vrai positif. Ce constat souligne une fiabilité limitée et montre que cette méthode doit être utilisée avec précaution dans le cadre d'une évaluation systématique des pistes cyclables.

Les différences de performances entre les zones tampons négatives pour les deux méthodes s'expliquent par les spécificités de chaque approche et leur sensibilité aux données altimétriques.

Pour la méthode des résidus locaux, la zone tampon négative de 25 cm offre les meilleures performances. Cette méthode repose sur une modélisation locale des altitudes, qui s'avère plus robuste lorsqu'elle se concentre sur des portions homogènes de la surface. Une zone tampon plus grande réduit le risque d'inclure des points périphériques ou des zones perturbées par des transitions hors piste, améliorant ainsi la fiabilité de la régression locale et la détection des variations subtiles directement sur la piste. En revanche, une zone tampon de 15 cm inclut davantage de bordures ou d'artefacts extérieurs, ce qui perturbe l'analyse et diminue la précision globale de cette méthode.

Pour la méthode de la différence maximale, la zone tampon de 15 cm permet de détecter davantage d'anomalies, mais au détriment des métriques de rappel et de F1-score, qui affichent des valeurs inférieures. Comme évoqué précédemment, ce résultat s'explique par le grand nombre de points détectés, ce qui augmente mécaniquement les faux négatifs et diminue l'efficacité globale de cette méthode.

En ce qui concerne les grandes discontinuités, qui constituent une priorité dans l'évaluation des pistes cyclables en raison de leur impact potentiel sur la sécurité et le confort des usagers, la méthode des résidus locaux avec une zone tampon de 25 cm atteint une précision de 35 %. Bien que ce chiffre puisse sembler modeste, il reste significatif compte tenu des limitations inhérentes à l'utilisation de données LiDAR aéroportées avec une résolution de 50 cm. En effet, dans le cas de systèmes de détection applicables sur de grandes zones, une précision de 30 % est exploitable. Cela implique qu'un point sur trois identifié correspond réellement à un défaut, ce qui peut déjà guider les opérateurs sur le terrain en ciblant les zones prioritaires, plutôt que de nécessiter un relevé exhaustif.

À noter que parmi les grandes discontinuités, les bordures sont systématiquement détectées, tandis que les grosses bouches d'égout et les discontinuités importantes sur des pistes cyclables plus étroites sont identifiées de manière moins systématique, ce qui limite leur prise en compte. Cependant, un rappel très faible reste problématique, car il indique que la majorité des anomalies ne sont pas détectées.

Ce résultat met en évidence que, bien que la méthode actuelle ne soit pas encore totalement adaptée à une application opérationnelle, elle présente un potentiel prometteur pour des développements futurs. Cela souligne la nécessité de poursuivre les recherches afin d'améliorer les algorithmes et d'explorer des approches complémentaires pour augmenter à la fois la précision et la capacité de détection.

Chapitre 7

Discussion

Ce chapitre aborde les limites de cette étude, en examinant les facteurs susceptibles de remettre en question la validité des résultats obtenus. Les principales sources de limitations discutées, sont liées à la technologie LiDAR aéroportée, aux données du PICC, à la méthodologie appliquée et aux caractéristiques des pistes cyclables analysées. Chaque aspect est analysé afin de mettre en lumière les imprécisions potentielles, les biais introduits et les défis techniques rencontrés.

7.1 Les limites du LiDAR

7.1.1 Résolution

La résolution spatiale du LiDAR utilisée dans ce mémoire, 50 cm, est adaptée à des usages géospatiaux tels que la cartographie topographique. Cependant, pour évaluer la qualité des revêtements des pistes cyclables, cette résolution constitue une limite majeure.

En effet, cette résolution ne permet pas de détecter l'entière des discontinuités inférieures à 50 cm, sources d'inconfort à la circulation à vélo. De plus, avec une largeur des pistes unidirectionnelles de 1,1 à 2 mètres (SPW Mobilité et Infrastructures, 2024), seulement 3 à 5 pixels couvrent la largeur des pistes cyclables, limitant la détection transversale des dégradations.

Cette résolution ne permet pas non plus de détecter la rugosité de surface, essentielle pour différencier les matériaux (asphalte, béton, pavés) qui influencent le confort de roulage. Le système LiDAR, conçu pour des variations d'altitude à grande échelle, peine donc à discriminer les changements subtils propres aux infrastructures cyclables.

Les conséquences incluent :

- La sous-détection des micro-défauts, tels que fissures et petites irrégularités.
- Les faux positifs, dus au bruit ou à des variations d'altitude non liées à des dégradations réelles.
- Le lissage des déformations progressives, réduisant la détection des anomalies subtiles.
- L'incapacité à différencier les matériaux de surface, limitant l'analyse du confort et de la qualité de roulage.
- Des difficultés d'interprétation, avec des résultats potentiellement surestimés ou sous-estimés.

Malgré des optimisations visant à exploiter au mieux les variations d'altitude disponibles, obtenir des données avec une résolution spatiale de 10 cm permettrait de diminuer le taux d'erreurs et augmenter la pertinence de la méthodologie développée. La résolution de 50 cm reste une limite importante, augmentant les taux d'erreur et impactant la fiabilité des résultats.

7.1.2 La date de la campagne

Le survol LiDAR de la Wallonie a été réalisé en 2021-2022, tandis que les analyses de ce mémoire ont été menées en 2024. Cette différence temporelle constitue une limite majeure, introduisant une incertitude sur la correspondance entre l'état actuel des infrastructures cyclables et les données analysées.

Les revêtements des pistes cyclables subissent des dégradations naturelles (érosion, usure, fissures) et des interventions humaines (réparations,

rénovations). Ainsi, les anomalies détectées en 2021-2022 ne reflètent pas nécessairement l'état des pistes en 2024. Cela entraîne deux principales problématiques :

- *Non-détection de vrais positifs* : Des anomalies apparues après 2022 ne sont pas capturées dans les données, sous-estimant la dégradation actuelle.
- *Faux positifs* : Certaines irrégularités détectées en 2021-2022 ont pu disparaître suite à des travaux, réduisant la pertinence des résultats.

Cette limitation temporelle est particulièrement critique dans le contexte de l'évaluation des infrastructures cyclables, où la qualité de surface est sujette à des variations rapides, notamment en milieu urbain ou périurbain. L'absence de données LiDAR plus récentes accentue ainsi l'écart entre les observations théoriques issues des analyses et l'état réel des pistes en 2024.

7.1.3 Exclusion des ponts

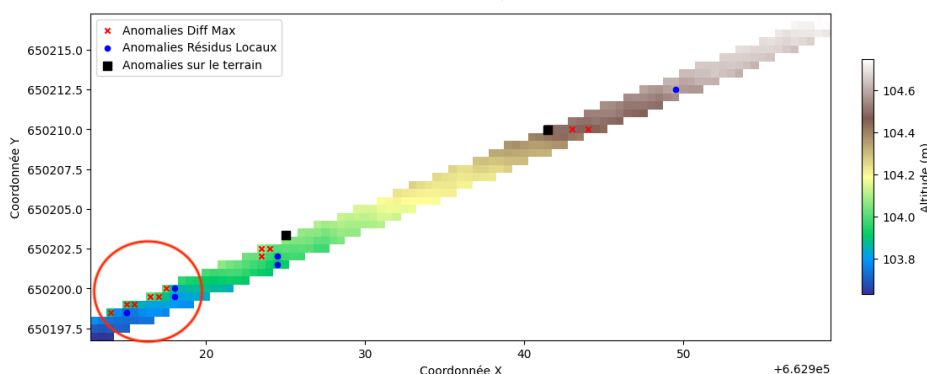
Comme mentionné dans le tableau 4.2 (section 4.1.1), les ponts sont exclus lors de la création du MNT. Cette exclusion retire de l'analyse les pistes cyclables situées sur ces infrastructures, entraînant une lacune de l'analyse, notamment quand les ponts assurent la continuité du réseau cyclable.

7.1.4 Végétation sur les pistes cyclables

L'empiètement de la végétation impacte également le signal du LiDAR (figures 7.1a et 7.1b). Ainsi, des discontinuités sont détectées là où la végétation prolifère.



(a) Photo montrant la végétation empiétant sur la piste cyclable (entouré par un rond rouge)



(b) Visualisation des erreurs identifiées (en rouge) causées par la végétation sur une portion de piste cyclable.

FIGURE 7.1 – Impact de la végétation sur les pistes cyclables : (a) photographie de terrain illustrant la végétation empiétant sur une piste, et (b) anomalies identifiées par les méthodes d'analyse, attribuées à la végétation.

Cette interférence introduit deux biais : d'une part, des faux positifs où les variations d'altitude, causées par la végétation, sont interprétées à tort comme des anomalies de surface, notamment dans les zones où celle-ci empiète partiellement ou totalement sur la piste cyclable (figure annexe A.3). D'autre part, une altération de la qualité du MNT peut survenir lorsque la densité élevée de végétation perturbe la classification des points LiDAR, en conservant des points non pertinents. Cela génère un lissage insuffisant du modèle et des irrégularités artificielles ne reflétant pas l'état réel du revêtement. Ce phénomène est particulièrement marqué dans les environnements peu entretenus, comme les zones rurales ou boisées, où la

végétation se développe librement. Les anomalies détectées dans ces secteurs relèvent donc davantage d’une limite technique de la correction du MNT que d’un défaut structurel du revêtement. Cette analyse s’inscrit également dans le contexte décrit en section 7.1.2, où les variations temporelles de la végétation, incluant son apparition ou sa disparition entre la période de collecte des données LiDAR et celle des analyses, viennent renforcer le biais déjà observé.

7.2 Les limites de la Méthodologie

Dans le cadre de cette étude, la méthodologie développée pour la détection des discontinuités repose sur une approche inédite, n’ayant jamais été établie ou validée de manière standardisée dans la littérature existante. Par conséquent, une part importante de cette démarche a été élaborée à partir de ressentis de terrain, d’observations personnelles et d’ajustements empiriques réalisés au cours des analyses. Cela implique une certaine subjectivité dans les choix méthodologiques, qui pourraient ne pas être directement applicables ou reproductibles dans d’autres contextes.

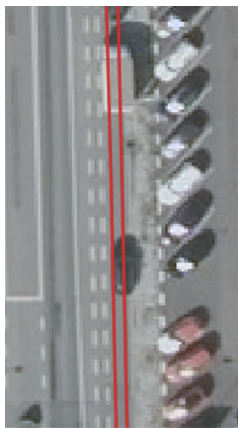
7.2.1 Création de pistes cyclables

Un des défis majeurs de cette étude réside dans l’absence de shapefile (format de fichier géospatial largement utilisé pour stocker des données vectorielles, notamment des points, des lignes et des polygones, accompagnés de leurs attributs) précis représentant l’emprise des pistes cyclables en Wallonie. Il a donc été nécessaire de créer manuellement ces données géospatiales en s’appuyant sur le PICC et des orthophotos disponibles (voir section 5.2.1). Toutefois, cette méthode introduit des sources d’erreurs potentielles qui doivent être prises en compte.

En effet, dans de nombreux cas, les pistes cyclables ne disposent pas de segments spécifiques sur le PICC, notamment lorsque ces infrastructures sont délimitées par un bord de voirie ou un trottoir plutôt que par un

segment explicitement dédié aux pistes cyclables. Dans ces cas de figures, les limites des pistes cyclables ne sont pas labellisés comment tels. Par conséquent, les lignes délimitant les polygones ont dû être tracées, en se basant sur l'interprétation visuelle des orthophotos. Cette approximation peut entraîner :

- Des imprécisions spatiales dans la délimitation des surfaces des pistes cyclables, notamment en cas de recouvrement ou de chevauchement avec d'autres infrastructures (ponts et arbres, figure 7.2a).
- L'omission de portions de pistes difficiles à identifier visuellement en raison d'une faible résolution des orthophotos ou d'une couverture partielle par le PICC (figure 7.2b).
- Une variabilité dans la qualité du tracé, liée à l'interprétation humaine lors de la digitalisation, ce qui peut induire des biais géométriques et impacter la robustesse des résultats obtenus (figure 7.2c).



(a) Segments rouges indiquant une mauvaise couverture du PICC pour une piste cyclable.



(b) Piste cyclable mal délimitée par le PICC, car située directement sur la route.



(c) Difficulté à distinguer les deux bords d'une piste cyclable.

FIGURE 7.2 – Illustration des limites du PICC pour représenter les pistes cyclables dans la zone d'étude. Ces exemples montrent : (a) des segments mal positionnés sur les pistes cyclables, (b) des pistes cyclables mal délimitées lorsqu'elles partagent la route, et (c) l'impossibilité de distinguer correctement les bords des pistes dans des environnements complexes.

7.2.2 GPS

Les coordonnées géographiques ont été enregistrées à l'aide d'un smartphone lors des analyses de terrain, une méthode pratique, mais qui présente une précision limitée. Cette limitation a été quantifiée et explicitement prise en compte dans les analyses présentées en section 5.5.2. En effet, les dispositifs GPS intégrés aux smartphones offrent une précision généralement de l'ordre de quelques mètres, ce qui est insuffisant pour l'analyse des anomalies de surface présentées dans cette étude.

L'utilisation d'un GPS à haute précision, offrant une marge d'erreur de l'ordre de 10 cm, aurait permis d'améliorer significativement la qualité des relevés. Toutefois, ce type de matériel, en raison de sa taille et de son équipement associé, s'est avéré incompatible avec les déplacements à vélo, nécessaires dans le cadre de cette étude.

Ce manque de précision dans l'enregistrement des coordonnées a pu entraîner des décalages spatiaux entre les relevés terrain et les données LiDAR analysées. Ces écarts ont été pris en compte dans l'interprétation des résultats, mais ils restent une source d'incertitude susceptible d'affecter la détection et la localisation précise des irrégularités de surface.

Chapitre 8

Conclusions

Ce mémoire avait pour objectif d'évaluer la capacité de deux méthodes basées sur des données LiDAR aéroportées à détecter et quantifier les discontinuités de surface des pistes cyclables en Wallonie. Les analyses ont mis en évidence des résultats contrastés entre les deux approches, la méthode des résidus locaux et la méthode de différence maximum. La méthode des résidus combinée à une zone tampon de 25 cm s'est avérée la plus performante en termes de précision (26 %), de rappel (8 %) et de F1-score (12,5 %). Cette méthode a également démontré une meilleure robustesse dans la détection des discontinuités de différentes tailles, notamment des grandes discontinuités avec une précision de 35 %, ce qui souligne son potentiel pour cibler les anomalies critiques.

Cependant, les résultats globaux montrent que ces performances, bien qu'encourageantes, restent insuffisantes pour envisager une utilisation opérationnelle immédiate. La faible précision globale, combinée aux limites intrinsèques des données LiDAR utilisées (résolution de 50 cm), réduit la capacité des méthodes à capturer l'ensemble des irrégularités de surface avec un haut degré de fiabilité. En particulier, la méthode de différence maximale, malgré une précision relative intéressante, se heurte à un taux élevé de faux négatifs, ce qui remet en question son efficacité dans des contextes d'application exigeant une sensibilité accrue.

Ces résultats ouvrent des perspectives intéressantes pour l'amélioration

des approches employées. En premier lieu, l'intégration de données complémentaires, telles que des relevés in situ plus précis ou des images à très haute résolution, permettrait de mieux contextualiser et valider les anomalies détectées. De plus, la prise en compte du type de surface (asphalte, béton, pavés) dans les analyses pourrait améliorer la précision des détections en ajustant les seuils et les modèles en fonction des caractéristiques spécifiques des revêtements.

L'usage du LiDAR aéroporté utilisé dans cette étude, conçu pour des applications générales, offre une couverture large et des données facilement accessibles, mais son adaptation n'est pas optimale pour des pistes cyclables. L'acquisition de données LiDAR dédiées, avec une meilleure résolution (10 cm par exemple) et spécifiquement calibrées pour cette problématique, permettrait d'identifier des anomalies plus fines caractéristiques des pistes cyclables. Cependant, cette approche impliquerait des coûts nettement plus élevés. Enfin, l'amélioration des algorithmes, en intégrant des paramètres comme l'hétérogénéité des surfaces cyclables et des modèles plus robustes aux variations naturelles, constitue une piste prometteuse pour augmenter la fiabilité des résultats.

En conclusion, ce travail a permis de poser les bases d'une évaluation méthodique des pistes cyclables à l'aide de données LiDAR, tout en soulignant les défis et les limites actuelles. Si les méthodes testées montrent un potentiel indéniable, elles nécessitent encore des optimisations pour devenir des outils fiables dans l'évaluation et l'amélioration des infrastructures cyclables à grande échelle. Ces résultats ouvrent des perspectives intéressantes pour des recherches futures visant à affiner les approches existantes et à explorer de nouvelles solutions technologiques pour une mobilité durable et sécurisée.

Bibliographie

- ADFC (2018). So geht verkehrswende-infrastrukturelemente für den radverkehr. <https://www.adfc.de/artikel/so-geht-verkehrswende>.
- AHMED (2024). Bicycle infrastructure design principles in urban bikeability indices : A systematic review. *Sustainability*, 16(6):2545.
- AHMED, T., PIRDAVANI, A., JANSSENS, D. et WETS, G. (2023). Utilizing intelligent portable bicycle lights to assess urban bicycle infrastructure surfaces. *Sustainability*, 15(5):4495.
- ARELLANA, J., SALTARÍN, M., LARRAÑAGA, A. M., GONZÁLEZ, V. I. et HENAO, C. A. (2020). Developing an urban bikeability index for different types of cyclists as a tool to prioritise bicycle infrastructure investments. *Transportation Research Part A : Policy and Practice*, 139:310–334.
- BISONG, E. (2019). Google colabory. *In Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform*, pages 59–64. Apress, Berkeley, CA.
- BORGMAN, F. (2017). Benchmarking dutch cities. from objective to subjective. <https://ecf.com/system/files/>.
- BÍL, M., ANDRÁŠIK, R. et KUBEČEK, J. (2015). How comfortable are your cycling tracks ? a new method for objective bicycle vibration measurement. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 56:415–425.

- CAMPOS-SÁNCHEZ, F. S., VALENZUELA-MONTES, L. M. et ABARCA-ÁLVAREZ, F. J. (2019). Evidence of green areas, cycle infrastructure and attractive destinations working together in development on urban cycling. *Sustainability*, 11(17):4730–.
- CENTRE DE RECHERCHES ROUTIÈRES (CRR) (2024). Infrastructure cyclable sûre et confortable. Consulté le 30 décembre 2024.
- COENEN, T. B. et GOLROO, A. (2017). A review on automated pavement distress detection methods. *Cogent Engineering*, 4(1):1374822.
- CROW-FIETSBERAAD (2016). *Design manual for bicycle traffic*. Numéro 28 de CROW record. Crow, The Netherlands.
- DEGRUYTER, C. (2003). Exploring bicycle level of service in a route choice context.
- DEPARTMENT FOR TRANSPORT (2020). *Cycle infrastructure design*. Department for Transport, Norwich.
- DI BENEDETTO, A., FIANI, M., PETTI, L. et REPETTO, E. (2023). Road surface modelling and characterization from terrestrial lidar data. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 48:113–120.
- FGSV (2015). *Handbuch für die Bemessung von Straßenverkehrsanlagen : HBS*. Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen, Cologne.
- FGSV (2021). *Hinweise zur einheitlichen Bewertung von Radverkehrsanlagen : H EBRA*. Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen, Cologne.
- FIETSESBOND (2008). Rapportage fietsbalans-2 zwolle : Deel 2 onderzoeksverslag. https://files.fietsebond.nl/app/uploads/sites/39/2017/01/03172838/fietsbalans_2006_zwolle_rapport_deel_2.pdf.

- FITCH, D. T., CARLEN, J. et HANDY, S. L. (2022). What makes bicyclists comfortable ? insights from a visual preference survey of casual and prospective bicyclists. *Transportation Research Part A : Policy and Practice*, 155:434–449.
- FURTH, P. G. (2021). *Bicycling infrastructure for all*, pages 81–102. Urban and industrial environments. MIT Press, Cambridge.
- FÉDÉRAL, S. P. (2022). Émissions de gaz à effet de serre par secteur. Consulté le 12 aout 2024.
- GAVILÁN, M., BALCONES, D., MARCOS, O., LLORCA, D. F., SOTELO, M. A., PARRA, I. *et al.* (2011). Adaptive road crack detection system by pavement classification. *Sensors*, 11(10):9628–9657.
- GIUBILATO, F. et PETRONE, N. (2012). A method for evaluating the vibrational response of racing bicycles wheels under road roughness excitation. *Procedia Engineering*, 34:409–414.
- GOMEZ, R. B. (2002). Hyperspectral imaging : a useful technology for transportation analysis. *Optical Engineering*, 41(9):2137–2143.
- GRACQ (2024). La sécurité subjective : un frein à l’usage du vélo. Consulté le 25 décembre 2024.
- GÉOPORTAIL DE LA WALLONIE (2023). Lidar en wallonie : Présentations, généralités, débats. https://geoportail.wallonie.be/files/PDF/LiDAR24/Presentations_Generalite_Debats.pdf. Consulté le 8 aout 2024.
- HARDINGHAUS, M., HARDINGHAUS, M. et NIELAND, S. (2021). 1. assessing cyclists’ routing preferences by analyzing extensive user setting data from a bike-routing engine. *European Transport Research Review*.
- HEINEN, E. et BUEHLER, R. (2019). Bicycle parking : a systematic review of scientific literature on parking behaviour, parking preferences, and

their influence on cycling and travel behaviour. *Transport Reviews*, 39(5): 630–656.

HEROLD, M. (2004). Understanding spectral characteristics of asphalt roads. Rapport technique, National Center for Remote Sensing in Transportation (NCRST), University of California Santa Barbara (UCSB). Consulté le 30 décembre 2024.

HEROLD, M. et ROBERTS, D. (2005). Spectral characteristics of asphalt road aging and deterioration : implications for remote-sensing applications. *Applied optics*, 44(20):4327–4334.

HITCHCOCK, Guy et Vedrenne, M. (2014). Cycling and air quality report. Expert review by Prof. Dr. Bas de Geus, Vrije Universiteit Brussel. Cover photo by Amsterdamize. Contact : Benedicte Swennen, Urban Mobility Policy Officer, b.swennen@ecf.com.

HOFFMANN, M. (2013). Road-quality classification and bump detection with bicycle-mounted smartphones. pages 39–43. CEUR-WS.org.

HONG (2020). Can providing safe cycling infrastructure encourage people to cycle more when it rains? the use of crowdsourced cycling data (strava). *Transportation Research Part A : Policy and Practice*, 133:109–121.

HUANG, J., FOURNIER, N. et SKABARDONIS, A. (2021). Bicycle level of service : Proposed updated pavement quality index :. *Transportation Research Record*, 2675(11):1346–1356.

HUERTAS, J. A., PALACIO, A., BOTERO, M., CARVAJAL, G. A., van LAAKE, T., HIGUERA-MENDIETA, D. R., CABRALES, S., GUZMAN, L. A., SARMIENTO, O. L. et MEDAGLIA, A. L. (2020). Level of traffic stress-based classification : A clustering approach for bogotá, colombia. *Transportation Research Part D-transport and Environment*, 85:102420–.

- HULL, A. et O'HOLLERAN, C. (2014). Bicycle infrastructure : can good design encourage cycling? *Urban, Planning and Transport Research*, 2(1):369–406.
- IHS, A. (2005). The influence of road surface condition on traffic safety and ride comfort.
- ILIE, A. (2016). 6. the use of the bicycle compatibility index in identifying gaps and deficiencies in bicycle networks.
- JOGIPARTHI, S. et PENKI, R. (2022). 1. a review on the development and need of bicycle level of service.
- JOO, S. et OH, C. (2013). A novel method to monitor bicycling environments. *Transportation Research Part A : Policy and Practice*, 54:1–13.
- KOURTIT, K., NIJKAMP, P., OSTH, J. et TURK, U. (2023). Cyclists as intelligent carriers of space-time environmental information : Crowd-sourced sensor data for local air quality measurement and mobility analysis in the netherlands. *Journal of Urban Technology*, pages 1–19.
- KUMAR, P. et ANGELATS, E. (2017). An automated road roughness detection from mobile laser scanning data. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, XLII-1/W1:91–96.
- LANDIS, B. W., VATTIKUTI, V. R. et BRANNICK, M. T. (1996). Real-time human perceptions : Toward a bicycle level of service. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 1578: 119–126.
- LI, Z., CHENG, C., KWAN, M.-P., TONG, X. et TIAN, S. (2019). Identifying asphalt pavement distress using uav lidar point cloud data and random forest classification. *Remote Sensing*.

- LIU, Q., HOMMA, R. et IKI, K. (2019). Utilizing bicycle compatibility index and bicycle level of service for cycleway networks. *MATEC Web Conf.*, 259:03005.
- MARQUÉS (2015). How infrastructure can promote cycling in cities : Lessons from seville. *Research in Transportation Economics*, 53:31–44.
- MEKURIA, M. C. (2012). *Low-stress bicycling and network connectivity*. Mineta Transportation Institute Publications, San José, CA.
- MOBILITÉ, B. (2024). *Vade-mecum du cycliste urbain*. Disponible en ligne : https://mobilite-mobiliteit.brussels/sites/default/files/vademecum_cycliste.pdf.
- MULRY, B., JORDAN, M. et O'BRIEN, D. A. (2015). Automated pavement condition assessment using laser crack measurement system (lcms) on airfield pavements in ireland. Presented at the International Airfield and Highway Pavements Conference.
- MÉCHIN, C. (2023). Rapport technique : Photo-lidar - levé lidar en wallonie. Rapport technique, FIC-065E, Service Public de Wallonie. Indice B, mise à jour le 05/09/2023.
- NAPPO, N., MAVROULI, O., NEX, F., van WESTEN, C., GAMBILLARA, R. et MICHETTI, A. M. (2021). Use of uav-based photogrammetry products for semi-automatic detection and classification of asphalt road damage in landslide-affected areas. *Engineering Geology*, 294:106363.
- NSW GOVERNMENT (2020). Cycleway design toolbox : Designing for cycling and micromobility.
- OLIEMAN, M., MARIN-PERIANU, R. et MARIN-PERIANU, M. (2012). Measurement of dynamic comfort in cycling using wireless acceleration sensors. *Procedia Engineering*, 34:568–573.

- OSKARBSKI, J., BIRR, K. et ŻARSKI, K. (2021). 11. bicycle traffic model for sustainable urban mobility planning. *Energies*.
- OTTIGNIES-LOUVAIN-LA-NEUVE (2024). Plan communal de mobilité et plan cyclable d’ottignies-louvain-la-neuve.
- OUYANG, W. et XU, B. (2013). Pavement cracking measurements using 3d laser-scan images. *Measurement Science and Technology*, 24(10):105204.
- PASCUCCI, S., BASSANI, C., PALOMBO, A., POSCOLIERI, M. et CAVALLI, R. (2008). Road asphalt pavements analyzed by airborne thermal remote sensing : preliminary results of the venice highway. *Sensors*, 8(2):1278–1296.
- PEOPLEFORBIKES (2022). City ratings. <https://cityratings.peopleforbikes.org/about/methodology>.
- PETRITSCH, T. A., LANDIS, B. W., HUANG, H. F., MCLEOD, P., LAMB, D. R., FARAH, W. et GUTTENPLAN, M. (2007). Bicycle level of service for arterials. *Transportation Research Record*, 2031(2031):34–42.
- PETTINGA (2009). *Cycling-inclusive policy development : A handbook*.
- QGIS DEVELOPMENT TEAM (2023). *QGIS User Guide - Clip Raster by Mask Layer*. Consulté 25 décembre 2024.
- QGIS DEVELOPMENT TEAM (2024). *QGIS : A Free and Open Source Geographic Information System*. Version 3.30.
- RAGNOLI, A., DE BLASIIS, M. R. et DI BENEDETTO, A. (2018). Pavement distress detection methods : A review. *Infrastructures*, 3(4):58.
- RAZA, W. (2018). Air pollution as a risk factor in health impact assessments of a travel mode shift towards cycling. *Global Health Action*, 11(1):1429081–1429081.

- SAYERS, M. W., GILLESPIE, T. D. et QUEIROZ, C. A. (1986). The international road roughness experiment : A basis for establishing a standard scale for road roughness measurements. *Transportation Research Record*, 1084:76–85.
- SCHNEBELE, E., TANYU, B. F., CERVONE, G. et WATERS, N. (2015). Review of remote sensing methodologies for pavement management and assessment. *European Transport Research Review*, 7:1–19.
- SECUROTHÈQUE WALLONIE (2017). Dimensions des aménagements cyclables. <https://securotheque.wallonie.be/b-dimensionnement-horizontal/b-largeur-de-voiries-profil-en-travers/b-usagers/b-amenagements-cyclables/dimensions-des-amenagements-cyclables>.
- ŠEMROV, D., RIJAVEC, R. et LIPAR, P. (2022). Dimensioning of cycle lanes based on the assessment of comfort for cyclists. *Sustainability*, 14(16):10172.
- SERVICE PUBLIC DE WALLONIE MOBILITÉ ET INFRASTRUCTURES (2021). Vision fast 2030 : Plan stratégique pour la mobilité active en wallonie. Consulté le 31 décembre 2024.
- SPW (2024a). Projet informatique de cartographie continue (picc). <https://geoportail.wallonie.be/catalogue/b795de68-726c-4bdf-a62a-a42686aa5b6f.html>. Consulté le 12 aout, 2024.
- SPW (2024b). Workshop LiDAR - 23 mai 2024. <https://geoportail.wallonie.be/home/ressources/georeferentiel-de-la-wallonie/relief/FTL-3.html>. Consulté le 30 décembre 2024.
- SPW MOBILITÉ, I. (2024). Programme wallon cyclable (piwacy) et pi-macy.

- SPW MOBILITÉ ET INFRASTRUCTURES (2024). Dimensions des aménagements cyclables. Consulté le 17 décembre 2024.
- STEWART, G., ANOKYE, N. K. et POKHREL, S. (2015). What interventions increase commuter cycling? a systematic review. *BMJ Open*, 5(12):e007945.
- TOMIYAMA, K. (2024). A concept of surface roughness index for cycle path : Bicycle ride index (bri). In *Proceedings of the 10th International Conference on Maintenance and Rehabilitation of Pavements*. Springer.
- TRANSPORT FOR LONDON (2016a). Lcds chapter 2 tools and techniques. Adobe InDesign CC 2015 (Macintosh), PDF version 1.7, 32 pages. <https://content.tfl.gov.uk/lcds-chapter2-toolsandtechniques.pdf>.
- TRANSPORT FOR LONDON (2016b). London cycling design standards : 2. tools and techniques. <https://content.tfl.gov.uk/lcds-chapter2-toolsandtechniques.pdf>.
- TRANSPORT SCOTLAND (2011). *Cycling by Design 2010*. Transport Scotland, Glasgow, UK.
- UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN (2020). Énergie et patrimoine bâti : vers la neutralité carbone en 2035. Consulté le 13 août 2024.
- UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN (2021). Plan de déplacement entreprise. Consulté le 13 août, 2024.
- UTTLEY (2019). The influence of road lighting on cyclist numbers and safety. In *Proceedings of the 29th quadrennial session of the CIE*, pages 68–76, Vienna. International Commission on Illumination (CIE).
- VAN DER HORST, B., LINDENBERGH, R. et PUISTER, S. (2019). Mobile laser scan data for road surface damage detection, the international ar-

- chives of the photogrammetry. *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42(2):W13.
- WEIKL, S. et MAYER, P. (2023). Data-driven quality assessment of cycling networks. *Frontiers in Future Transportation*, 4.
- WINTERS, M., HARRIS, M. A., REYNOLDS, C. C., CRIPTON, P. A., CHIPMAN, M., CUSIMANO, M. D., BRUBACHER, J. R., FRIEDMAN, S. M., MONRO, M., VERNICH, L., SHEN, H., BABUL, S., HUNTER, G. et TESCHKE, K. (2013). Bicyclists’ injuries and the cycling environment : The impact of route infrastructure.
- ZHAO (2018). Bicycle-friendly infrastructure planning in beijing and copenhagen—between adapting design solutions and learning local planning cultures. *Journal of Transport Geography*, 68:149–159.
- ZHU, J., GAO, Y., HUANG, S., BU, T. et JIANG, S. (2023). Measuring surface deformation of asphalt pavement via airborne lidar : A pilot study. *Drones*, 7(9):570.
- ZHU, S. et ZHU, F. (2019). Cycling comfort evaluation with instrumented probe bicycle. *Transportation Research Part A : Policy and Practice*, 129:217–231.
- ZOU, Q., CAO, Y., LI, Q., MAO, Q. et WANG, S. (2012). Cracktree : Automatic crack detection from pavement images. *Pattern Recognition Letters*, 33(3):227–238.

Annexe A

Figures supplémentaires

TABLE A.1 – Résumé des critères d'évaluation des infrastructures cyclables

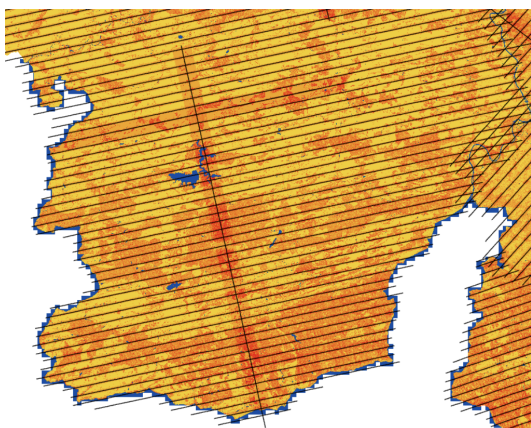
Critère	Description
Sécurité	Impact de la sécurité réelle et perçue sur l'adoption du vélo. Inclut des éléments comme la largeur des pistes, les différences de vitesse avec le trafic motorisé, les points de conflit (intersections), et l'éclairage pour améliorer la visibilité.
Directivité	Capacité des infrastructures à offrir des trajets rapides et directs, en minimisant les détours et interruptions. Évalués via le facteur de détour, les délais aux intersections et le rapport temps voiture/vélo.
Cohérence	Continuité et uniformité des aménagements cyclables. Inclut la densité du réseau et la qualité de la signalisation pour éviter les interruptions et garantir des trajets fluides.
Attractivité	Qualité de l'environnement traversé, influencée par la présence d'espaces verts, la pollution sonore et la qualité de l'air, impactant le bien-être des cyclistes.
Confort	Inclut la qualité de la surface, la largeur des pistes, la pente, la fluidité des trajets et le confort psychologique. Des surfaces régulières et des infrastructures prévisibles améliorent l'expérience des cyclistes.

Caractéristiques	LiDAR 2013-2014 (V1)	LiDAR 2021-2022 (V2)
Densité	+/- 0.8 P/m ² (1.51 pts/m ²)	+/- 6.8 P/m² (13.11 pts/m²)
Axe vol	E-O	Aléatoire
Recouvrement bandes	30 %	60% et 2 capteurs
Nuage de points	Classification – Intensité – retours - LAS	<i>(Full waveform)</i> - Classification – Intensité – retours – LAS/LAZ/ZLAS
Couches de base	MNT/S/C – HILT/S/C (1m)	MNT/S/C/H – HILT/S/C (1m et 0.5m) – <i>Intensité</i>
Acquisition	8 blocs sur 2 ans	Sur 2 ans
Référence + précisions	LB72 (1m) – DNG (0.4m imposé par CSCh)	LB08 + DNG

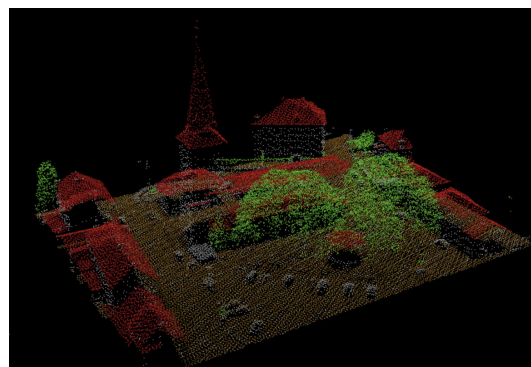
FIGURE A.1 – Différences entre les deux campagnes LiDAR

TABLE A.2 – Données du vol LIDAR

Données	Valeurs
Temps sur site	120h30
Vitesse moyenne de l'appareil (km/h)	310
Hauteur moyenne de vol AGL (m)	2400
Type de LIDAR utilisé	Double LMSQ780 Double VQ780II-S
Fréquence d'acquisition LIDAR (kHz)	900
Densité d'impulsion en émission minimale exigée (pts/m ²)	> 1.5 pulse au sol / m ²
Densité d'impulsion en émission réalisée par bande (pulse/m ²)	6.8 pulse/m ²
Standard Deviation (cm)	4



(a) Bandes obliques



(b) Nuages de points et classifications

FIGURE A.2 – Étape de création du MNT par le LiDAR



FIGURE A.3 – Effet de la végétation sur la détection d'anomalie

TABLE A.3 – Résultats de la quantification de l'erreur GPS pour chaque point

Point	X (Lambert 2008)	Y (Lambert 2008)	X (smartphone)	Y (smartphone)	Erreur (m)
Point 1	667609,995	650820,282	667610,0968	650820,9371	0,662962
Point 2	667681,166	650854,196	667682,253	650854,017	1,10164
Point 3	667792,117	650720,627	667792,9882	650721,341	1,126404
Point 4	667771,196	650762,838	667771,385	650763,201	0,409255
Point 5	667600,093	650829,147	667600,301	650829,459	0,374977
Point 6	667577,997	650532,996	667578,108	650533,079	0,1386
Point 7	667463,8411	650628,2118	667463,773	650628,972	0,763244
Point 8	667522,192	650521,242	667521,9544	650522,185	0,972228
Point 9	667633,967	650564,696	667632,95	650564,7734	1,019893
Point 10	667073,565	651122,166	667073,7799	651122,2344	0,225509

Annexe B

Code Source

B.1 Script principal pour la détection des anomalies

```
1 import numpy as np
2 import rasterio
3 # from matplotlib import pyplot as plt # Suppression de l'importation
   inutile
4 from sklearn.linear_model import LinearRegression
5 from skimage.util import view_as_windows
6 import csv # Importation du module csv pour l'exportation des
   donn es
7
8 def load_raster(raster_file):
9     with rasterio.open(raster_file) as src:
10         altitudes = src.read(1)
11         transform = src.transform
12         nodata = src.nodata
13         if nodata is not None:
14             altitudes = np.where(altitudes == nodata, np.nan,
                                   altitudes)
15     return altitudes, transform
16
17 def calculate_adjusted_thresholds(altitudes, pixel_size,
   window_size_px, threshold_diff):
18     rows, cols = altitudes.shape
19     adjusted_thresholds = np.full(altitudes.shape, np.nan)
20
21     for i in range(0, rows, window_size_px):
22         for j in range(0, cols, window_size_px):
23             i_end = min(i + window_size_px, rows)
24             j_end = min(j + window_size_px, cols)
25             local_window = altitudes[i:i_end, j:j_end]
```

```

26
27         if np.isnan(local_window).all() or local_window.size < 3:
28             continue
29
30         if local_window.shape[0] < 2 or local_window.shape[1] < 2:
31             continue
32
33         gradient_y, gradient_x = np.gradient(local_window,
34                                             pixel_size)
35         slope = np.sqrt(gradient_x**2 + gradient_y**2)
36         mean_slope = np.nanmean(slope)
37
38         value_added = mean_slope / 2
39         adjusted_value = threshold_diff + value_added
40         adjusted_thresholds[i:i_end, j:j_end] = adjusted_value
41
42     return adjusted_thresholds
43
44 def detect_anomalies_diff_max(altitudes, adjusted_thresholds):
45     rows, cols = altitudes.shape
46     outliers_diff_max = set()
47
48     for i in range(1, rows - 1):
49         for j in range(1, cols - 1):
50             if np.isnan(altitudes[i, j]) or np.isnan(
51                 adjusted_thresholds[i, j]):
52                 continue
53
54             neighbors = altitudes[i-1:i+2, j-1:j+2].flatten()
55             neighbors = neighbors[~np.isnan(neighbors)]
56             neighbors = neighbors[neighbors != altitudes[i, j]]
57
58             if len(neighbors) <= 2:
59                 continue
60
61             diffs = altitudes[i, j] - neighbors
62             positive_diffs = diffs[diffs > 0]
63
64             if positive_diffs.size == 0:
65                 continue
66
67             max_positive_diff = np.max(positive_diffs)
68             if max_positive_diff > adjusted_thresholds[i, j]:
69                 outliers_diff_max.add((i, j))

```



```

70
71 def calculate_residuals(altitudes, transform):
72     rows, cols = altitudes.shape
73     residuals_matrix = np.full(altitudes.shape, np.nan)
74
75     if rows < 3 or cols < 3:
76         print(f"Raster trop petit pour l'analyse des r sidus :
77             dimensions ({rows}, {cols})")
78         return residuals_matrix
79
80     row_indices = np.arange(rows)
81     col_indices = np.arange(cols)
82     col_indices_grid, row_indices_grid = np.meshgrid(col_indices,
83         row_indices)
84
85     x_coords = transform.c + transform.a * col_indices_grid +
86         transform.b * row_indices_grid
87     y_coords = transform.f + transform.d * col_indices_grid +
88         transform.e * row_indices_grid
89
90     if x_coords.shape != altitudes.shape or y_coords.shape !=
91         altitudes.shape:
92         print("Les dimensions des coordonn es ne correspondent pas
93             celles des altitudes.")
94         return residuals_matrix
95
96     try:
97         alt_windows = view_as_windows(altitudes, (3, 3))
98         x_windows = view_as_windows(x_coords, (3, 3))
99         y_windows = view_as_windows(y_coords, (3, 3))
100     except ValueError as e:
101         print(f"Erreur lors de l'utilisation de view_as_windows : {e}")
102         return residuals_matrix
103
104     win_rows, win_cols = alt_windows.shape[:2]
105
106     for i in range(win_rows):
107         for j in range(win_cols):
108             alt_window = alt_windows[i, j]
109             x_window = x_windows[i, j]
110             y_window = y_windows[i, j]
111
112             valid_mask = ~np.isnan(alt_window)
113             if np.sum(valid_mask) < 2:
114                 continue

```

```

109
110     X = np.column_stack((
111         x_window.flatten()[valid_mask.flatten()],
112         y_window.flatten()[valid_mask.flatten()]
113     ))
114     y_values = alt_window.flatten()[valid_mask.flatten()]
115
116     model = LinearRegression()
117     model.fit(X, y_values)
118
119     center_x = x_window[1, 1]
120     center_y = y_window[1, 1]
121     center_alt = alt_window[1, 1]
122     if np.isnan(center_alt):
123         continue
124     center_pred = model.predict([[center_x, center_y]])[0]
125
126     residual = center_alt - center_pred
127     residuals_matrix[i + 1, j + 1] = residual
128
129     return residuals_matrix
130 def detect_anomalies_residuals(residuals_matrix, altitudes,
131 window_size_px, overlap_size_px, slope_multiplier):
132     rows, cols = residuals_matrix.shape
133     problematic_pixels = np.full(residuals_matrix.shape, False, dtype=
134         bool)
135     step_size_px = window_size_px - overlap_size_px
136
137     for row in range(0, rows - window_size_px + 1, step_size_px):
138         for col in range(0, cols - window_size_px + 1, step_size_px):
139             row_end = row + window_size_px
140             col_end = col + window_size_px
141             residuals_window = residuals_matrix[row:row_end, col:
142                 col_end]
143
144             std_dev_local = np.nanstd(residuals_window)
145             if std_dev_local == 0 or np.isnan(std_dev_local):
146                 continue
147
148             window_mask = np.abs(residuals_window) > (slope_multiplier
149                 * std_dev_local)
150             window_mask &= ~np.isnan(altitudes[row:row_end, col:
151                 col_end])
152             problematic_pixels[row:row_end, col:col_end] |=
153                 window_mask

```

```

149     return problematic_pixels
150
151 def export_diffmax_anomalies_to_csv(outliers_diff_max, altitudes,
152 transform, output_csv_file):
153     # Préparer les données à écrire
154     data = []
155     for i, j in outliers_diff_max:
156         # Calcul des coordonnées géographiques du pixel
157         x = transform.c + transform.a * j + transform.b * i +
            transform.a / 2 # Centre du pixel
158         y = transform.f + transform.d * j + transform.e * i +
            transform.e / 2
159         # Récupérer l'altitude du pixel
160         altitude = altitudes[i, j]
161         data.append({
162             'row': i,
163             'col': j,
164             'x': x,
165             'y': y,
166             'altitude': altitude
167         })
168
169     # écrire les données dans le fichier CSV
170     with open(output_csv_file, 'w', newline='') as csvfile:
171         fieldnames = ['row', 'col', 'x', 'y', 'altitude']
172         writer = csv.DictWriter(csvfile, fieldnames=fieldnames)
173         writer.writeheader()
174         for row_data in data:
175             writer.writerow(row_data)
176
177     print(f"Anomalies de la méthode Diff Max exportées vers {
178         output_csv_file}")
179
180 def export_residuals_anomalies_to_csv(problematic_pixels,
181 residuals_matrix, transform, output_csv_file):
182     # Extraire les indices des pixels problématiques
183     indices_i, indices_j = np.where(problematic_pixels)
184
185     # Préparer les données à écrire
186     data = []
187     for i, j in zip(indices_i, indices_j):
188         # Calcul des coordonnées géographiques du pixel
189         x = transform.c + transform.a * j + transform.b * i +
            transform.a / 2 # Centre du pixel
190         y = transform.f + transform.d * j + transform.e * i +
            transform.e / 2

```

```

188     # R cup rer la valeur du r sidu
189     residual_value = residuals_matrix[i, j]
190     data.append({
191         'row': i,
192         'col': j,
193         'x': x,
194         'y': y,
195         'residual': residual_value
196     })
197
198     # crire les donn es dans le fichier CSV
199     with open(output_csv_file, 'w', newline='') as csvfile:
200         fieldnames = ['row', 'col', 'x', 'y', 'residual']
201         writer = csv.DictWriter(csvfile, fieldnames=fieldnames)
202         writer.writeheader()
203         for row_data in data:
204             writer.writerow(row_data)
205
206     print(f"Anomalies de la m thode des R sidus export es vers {
207         output_csv_file}")
208
209 def main():
210     # Liste des fichiers raster
211     raster_files = [
212         '/content/Clip_test11.tif'
213     ]
214
215     # Param tres
216     threshold_diff = 0.04 # Seuil de base pour Diff Max (4 cm)
217     window_size_m = 10 # Taille de la fen tre en m tres
218     pixel_size = 0.5 # Taille des pixels en m tres (50 cm)
219     window_size_px = int(window_size_m / pixel_size) # Taille de la
220     fen tre en pixels
221     overlap_size_m = 5 # Chevauchement des fen tres en m tres
222     overlap_size_px = int(overlap_size_m / pixel_size) #
223     Chevauchement en pixels
224     slope_multiplier = 3 # Multiplieur pour l' cart -type
225
226     for raster_file in raster_files:
227         print(f"Traitement du raster : {raster_file}")
228
229         altitudes, transform = load_raster(raster_file)
230         rows, cols = altitudes.shape
231
232         # V rifier que le raster est suffisamment grand
233         if rows < 3 or cols < 3:

```

```

231         print(f"Raster {raster_file} trop petit pour le traitement
                (dimensions : {rows}x{cols}).")
232         continue
233
234     adjusted_thresholds = calculate_adjusted_thresholds(
235         altitudes, pixel_size, window_size_px, threshold_diff)
236
237     outliers_diff_max = detect_anomalies_diff_max(altitudes,
238         adjusted_thresholds)
239
240     residuals_matrix = calculate_residuals(altitudes, transform)
241
242     problematic_pixels = detect_anomalies_residuals(
243         residuals_matrix, altitudes, window_size_px,
244         overlap_size_px, slope_multiplier)
245
246     # Afficher le nombre de points problématiques détectés par
247     chaque méthode
248     print(f"Raster : {raster_file}")
249     print(f"  Pixels problématiques - Diff Max : {len(
250         outliers_diff_max)}")
251     print(f"  Pixels problématiques - Résidus locaux : {np.sum(
252         problematic_pixels)}")
253
254     # Exportation des anomalies vers des fichiers CSV
255     output_csv_diffmax = 'anomalies_diffmax.csv'
256     export_diffmax_anomalies_to_csv(outliers_diff_max, altitudes,
257         transform, output_csv_diffmax)
258
259     output_csv_residuals = 'anomalies_residuals.csv'
260     export_residuals_anomalies_to_csv(problematic_pixels,
261         residuals_matrix, transform, output_csv_residuals)
262
263 if __name__ == "__main__":
264     main()

```

Listing B.1 – Script Python pour la détection des anomalies

B.2 Script de la quantification du bruit LiDAR

```

1 import numpy as np
2 import rasterio
3 from sklearn.linear_model import LinearRegression
4 import matplotlib.pyplot as plt

```

```

5 from scipy.stats import t
6 import seaborn as sns
7
8 # Charger le raster
9 raster_path = '/content/Clip_aeroport2.tif'
10 with rasterio.open(raster_path) as src:
11     raster_data = src.read(1)
12     raster_transform = src.transform
13     nodata_value = src.nodata
14
15 # Masquer les valeurs nodata (s'il y en a)
16 if nodata_value is not None:
17     raster_data = np.ma.masked_equal(raster_data, nodata_value)
18
19 # Récupérer les dimensions
20 rows, cols = raster_data.shape
21
22 # Créer une grille de coordonnées (distance le long de la pente)
23 x_coords, y_coords = np.meshgrid(
24     np.arange(cols),
25     np.arange(rows)
26 )
27
28 # Convertir les coordonnées en distance (si la pente est
    majoritairement horizontale)
29 distances = x_coords.flatten()
30 altitudes = raster_data.flatten()
31
32 # Retirer les valeurs nodata
33 mask = ~np.ma.getmaskarray(altitudes)
34 distances = distances[mask]
35 altitudes = altitudes[mask]
36
37 # Définir les paramètres de la fenêtre glissante
38 window_size = 50
39 step_size = 25
40 num_windows = (len(distances) - window_size) // step_size + 1
41
42 # Variables pour stocker les résultats
43 predicted_altitudes = np.zeros_like(altitudes)
44 weights = np.zeros_like(altitudes)
45 confidence_intervals = []
46
47 # Modéliser chaque fenêtre glissante
48 for start in range(0, len(distances) - window_size, step_size):
49     end = start + window_size

```

```

50
51     X_window = distances[start:end].reshape(-1, 1)
52     y_window = altitudes[start:end]
53
54     # V rifier qu'il y a suffisamment de points dans la fen tre
55     if len(y_window) < 2:
56         continue
57
58     # R gression lin aire pour la fen tre
59     model = LinearRegression()
60     model.fit(X_window, y_window)
61
62     # Pr dictions pour la fen tre
63     predictions = model.predict(X_window)
64     predicted_altitudes[start:end] += predictions
65     weights[start:end] += 1
66
67     # Calcul de l'intervalle de confiance pour la fen tre
68     residuals_window = y_window - predictions
69     dof = len(y_window) - 2
70     t_value = t.ppf(0.95, dof)
71     residual_std = np.std(residuals_window)
72     mean_X = np.mean(X_window)
73     n = len(X_window)
74     conf_interval = t_value * residual_std * np.sqrt(1/n + (X_window -
75         mean_X)**2 / np.sum((X_window - mean_X)**2))
76     confidence_intervals.append((conf_interval, start, end))
77
78     # Moyenne pond r e des pr dictions
79     predicted_altitudes /= weights
80
81     # Calcul des r sidus
82     residuals = altitudes - predicted_altitudes
83
84     # Calcul des m triques statistiques
85     # RMSE
86     rmse = np.sqrt(np.mean(residuals**2))
87
88     # MAE
89     mae = np.mean(np.abs(residuals))
90
91     # Calcul de l' cart -type des r sidus (bruit LIDAR)
92     lidar_noise_std = np.std(residuals)
93
94     # Calcul de l'intervalle de confiance global
95     overall_residual_std = np.std(residuals)

```

```

95 overall_mean_X = np.mean(distances)
96 n_total = len(distances)
97 overall_conf_interval = t_value * overall_residual_std * np.sqrt(1/
    n_total + (distances - overall_mean_X)**2 / np.sum((distances -
    overall_mean_X)**2))
98
99 # Affichage des r sultats
100 print(f"\nStatistiques des r sidus :")
101 print(f"RMSE : {rmse:.4f}")
102 print(f"MAE : {mae:.4f}")
103 print(f" cart -type du bruit LIDAR : {lidar_noise_std:.4f}")
104
105 ## Affichage des r sultats visuels avec une mise en forme am lior e
106 sns.set_theme(style="whitegrid")
107 plt.figure(figsize=(10, 6))
108
109 # Scatter plot des altitudes observ es
110 plt.scatter(distances, altitudes, alpha=0.5, label='Altitudes
    observ es', marker='x', s=50)
111
112 # Ligne des altitudes pr dites
113 plt.plot(distances, predicted_altitudes, color='red', label='Pentes
    mod lis es (fen tre glissante)', linewidth=2)
114
115 # Ajout des labels et de la l gende
116 plt.xlabel('Distance (pixels)', fontsize=12)
117 plt.ylabel('Altitude (m)', fontsize=12)
118 plt.legend(fontsize=15, loc="lower left")
119
120 # Ajout de la grille avec un style sp cifique
121 plt.grid(True, linestyle='--', alpha=0.6)
122
123 # Sauvegarder le graphique si besoin
124 plt.savefig("graph_lidar_analysis.png", dpi=300, bbox_inches="tight")
125
126 # Affichage du graphique
127 plt.show()

```

Listing B.2 – Analyse des pentes LIDAR avec une fenêtre glissante

Évaluation de la qualité du revêtement des pistes cyclables à l'aide de données LIDAR aéroportées

Nestor Knoops

La qualité des infrastructures cyclables est un facteur déterminant afin de promouvoir le vélo comme mode de transport durable. En Wallonie, les campagnes récentes ont montré l'importance de développer des méthodes précises pour évaluer ces infrastructures, en réponse à des défis liés au coût et à la complexité des approches traditionnelles.

Ce mémoire se concentre sur l'exploitation des données issues des capteurs LIDAR, collectées lors d'une campagne aéroportée entre 2021 et 2022, combinées aux données du Projet Informatique de Cartographie Continue (PICC) et aux orthophotos de 2021. Ces données permettent d'explorer une méthode innovante d'évaluation des revêtements cyclables, basée sur l'identification des irrégularités de surface.

Les résultats montrent que les données LIDAR permettent de détecter certaines anomalies liées aux infrastructures cyclables, mais leur performance varie selon les zones étudiées. Cette méthode met en lumière des limites dans la détection précise des irrégularités de surface, mais elle offre néanmoins une couverture spatiale étendue et des perspectives prometteuses pour des analyses à plus grande échelle.

Cette étude met en évidence le potentiel des données LIDAR pour transformer les méthodes d'évaluation des infrastructures cyclables, en offrant une alternative innovante aux approches traditionnelles. L'intégration de ces données dans des analyses à grande échelle pourrait contribuer à une meilleure planification des réseaux cyclables, favorisant ainsi l'adoption du vélo comme mode de transport durable.

Ces avancées s'inscrivent dans une démarche globale visant à renforcer les politiques de mobilité durable et à répondre aux enjeux environnementaux actuels.

UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN

Faculté des bioingénieurs

Croix du Sud, 2 bte L7.05.01, 1348 Louvain-La-Neuve, Belgique

www.uclouvain.be/agro