



**HAL**  
open science

# Couplage de données laser aéroporté et photogrammétriques pour l'analyse de scènes tridimensionnelles

Frédéric Bretar

► **To cite this version:**

Frédéric Bretar. Couplage de données laser aéroporté et photogrammétriques pour l'analyse de scènes tridimensionnelles. domain\_other. Télécom ParisTech, 2006. English. NNT : . pastel-00001844

**HAL Id: pastel-00001844**

**<https://pastel.hal.science/pastel-00001844>**

Submitted on 13 Nov 2006

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Thèse présentée pour l'obtention du titre de  
Docteur ès Sciences  
de l'École Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris

Spécialité : Traitement du Signal et des Images

présentée par

**Frédéric BRETAR**

# Couplage de Données Laser Aéroporté et Photogrammétriques pour l'Analyse de Scènes Tridimensionnelles.

Soutenue le *Vendredi 16 juin 2006* devant un jury composé de :

---

Dr. Michel Roux (Telecom Paris)	Directeur de thèse
Dr. Habil. Marc Pierrot-Deseilligny (IGN)	Directeur de thèse
Pr. Bernard Péroche (Univ. Lyon)	Rapporteur
Pr. Christian Heipke (Univ. Hannovre)	Rapporteur
Pr. Claude Laugeau (Mines Paris)	Président
Pr. Henri Maître (Telecom Paris)	Examineur
M. Arthur Rohrbach (LH Systems GmbH)	Examineur

---



# Table des matières

<b>I</b>	<b>Introduction</b>	<b>11</b>
<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>13</b>
1.1	Contexte général . . . . .	13
1.2	Couplage Photogrammétrie/Laser aéroporté : État de l’art . . . . .	16
1.2.1	Mise en cohérence de systèmes de coordonnées . . . . .	16
1.2.2	Classification d’images . . . . .	17
1.2.3	Détection et reconstruction de bâtiments . . . . .	17
1.2.4	Extraction de primitives . . . . .	18
1.3	Orientations de la thèse . . . . .	18
1.4	Données Laser . . . . .	20
<b>2</b>	<b>Les systèmes lidar</b>	<b>21</b>
2.1	Introduction . . . . .	21
2.2	Physique et technologie des lidars . . . . .	21
2.2.1	Émission et réception d’une onde . . . . .	21
2.2.2	Particularités du mode multi-échocs . . . . .	24
2.2.3	Considérations sur la précision des mesures . . . . .	25
2.3	Orientation . . . . .	29
2.3.1	Trajectographie optimale . . . . .	29
2.3.2	Influence des erreurs de positionnement sur la précision des points 3D . . . . .	30
2.3.3	Comparaison avec la photogrammétrie . . . . .	32
2.4	Conclusion . . . . .	33
<b>II</b>	<b>Analyse quantitative de données laser tridimensionnelles</b>	<b>35</b>
<b>3</b>	<b>Classification sol/sursol et Reconstruction du terrain</b>	<b>37</b>
3.1	Introduction . . . . .	37
3.2	État de l’art . . . . .	38
3.2.1	Filtrage morphologique . . . . .	38
3.2.2	Approche par opérateur local . . . . .	39
3.2.3	Densification progressive de TIN . . . . .	39
3.2.4	Approches surfaciques/classification . . . . .	40
3.3	Contribution à la classification de paysages 3D . . . . .	41
3.3.1	Description de l’algorithme . . . . .	42
3.3.2	Résultats et discussion . . . . .	46
3.4	Application à la régularisation de surface terrain . . . . .	54
3.4.1	Modélisation probabiliste d’une image : Rappels . . . . .	54



3.4.2	Cadre Bayésien pour la régularisation de surfaces . . . . .	55
3.4.3	Aspects pratiques pour la reconstruction . . . . .	57
3.4.4	Résultats et discussion . . . . .	57
3.5	Conclusion . . . . .	60
<b>4</b>	<b>Détection de primitives planes</b>	<b>67</b>
4.1	Introduction . . . . .	67
4.2	État de l'art . . . . .	67
4.2.1	Transformée de Hough 3D . . . . .	68
4.2.2	Groupement d'attributs . . . . .	68
4.2.3	RANSAC . . . . .	69
4.3	Contribution pour l'extraction de primitives 3D . . . . .	70
4.3.1	Clusterisation de points . . . . .	70
4.3.2	Extraction focalisée de plans par RANSAC . . . . .	71
4.4	Résultats . . . . .	74
4.5	Conclusion . . . . .	75
<b>III</b>	<b>Couplage Photogrammétrie/laser</b>	<b>85</b>
<b>5</b>	<b>Recalage de surfaces</b>	<b>87</b>
5.1	Introduction . . . . .	87
5.2	État de l'art . . . . .	89
5.2.1	ICP, variantes et alternatives . . . . .	89
5.2.2	Transformation de Hough et modifications . . . . .	91
5.2.3	Ajustement de bandes laser . . . . .	91
5.3	Contribution au recalage de surfaces . . . . .	94
5.3.1	Recherche de morceaux de surfaces homologues . . . . .	95
5.3.2	Analyse morphologique de l'espace des votes . . . . .	96
5.3.3	Modélisation de la transformation . . . . .	99
5.4	Simulation . . . . .	100
5.4.1	Description . . . . .	100
5.4.2	Résultats et Interprétation . . . . .	101
5.5	Evaluation sur des données laser réelles . . . . .	107
5.6	Conclusion . . . . .	110
<b>6</b>	<b>Segmentation couplée laser/Image</b>	<b>115</b>
6.1	Introduction . . . . .	115
6.2	Contribution pour la segmentation jointe . . . . .	117
6.2.1	Rappels . . . . .	117
6.2.2	Contraction d'arêtes et construction d'une hiérarchie . . . . .	118
6.2.3	Fonctions de coût . . . . .	120
6.2.4	Recherche d'une partition optimale . . . . .	123
6.3	Aspects pratiques . . . . .	123
6.4	Résultats et Discussion . . . . .	124
6.5	Conclusion et Perspectives . . . . .	129
<b>7</b>	<b>Conclusion</b>	<b>143</b>

# Remerciements

Je tiens à remercier en premier lieu mes directeurs de thèse, M. Roux et M. Pierrot-Deseilligny pour leurs conseils toujours pertinents et l'autonomie dont j'ai bénéficié lors des choix scientifiques. Puis les membres du jury, particulièrement M. Heipke et M. Péroche pour leur temps consacré à la relecture précise du manuscrit. Mes remerciements vont ensuite à M. Hervé LeMen pour la confiance qu'il m'a accordée lors de l'entreprise de cette aventure doctorale, laquelle fut entièrement financée par l'Institut Géographique National. Mes pensées vont ensuite aux membres du laboratoire MATIS avec lesquels nombre de questions scientifiques et techniques ont été discutées puis résolues, je pense notamment à F. Jung, F. Taillandier, N. Chehata, N. Papparoditis, F. Lafarge. Je tiens également à remercier M. Chesnier, J. Leprieur et C. Mallet, stagiaires, qui ont participé aux aspects techniques de ce travail. Je ne peux omettre l'efficacité de F. Boyero pour la gestion particulièrement efficace de la soutenance de thèse. Finalement, ce travail n'aurait jamais pu se dérouler dans de si bonnes conditions sans le soutien actif de mes parents, de ma grand-mère et de Claire.



# Résumé de la thèse

L'interprétation de scènes tridimensionnelles dans un contexte cartographique met en jeu de nombreuses techniques, des plus traditionnelles, comme la photogrammétrie à partir d'images aériennes, jusqu'aux plus récentes, comme l'altimétrie laser. Si la photogrammétrie intègre les traitements géométriques liés à l'orientation des images, ainsi que le calcul des altitudes associées à chaque pixel par des processus de corrélation, les systèmes laser aéroportés (capteurs actifs) intègrent un mécanisme de géoréférencement direct (couplage Inertie-GPS) des impulsions lumineuses émises, fournissant ainsi une représentation de la topographie sous la forme d'un nuage de points 3D. Les objectifs de cette thèse étaient dans un premier temps de valoriser de manière autonome les données 3D issues de la technologie laser, compte tenu de leur caractère novateur, puis d'étudier divers aspects de l'intégration de ces données à un savoir-faire photogrammétrique. Nous nous sommes donc intéressés dans une première partie à l'extraction automatique de points laser appartenant au sol (paysages urbains et ruraux). L'analyse de ces points sol nous a menés à la recherche d'une modélisation dense du terrain sous la forme d'une grille régulière d'altitude à travers la définition d'un modèle bayésien de régularisation de surface. Les points appartenant à la composante sursol, dans le cadre de l'étude du milieu urbain pour la modélisation du bâti, ont été analysés à la lumière d'un algorithme de recherche de primitives planes (facettes de toits) basé sur une modification de l'estimateur robuste RANSAC. La seconde partie concerne l'étude effective du couplage des techniques laser et photogrammétriques. Il s'agit d'utiliser conjointement la grande précision des mesures laser ( $\leq 5\text{ cm}$  pour la composante altimétrique sous certaines conditions) avec d'une part la radiométrie issue des images aériennes, mais aussi avec les images d'altitudes correspondantes. La confrontation des géométries issues de ces deux systèmes fait apparaître des décalages tridimensionnels non linéaires possiblement liés aux dérives temporelles des mesures inertielles. Un algorithme de recalage adapté à la géométrie d'acquisition des bandes laser a donc été mis en place, assurant a posteriori, une cohérence des géométries aussi bien 2D que 3D. À partir d'une mise en correspondance locale des surfaces, un mécanisme de corrections par fenêtres glissantes simule les dépendances temporelles des variations, sans imposer de modèle global de déformations. Enfin, nous avons exprimé la complémentarité des deux systèmes à travers l'extraction de facettes 3D de bâtiments par un mécanisme de segmentation hiérarchique d'images basé sur la définition d'une énergie d'agrégation de régions élémentaires dépendant à la fois des informations présentes dans l'image, des points laser et de la classification préalablement effectuée.



# Abstract

The analysis of tridimensional scenes in a cartographic context requires many different techniques, from the most traditional ones, as photogrammetry using aerial images, until the most recent ones, as laser altimetry. If photogrammetry integrates geometrical processes related to the calculation of image orientations, as well as to the calculation of altitudes associated to each pixel by correlation processes, airborne laser systems (active sensors) integrate a mechanism of direct georeferencing (coupling inertial measurements and GPS) of laser pulses, providing finally a representation of the topography as a 3D point cloud. The aims of this thesis were, at first and considering their innovative nature, to valorize 3D laser data by autonomous processes, and secondly, to study various aspects of how integrating these data into a photogrammetric know-how. We have been therefore interested in a first part to the automatic extraction of laser points belonging to the ground (rural and urban landscapes). The analysis of these ground points has led us to model the terrain as a dense and regularly distributed surface through the definition of a bayesian model. Within the context of building reconstruction, off-ground points, have been analyzed in light of a 3D planar primitive extraction algorithm (roof facets) based on a modified robust RANSAC estimator. The second part of the thesis concerns the effective study of how coupling laser and photogrammetric techniques. The problem is to use jointly the high precision of laser measurements ( $\leq 5\text{ cm}$  concerning the altimetric component under certain conditions) on the one hand, with the radiometry of aerial images, and on the second hand, with corresponding altitude images. 3D non linear discrepancies have been remarked between the topography seen through both geometries. These are possibly linked to temporal drifts of the inertial measurement system. An algorithm for correcting these offsets has been adapted to the laser acquisition geometry by strips. From a local matching of both surfaces, a correction mechanism by sliding windows have been applied in order to simulate temporal dependencies of the observed discrepancies. Finally, we have expressed the complementarity of both systems through the extraction of 3D building facets using a hierarchical image segmentation algorithm. It is based on region aggregation rules which depend on image information, laser point and the preprocessed laser point classification.



**Première partie**

**Introduction**





# Chapitre 1

## Introduction

### 1.1 Contexte général

La description de l'espace géographique fut pour nombre d'Anciens et pour longtemps, une gageure conditionnant le développement de nos civilisations. Ce fut, et n'est-ce pas encore le cas, une mise en équation particulièrement difficile des représentations de notre environnement à une échelle moindre, et pour certaines, la réduction de l'espace tridimensionnel à un plan. S'il était encore possible, ou malheureux, pour certains navigateurs et autres coureurs, de se perdre à la surface de notre globe, il semble pratiquement impossible, de nos jours à un Moderne, de faire de même, pourvu qu'il soit équipé des moyens nécessaires à son bon positionnement, ainsi que d'une représentation globale de son environnement, c'est-à-dire d'une carte.

La démarche du maître cartographe est la même depuis des siècles : représenter de manière intelligible, cohérente, et toujours plus précise des paysages toujours plus étendus. Notre tendance au progrès générant des mutations perpétuelles de notre environnement, l'avènement de nouvelles technologies, plus précises, plus rapides et sans doute finalement moins coûteuses, font de la cartographie une science en mouvement. Une carte, qui fut un plan, mais qui maintenant intègre la troisième dimension, ne sera donc jamais définitive.

La réduction de notre réalité spatiale à un univers virtuel informatisé ouvre, est-il encore nécessaire de le préciser, des perspectives inouïes quant à l'aménagement du territoire, notamment urbain, permettant une planification et une gestion des espaces comme jamais auparavant. C'est aussi un outil sans égal pour la gestion des environnements naturels, et, en ces temps de modifications profondes et à grande échelle de notre climat, pour la prévision des risques.

Faire une carte, c'est décrire la réalité sous deux aspects : d'abord sémantique, bannissant ainsi l'anonymat des objets représentés sur une prise de vue aérienne, en les caractérisant. C'est aussi une géométrie permettant une description conforme et précise de la réalité. Traditionnellement, le lien entre la géométrie de l'image et la réalité du terrain est effectué par les traitements photogrammétriques. C'est en premier lieu le rôle de l'aérotriangulation. Dans le cadre du *bundle adjustment*<sup>1</sup> (TMHF00), la mise en géométrie d'un ensemble de photographies aériennes consiste à estimer, pour chacune, l'ensemble des paramètres de pose et de calibration de la caméra ainsi que la rotation 3D optimale minimisant une fonction de coût caractérisant les erreurs entre observations (points/segments image homologues au niveau des zones de recouvrement, équivalence de certains points image et points terrain etc.) et modèle proposé.

En disposant d'un ou de plusieurs couples stéréoscopiques (multi-stéréoscopie), l'intersection des fais-

---

<sup>1</sup>en regard d'un traitement par *direct georeferencing* où l'orientation des images provient directement de la trajectographie déterminée par un système hybride INS/GPS (Jac03).

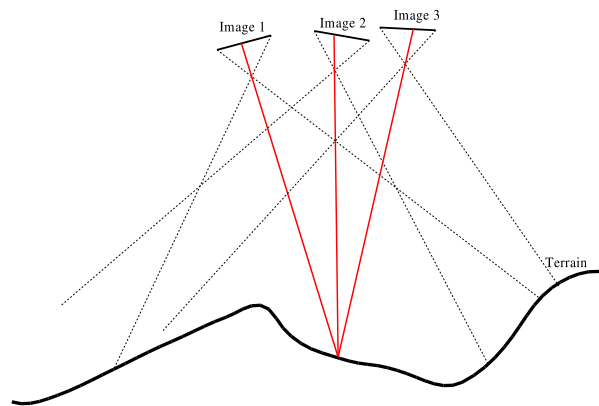


FIG. 1.1 – Intersection de trois rayons perspectifs (rouges) pour la détermination d'un point 3D dans un contexte photogrammétrique.

ceux perspectifs (figure 1.1) donne possiblement accès à la troisième dimension pourvu que le point soit identifiable sur les 2 ou  $n$  images. La hauteur d'un point image est obtenue par divers procédés dont les plus populaires sont basés sur le calcul d'une fonction de corrélation définie sur un ou plusieurs couples d'images. Le maximum de cette fonction, quand il existe, est associé aux couples de points image ayant la probabilité la plus élevée d'être homologues. La précision théorique en planimétrie et en altimétrie d'un point terrain issu de la mise en correspondance de deux points image dépendra donc principalement de la capacité du corrélateur à retrouver au sein des images les points homologues ainsi qu'à la qualité des orientations des images permettant d'intersecter au mieux (directement lié au rapport entre la hauteur de prise de vue et la longueur de la base photogrammétrique) les deux rayons perspectifs. L'automatisation de ces traitements mène enfin à la génération de Modèles Numériques d'Élévation (MNE) ou de Surface (MNS)<sup>2</sup> dont l'aspect final (précision altimétrique et bruit) dépendra du type de paysage, de la qualité et de la résolution des images, mais aussi de la méthode utilisée (choix de la méthode d'optimisation pour les approches énergétiques, coefficient de corrélation (KE01)).

Il existe plusieurs niveaux de représentation d'un paysage, de la modélisation pixellaire à la modélisation vectorielle. Un pixel "photogrammétrique" contient intrinsèquement sa position 3D, ainsi qu'une information radiométrique dans différentes bandes spectrales, sans lien sémantique avec les pixels voisins. C'est une représentation simple et adéquate pour certains objets notamment pour modéliser le terrain (sans les éléments de sursol). Une représentation vectorielle enrichit la topologie des objets complexes (réseau routier et bâtiments essentiellement) en introduisant segments, polygones ou modèles polyédriques. En somme, le pixel photogrammétrique muni de ses attributs, est l'information de base pour les traitements menant à une description d'un niveau plus élevé de l'image et de la géométrie des objets représentés.

Depuis quelques années, la technique de la télémétrie laser (ou lidar<sup>3</sup>) adaptée au contexte aérien via un balayage latéral fournit une mesure directe de distance entre un vecteur aérien (avion ou hélicoptère) et la surface terrestre. Le calcul de la trajectographie du vecteur aérien basée sur le couplage d'une unité inertielle et d'un GPS différentiel permet à son tour de transformer ces mesures de distance en points 3D géoréférencés. Nous décrivons en détail ces systèmes dans le chapitre 2. Notons dès maintenant deux propriétés majeures de ces systèmes : d'abord, la précision altimétrique sur la mesure est particulièrement

<sup>2</sup>image contenant les altitudes des éléments photographiés (sol, mais aussi bâtiments et végétation) codées en niveaux de gris.

<sup>3</sup>*Light Detection And Ranging*

élevée puisqu'elle est inférieure, sous certaines conditions à 5 cm. En outre, l'émission d'un faisceau laser au niveau du vecteur aérien permet l'acquisition d'un ou plusieurs points de mesure le long de l'onde réfléchie. Cette propriété est particulièrement intéressante en milieu forestier ou dans les zones de végétation urbaine car elle permet d'accéder non seulement à la hauteur de la canopée, mais aussi à l'altitude du sol sous la végétation, information altimétrique parfaitement indisponible à partir de photographies aériennes. Le laser aéroporté tire une grande partie de son succès commercial des applications spécifiques où cette technique de levé est la seule performante. Il s'agit du suivi de corridor, le lidar étant généralement embarqué sur un hélicoptère, pour la gestion de la croissance de la végétation sous les lignes électriques haute tension ainsi que la surveillance des lignes de chemin de fer. Mentionnons aussi une activité qui a de fortes implications sur la gestion des risques au niveau des littoraux, le levé de côtes pour lequel l'imagerie ne présente pas suffisamment de texture pour fournir une altimétrie fiable.

Ces deux systèmes d'acquisition de données géographiques ont chacun leurs avantages et leur inconvénients. La photogrammétrie fournit un cadre géométrique stable à travers l'aérotriangulation<sup>4</sup> et permet la génération d'informations 3D à la résolution planimétrique des images utilisées. Ainsi, pour un capteur numérique de dimension 4000 × 4000 pixels fournissant des images de résolution 20 cm, on peut espérer calculer 25 points de mesures altimétriques par mètre carré répartis régulièrement. Cette technique fournit en outre une information radiométrique primordiale pour l'interprétation des paysages. La "lasergrammétrie" quant à elle fournit des points 3D dont la précision altimétrique est supérieure à celle de la photogrammétrie (ce n'est pas toujours vrai pour la précision planimétrique notamment à cause de la dérive de la centrale inertielle au cours du temps). Elle permet aussi l'acquisition de mesure altimétrique du terrain sur des zones boisées. Par contre, la densité de points au sol est en général assez faible et la répartition spatiale est particulièrement irrégulière. L'utilisation conjointe de ces deux techniques pour l'interprétation et la description géométrique des paysages laisse donc entrevoir nombre de potentialités et d'applications possibles dont nous avons essayé d'initier les méthodologies dans ce travail de doctorat.

Cette thèse s'inscrit donc dans la perspective de l'étude du couplage de la photogrammétrie et du laser aéroporté. Elle fut effectuée au laboratoire de Méthodes d'Analyse et de Traitements d'Images pour la Stéréorestitution (MATIS) de l'Institut Géographique National (IGN) dans le cadre du programme Bâtiment Reconstitués à partir d'Images Grandes Echelles (BRIGE) sous la co-direction de M. Marc Pierrot-Deseilligny, directeur-adjoint de la Direction Technique de l'IGN et de M. Michel Roux, chercheur au département Traitement du Signal et des Images de l'École Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris.

Les recherches menées au cours de cette thèse furent conduites à la lumière des problématiques soulevées au laboratoire et des travaux déjà menés au sein de la communauté scientifique travaillant à partir de données laser. Parmi les questions qui ont guidé nos réflexions et nos choix, les plus significatives concernent la place que l'on peut accorder au lidar dans un environnement cartographique général doté d'un patrimoine technique aujourd'hui bien maîtrisé. Quel sens donner à la disponibilité des données laser dans un contexte scientifique et opérationnel qui a donné jusqu'alors toute sa confiance en la photogrammétrie ? Le lidar peut-il remplacer l'imagerie aérienne pour une cartographie de précision ? Que peut-on extraire d'un nuage de points lidar et comment peut-on le faire ? Dans quelle mesure l'utilisation de données laser va compenser et venir épauler des traitements photogrammétriques de plus en plus automatisés et fiables ? Comment matérialiser les similarités et souligner les différences entre les deux systèmes d'acquisition, tant au niveau géométrique que sémantique ? De manière plus quantitative, on peut se demander si les algorithmes de traitement de données laser sont stables et opérationnels. Est-il

---

<sup>4</sup>d'après une étude menée par *Hottier* (Hot04), la stabilité d'une aérotriangulation effectuée par *bundle adjustment* est supérieure à celle produite par *direct georeferencing*.

pertinent de poursuivre les réflexions afin de développer de nouvelles approches ? Outre les développements quantitatifs effectués dans cette thèse, nous espérons que la lecture de ce manuscrit proposera quelques éléments de réponses aux questions qu'un intéressé se pose concernant la technologie du lidar aéroporté et sa place actuelle dans la cartographie.

Avant de décrire l'organisation du mémoire, nous présentons un état de l'art concernant les stratégies de couplage mises en œuvre au sein de la communauté internationale afin de mieux comprendre la démarche que nous avons suivie au cours de cette thèse, nos inspirations et nos détachements. On trouvera en première partie de chaque chapitre une bibliographie détaillée concernant les thèmes abordés dans le chapitre.

## 1.2 Couplage Photogrammétrie/Laser aéroporté : État de l'art

Les recherches menées sur le laser aéroporté et sur son couplage avec la photogrammétrie ont été particulièrement actives à partir des années 1999-2000, le nombre de publications sur le sujet est une preuve de l'engouement de certaines universités et autres centres de recherche pour cette nouvelle technologie. On remarque aussi que les mêmes auteurs ont contribué à divers niveaux de la chaîne de traitement, de l'analyse de la calibration des systèmes à la reconstruction de bâtiments. Les potentialités d'un couplage entre la photogrammétrie et le laser ont été envisagées dès que les systèmes laser à balayage furent eux-mêmes considérés comme opérationnels. Jusque récemment, les données laser étaient acquises de manière autonome vis-à-vis d'une campagne photogrammétrique. Une caméra non métrique pouvait parfois être utilisée pour se repérer, mais guère pour envisager d'autres traitements. Il semble maintenant que tous les nouveaux systèmes intègrent une information radiométrique. Une étude approfondie des développements récents effectués en ce qui concerne le couplage des deux techniques nous a permis de distinguer trois directions principales : d'abord, l'amélioration de la classification d'images, puis l'amélioration de la reconstruction de paysages urbains ; enfin l'intégration des données laser dans des processus de mise en géométrie commune avec des images. Les applications dédiées à l'analyse de la végétation ne seront que peu abordées au cours de ce mémoire. Notons seulement que l'utilisation quantitative du lidar pour l'étude de la végétation concerne majoritairement l'estimation de la biomasse, qui est d'autant plus fiable que la hauteur de la canopée ainsi que celle du terrain sont connues avec précision.

### 1.2.1 Mise en cohérence de systèmes de coordonnées

L'utilisation conjointe de deux types de données géographiques acquises à partir de systèmes différents impose une mise en cohérence des deux repères d'acquisition. De manière générale, la mise en géométrie commune de ces deux systèmes consiste en l'identification d'éléments homologues au sein des deux ensembles de données puis à estimer une transformation minimisant une métrique d'erreur définie sur les éléments homologues. *Schenk* (SC02) propose d'identifier des éléments invariants et donc indépendants du capteur utilisé, représentant typiquement des bords de bâtiments ou des morceaux de surfaces planes dans le cas de paysages urbains, puis d'estimer la transformation liant ces ensembles d'homologues. Plus précisément, il propose une mise en correspondance des segments 3D détectés d'une part sur un couple d'images stéréoscopiques et d'autre part par l'intersection de deux plans adjacents détectés dans un nuage de points laser. Cette approche fut récemment reprise par *Habib* (HG05) qui décrit d'abord une méthode de mise en correspondance de segments images pour retrouver leurs positions 3D puis leur recalage sur des segments 3D laser en estimant une isométrie 3D. Une approche similaire a été développée par *Roux* (Rou04) qui utilise une seule image orientée pour le recalage des données laser. Il se base sur l'ajustement de plans 3D estimés sur les points laser et d'une segmentation de l'image par régions planes.

Au-delà de ces solutions algorithmiques, une première condition suffisante pour une utilisation jointe optimale de données laser et image serait l'acquisition simultanée des données. Les prestations des fournisseurs de données laser dans les années 2000 ne comprenaient pas d'acquisition d'images exploitables dans le cadre d'un traitement photogrammétrique. Il s'agissait généralement d'une caméra embarquée chargée de reconnaître les paysages survolés, mais aucun couplage n'était envisagé. Certains systèmes expérimentaux, sans réelle descendance connue, tentèrent rapidement d'exploiter la complémentarité des systèmes au niveau de l'acquisition (NS01). L'idée consistait à coupler une barrette imageuse CCD au balayage latéral d'un laser, le tout étant référencé simultanément par un système INS/GPS<sup>5</sup>. Si les problèmes de cohérence mutuelle peuvent être résolus, la stabilité temporelle d'un tel système est loin d'être parfaite, nous y reviendrons.

Aujourd'hui, en 2006, tous les fournisseurs de données proposent en complément des données altimétriques laser, un ensemble de photographies aériennes acquises à partir d'une caméra matricielle, le plus souvent orthorectifiées et dans différentes bandes spectrales le cas échéant.

### 1.2.2 Classification d'images

Dans le cadre de l'imagerie aérienne pour l'interprétation de scènes, il s'agit de regrouper au sein d'une même classe des ensembles de pixels partageant des propriétés communes. Ces classes peuvent être représentées par un vecteur d'éléments caractéristiques de dimension variable. Les méthodes de classification d'images reposent donc, pour la plupart, sur l'agglomération d'éléments au sein de telle ou telle classe par mesures de similarité. Le vecteur d'éléments caractéristiques peut non seulement contenir des données spectrales et hyperspectrales (proche IR, IR thermique), mais aussi des informations altimétriques provenant des mesures laser, voire d'orientation de la surface. De plus, l'exploitation de la propriété multi écho du laser peut fournir une information sur l'appartenance d'un pixel au sol ou au sursol en analysant la différence altimétrique du premier et du dernier écho. La régularité d'un MNS laser permet de générer des masques d'ombre de bonne qualité au moment de la prise de vue et d'appliquer des traitements particuliers aux points situés à l'ombre (le comportement de la réflectivité d'un matériau diffère suivant l'angle d'illumination) avant de les réintroduire dans la classification finale. Si *Haala* (HW99) fut un des premiers à s'intéresser à ce type de couplage dans le cadre d'une classification supervisée sur une base d'apprentissage existante, *Hodgson et al.* (HJT<sup>+</sup>03) proposent une comparaison de différentes méthodes de classification supervisée basées sur les mêmes critères. D'après leurs conclusions, l'apport de l'information laser améliore de 2 à 25% la classification finale.

Les MNS laser ont aussi été intégrés dans des algorithmes de classification non supervisée (CSLF99) où différentes bandes du proche IR sont combinées (les contours des objets ne réagissent pas de la même manière en fonction de la longueur d'onde).

Soulignons pour finir l'adaptation récente de la théorie classique de Dempster-Shafer (Sha76) (Kle99) à la classification de données images en utilisant une classification du nuage de points laser en composantes sol, bâtiment, végétation et herbe (RTC<sup>+</sup>04). Les résultats fournis par les auteurs montrent de réelles potentialités pourvu que l'on dispose des données adéquates de NDVI. Cependant, la classification finale dépend beaucoup de la définition analytique des probabilités mises en jeu. Les auteurs notent aussi de fausses classifications au niveau des bords de bâtiments qui sont considérées comme de la végétation (contribution du second écho), ainsi qu'au niveau des super-structures des toits.

### 1.2.3 Détection et reconstruction de bâtiments

La reconstruction de bâtiments est un problème très vaste et très largement abordé depuis de nombreuses années (Tai04) (Fuc99) (HB99a) (HB99b) (MF04), aussi bien à partir d'images aériennes, que d'images

---

<sup>5</sup>cf. chapitre 2.

satellites (Che05). L'apport des données laser pour la reconstruction de bâtiments (HB97) se situe principalement au niveau de la précision de l'information altimétrique pour l'extraction des primitives (HSHB03) (FA02) (Kho05) ainsi que pour l'ajustement des modèles paramétriques (Ort04) (MF04) (LDZD06). Il n'y a cependant pas de méthodes de reconstruction de bâtiments spécifiquement adaptées aux données laser. Elles ne seront donc pas détaillées dans ce mémoire.

La régularité d'un nuage de points laser en comparaison avec une surface issue de la photogrammétrie, plus bruitée et moins précise en altimétrie, peut s'avérer être une caractéristique particulièrement intéressante en ce qui concerne la **détection** des bâtiments. En effet, nous y reviendrons dans le chapitre 2, une mesure laser traditionnelle permet d'enregistrer au moins deux échos, qui, dans les zones à couvert végétal, permet de distinguer les bâtiments<sup>6</sup> dont les échos sont le plus souvent confondus, de la végétation, dont les échos sont séparés de la hauteur de la canopée. De plus, puisque les parties cachées en milieu urbain sont en principe moins nombreuses dans le levé laser que dans les images, les ruptures de pentes au niveau des bords de bâtiments sont plus nettes (en comparaison avec les surfaces photogrammétriques bien sûr). Cette propriété permet le développement d'algorithmes d'extraction de bâtiments spécifiques aux données laser (RB02) qui peuvent être soutenus par des informations extraites d'images hyperspectrales sur la végétation (RTCK03) ou d'images satellites (SD03).

### 1.2.4 Extraction de primitives

La détection de segments 2D dans une image peut-être effectuée de manières diverses, dont les plus populaires utilisent des contours détectés dans une image de gradient. Dans un cadre stéréo ou multi stéréoscopique, les segments 2D détectés sur les images peuvent être projetés en 3D (MK02) (Tai02). Plusieurs auteurs ont réfléchi à une combinaison optimale des primitives extraites des données laser et des images (SC02) dont les conclusions convergent vers le fait que les segments correspondant potentiellement à de vrais bords d'objets ou de bâtiments sont plus facilement détectables dans une image que dans un nuage de points laser (l'image est dense à la différence du nuage de points). En effet, la géométrie du nuage de points ne permet pas de détecter directement des segments car la position de l'impact d'un faisceau laser n'est pas déterministe. La mesure d'altitude correspond à la planimétrie du centre de la tâche de diffraction de l'impulsion laser (dont le diamètre est typiquement de l'ordre de plusieurs dizaines de centimètres). Ainsi, si l'empreinte au sol de l'impulsion contient une discontinuité, le point mesuré peut être légèrement délocalisé et ne plus correspondre à la discontinuité réelle existante. Certains auteurs ont tenté de détecter ces délocalisations (Vos02), d'autres utilisent l'onde réfléchie dans sa totalité (Jut05) pour améliorer la précision des bords de bâtiments. Par contre, le lidar, par sa géométrie, permet de détecter des morceaux de surfaces planes (ou autres formes dans le cas d'un laser terrestre (DLP05)). Leur intersection peut éventuellement être utilisée pour générer des segments 3D (SC02) (HGMR05) (Kho05). Les segments image peuvent ainsi être confrontés aux segments 3D laser.

## 1.3 Orientations de la thèse

Si, comme nous allons le voir dans le chapitre 2, les traitements "opérationnels" des données laser consistent principalement à rééchantillonner le nuage de points sur une grille régulière ainsi qu'à isoler le sol du sur-sol, les méthodologies de couplage image/laser restent encore du domaine de la recherche. Comment situer nos travaux par rapport aux études jusque-là menées dans la communauté internationale et par rapport aux thématiques du laboratoire ? Une des motivations récurrentes de cette thèse fut d'intégrer des données issues de la technologie laser à un savoir-faire photogrammétrique. On a soulevé le problème de la cohérence géométrique entre laser et image, constaté sur des données réelles et par

<sup>6</sup>les bords de bâtiments réagissent aussi sous certains angles d'incidence.

de nombreux auteurs. Ce problème de recalage est loin d'être résolu, les solutions proposées dans la littérature n'étant pas adaptées à notre contexte. Ce fut donc l'une de nos priorités.

Il semble par ailleurs que nombre de méthodes basées sur la radiométrie des images et sur l'information altimétrique issue de la photogrammétrie fournissent maintenant des résultats pratiquement opérationnels quant à la reconstruction 3D de bâtiments (KHG<sup>+</sup>05). Conscient de l'intérêt porté par l'IGN à l'analyse du milieu urbain<sup>7</sup>, il était presque naturel, pour le temps d'une expérience doctorale, de s'interroger sur des applications conjointes laser/image en milieu urbain. Excepté les recherches de *Rottensteiner*, peu de travaux ont exploité de manière quantitative la complémentarité des deux systèmes pour la reconstruction de bâtiments. Cette piste urbaine fut empruntée dans le but d'améliorer la sémantique de l'image aérienne, sans fournir de modèles de bâtiments à proprement parlé. Un des corollaires de ce couplage fut de développer des outils originaux pour l'analyse spécifique du nuage de points laser.

Le mémoire est organisé en trois parties dont la première, outre l'introduction, contient un chapitre consacré aux systèmes laser où nous y décrivons leur fonctionnement. Son but est de comprendre la manière dont la mesure de distance est effectuée à partir de l'avion, la manière dont le point d'impact est relié à des coordonnées géographiques ainsi que de donner quelques pistes pour comprendre l'incidence du traitement du signal brut sur la précision finale du point d'impact laser et sur le nuage de points global. Nous aborderons dans ce même chapitre les traitements généralement effectués sur le nuage de points 3D afin de le rendre exploitable par un utilisateur. Enfin, nous dirons quelques mots sur les domaines d'application de ces données.

La deuxième partie de ce mémoire est dédiée aux travaux que nous avons spécifiquement menés pour le traitement des données laser aéroporté. Les données laser sous leur forme brute ne contenant par d'information sur la nature des paysages survolés, le chapitre 3 de ce mémoire s'intéresse à la classification de paysages en deux classes (sol et sur-sol)<sup>8</sup>. Si certains auteurs (RB02) choisissent de travailler sur des données laser rééchantillonnées sur une grille régulière (MNS laser), nous avons fait le choix de garder la géométrie originale d'acquisition et la mesure ponctuelle caractéristique de ces systèmes. L'analyse des points laser classés sol mène naturellement à la recherche d'une modélisation du terrain sous la forme d'une surface MNT. Cette surface s'appuie sur les points classés sol, connaissance *a priori* que nous avons intégrée au sein d'un modèle bayésien de régularisation de surface. Dans le cadre de l'étude du milieu urbain pour la modélisation du bâti, le dernier chapitre (4) de cette partie concerne l'analyse géométrique du nuage de points sur un ensemble connexe de bâtiments. Nous décrivons une méthodologie pour la recherche de primitives planes au sein du nuage<sup>9</sup>.

La troisième et dernière partie de ce mémoire concerne l'étude effective du couplage des techniques laser et photogramétrique. Un des objectifs de cette thèse était d'analyser la géométrie du nuage de points laser par rapport à celle d'une surface photogramétrique issue de la corrélation. Le chapitre 5 s'intéresse à cette problématique<sup>10</sup>. Nous y avons développé une méthode pour mettre en évidence et étudier les distorsions géométriques au sein d'une bande de données laser par rapport à un MNS de corrélation. Nous avons également proposé une méthode de correction de ces déformations le long de la bande. Le but de ce traitement est d'utiliser la géométrie du MNS photogramétrique pour recalibrer les données laser sur la géométrie de la mission aérienne, et donc d'utiliser les images non seulement en géométrie orthorectifiées, mais aussi en géométrie conique.

---

<sup>7</sup>nous aimons particulièrement la ville d'Amiens.

<sup>8</sup>Ce chapitre a fait l'objet des publications suivantes (BCPDR04), (BCRPD04)

<sup>9</sup>Ce chapitre a fait l'objet de la publication (BR05a)

<sup>10</sup>Ce chapitre a fait l'objet des publications suivantes (BPDR03), (BPDR04a), (BPDR04b)



Une fois les données laser recalées par rapport à la géométrie photogrammétrique, nous proposons dans le chapitre 6 une méthode originale de couplage à travers la segmentation de bâtiments image par facettes planes. Nous avons adopté une approche "région" par segmentation hiérarchique basée sur la définition d'une énergie d'agrégation de régions dépendant à la fois des informations présentes dans l'image, des points laser et de la classification effectuée<sup>11</sup>.

Nous terminons ce mémoire par une conclusion générale sur les méthodologies présentées, ainsi que l'apport des données laser dans la description et la modélisation quantitative des paysages.

## 1.4 Données Laser

Nous avons utilisé deux types de données laser. Un premier jeu de données a été acquis sur la ville d'Amiens en 2002 à partir du capteur Toposys (chapitre 2). La densité de points est en moyenne de  $7.5 \text{ pt}/\text{m}^2$ . Des portions de bandes correspondant au centre ville d'Amiens ont été particulièrement étudiées. Le second jeu de données est caractéristique du milieu rural et a été acquis sur la zone de Roujan, dans les environs de Montpellier. La densité de points y est beaucoup plus élevée (de l'ordre de  $22 \text{ pt}/\text{m}^2$ ).

---

<sup>11</sup>Ce chapitre a fait l'objet ds publications suivantes (BR05b), (BR06)

## Chapitre 2

# Les systèmes lidar

### 2.1 Introduction

Un système lidar est un télémètre laser composé d'un émetteur de lumière cohérente laser et d'un récepteur de photons. Nés dans les années 1970, ces systèmes ont considérablement évolué, pour aujourd'hui constituer une solution fiable à divers problèmes liés à la métrologie en général et à la physique de l'atmosphère<sup>1</sup>. Les applications métrologiques sont basées sur la connaissance de la position du laser au moment de l'émission de l'onde et sur la détermination du temps d'aller-retour de l'impulsion lumineuse. Pour des applications autres que statiques où la position du laser est facilement déterminée par GPS, le cas des acquisitions dans un contexte dynamique nécessite le calcul d'une trajectographie très précise basée sur un système de positionnement hybride intégrant mesures inertielles et GPS différentiel.

Nous présenterons en premier lieu les principes physiques d'émission et de réception du signal lumineux. Les propriétés physiques de l'onde émise permettent d'extraire des informations sur la structure tridimensionnelle de la surface ayant réfléchi l'onde incidente. On mentionnera donc le principe de la mesure de distance dans un contexte aérien topographique ou bien satellitaire. L'exploration détaillée des systèmes soulignera la complexité de la mesure, ainsi que les sources d'erreurs potentielles. On introduira ensuite différentes configurations technologiques du laser aéroporté avant de présenter le mécanisme de géoréférencement. La forme finale des données laser est donc soit une collection de profils tridimensionnels, soit un nuage de points géoréférencé. Le cas particulier du laser en mode multi-échos sera particulièrement étudié. Nous confronterons cette technique de levé à la technique plus traditionnelle qu'est la photogrammétrie. Nous mentionnerons finalement les traitements couramment effectués sur les nuages de points et les applications les plus demandées dans un contexte industriel.

### 2.2 Physique et technologie des lidars

#### 2.2.1 Émission et réception d'une onde

Les systèmes lidar à vocation topographique sont composés, pour la plupart, de laser impulsionnels à matrice cristalline (Nd :YAG). La cadence d'émission des impulsions dépend principalement de l'altitude de vol et du mode d'acquisition (multi-échos (ME) ou onde complète (OC), cf. ci-après).

Considérons tout d'abord les systèmes dits à "onde complète", qui est une version généralisée et plus récente des lidars topographiques "multi-échos". Ils sont développés aussi bien pour des vecteurs aériens

---

<sup>1</sup>c'est le cas des lidar "Raman" qui ont vocation à étudier la répartition spatiale de certains composants de l'atmosphère (généralement l'eau et les aérosols) le long du trajet de l'onde. L'interaction de l'onde incidente avec ces molécules provoque l'émission de photons oscillant à la fréquence raman de la molécule heurtée.

(*SLICER*<sup>2</sup>, *LVIS*<sup>3</sup> (BRH99) dont un schéma détaillé est représenté sur la figure 2.3) que satellitaires (système *GLAS*<sup>4</sup> du satellite *ICESat*<sup>5</sup> (ZSA<sup>+</sup>02)).

Chaque pulse est une émission de forme gaussienne<sup>6</sup> d'une durée  $t_p$  de 6 à 10 ns (figure 2.1). La cadence  $f_p$  d'émission des pulses varie de 40 Hz pour le système *GLAS* à 500 Hz pour le système *LVIS*. L'énergie  $\mathcal{E}$  d'une impulsion est liée à la puissance du laser émetteur  $P_{pic}$  par  $\mathcal{E} = P_{pic}t_p$  (Bal99a). Ainsi, pour une énergie donnée, plus la durée d'émission du pulse est brève, plus la puissance du pic est élevée. On définit de même la puissance moyenne du pulse  $P_{moy}$  en fonction de la fréquence d'émission par

$$P_{moy} = \mathcal{E} f_p = P_{pic} t_p f_p \quad (2.1)$$

D'après cette définition, pour une puissance moyenne donnée, plus la fréquence d'émission  $f_p$  est élevée, plus l'énergie de l'impulsion (énergie transmise) est **faible**. L'équation 2.1 signifie aussi que pour un  $t_p$  donné, la puissance du pic **diminue** quand la fréquence des impulsions augmente. Ainsi, les cadences très élevées atteintes par certains systèmes (en mode multi-échos) ne le seront qu'à des altitudes comprises typiquement entre 1000 et 1500 m afin que l'intensité du signal réfléchi soit suffisante.

Le temps de trajet de l'onde  $\Delta t = t_r - t_e$  est calculé en fonction de la date d'émission  $t_e$  du pulse et de la date de réception  $t_r$  de l'onde.  $t_e$  est égal à la valeur moyenne d'une distribution gaussienne théorique ajustée au pulse laser réel émis et numérisé (figure 2.1). On convertit le temps de trajet en distance, si  $c$  désigne la vitesse de la lumière, suivant la formule :

$$\Delta R = c \frac{\Delta t}{2} \quad (2.2)$$

Afin d'assurer la cohérence entre une impulsion émise et son retour au niveau du photodétecteur, la fréquence d'émission des pulses est adaptée aux temps de trajets de la lumière à l'altitude  $H$  de vol : un nouveau pulse ne sera émis qu'après la réception de la réponse du pulse précédent. La fréquence maximale  $f_{max}$  d'émission des impulsions est donc

$$f_{max} = \frac{c}{2H} \quad (2.3)$$

La fréquence utilisée en pratique doit aussi tenir compte, outre les considérations énergétiques, du mode d'acquisition onde complète ou multi-échos du système. Comme nous allons le voir, l'enregistrement de l'onde complète nécessite pour certains systèmes des traitements "temps-réel"<sup>7</sup> qui ralentissent la cadence nominale d'émission par rapport à celle d'une acquisition en mode multi-échos. Le tableau 2.1 synthétise les cadences d'impulsions pour différents systèmes satellitaires et aéroportés en fonction du mode d'acquisition.

<sup>2</sup>Scanning Lidar Imager of Canopies by Echo Recovery

<sup>3</sup>Laser Vegetation Imaging Sensor. Système laser aéroporté développé par la NASA. Le vecteur aérien opère à une altitude maximale de 10 km. Ce système est conçu pour l'analyse de la végétation par analyse de l'onde complète réfléchie.

<sup>4</sup>Geoscience Laser Altimeter System.

<sup>5</sup>Ice, Cloud and Land Elevation Satellite. Ce satellite est placé en orbite le 12 janvier 2003 à 600 km d'altitude. L'objectif de cette mission scientifique (5 ans) est l'étude des variations temporelles de la balance des masses glaciaires terrestres et océaniques ainsi que ses conséquences au niveau de l'augmentation du niveau des mers.

<sup>6</sup>la forme gaussienne du pulse provient des réflexions successives des photons au sein de la cavité laser (oscillateur) considérée comme un réseau de diffraction (Hop97).

<sup>7</sup>le système *ICESat* fournit une classification quasi instantanée des paysages survolés à partir de l'analyse statistique de l'onde réfléchie. En supposant que la distribution altimétrique des éléments présents au niveau de l'empreinte au sol suit une loi gaussienne (ce qui est statistiquement vérifié (ZSA<sup>+</sup>02)), l'onde réfléchie pourra être approchée par l'estimation d'une somme de gaussiennes. En fonction de la statistique de l'onde réfléchie (nombre de modes de la distribution, écart type), le signal est classé en type glace/terrain ou banquise/océan.

Le système aéroporté *LVIS* fournit une classification temps-réel du point sol au niveau de l'onde réfléchie (BRH99).

Système	Vecteur	Mode	Altitude (H)	$f_{max} = c/2H$	$f_p$
ICESat	Satellite	OC	600 km	250 Hz	40 Hz
LVIS	Aéroporté	OC	6 km	25 kHz	400 Hz
			7 km	21 kHz	230 Hz
			8 km	18 kHz	320 Hz
Falcon III	Aéroporté	ME (OC)	30 – 2500 km	-	50 – 125 kHz (à $H_{max} = 1000 m$ )
ALTM 3100	Aéroporté	ME (OC)	3.5 km	43 kHz	33 kHz
			2.5 km	60 kHz	50 kHz
			1.7 km	88 kHz	70 kHz
			1.1 km	136 kHz	100 kHz
LMS-S560	Aéroporté	ME (OC)	< 6 km	-	50 – 60 kHz

TAB. 2.1 – Fréquences d'émission des impulsions laser en fonction de l'altitude de vol et du mode d'acquisition onde complète (OC) et/ou multi-échos (ME). Pour les systèmes ME (OC), les fréquences fournies correspondent au mode ME.

La propriété de diffraction du laser provoque une dispersion angulaire  $\gamma$  du faisceau qui dépend à la fois de la longueur d'onde et du diamètre de l'ouverture du laser<sup>8</sup>. Le diamètre au sol de la tâche de diffraction varie donc en fonction de la hauteur de vol  $H$  et de l'angle de diffraction  $\gamma$  suivant :

$$D_L = 2H \tan \frac{\gamma}{2} \underset{\gamma \text{ petit}}{\sim} H\gamma \quad (2.4)$$

$D_L$  peut atteindre 25 m de diamètre à 1000 m d'altitude pour le système LVIS et 60 m de diamètre pour le système ICESat.  $D_L = 17 \text{ cm}$  à 340 m pour le système Reigl LMS-S560 (en mode OC).

Outre les modifications dues à la traversée de l'atmosphère, les répartitions altimétriques et spectrales des objets étant rarement homogènes à l'intérieur de la tâche de diffraction, l'onde gaussienne transmise subit des déformations lors de la réflexion sur la surface terrestre (figure 2.1 et 2.2 où l'impulsion gaussienne est modifiée en une onde réfléchie de forme complexe après la traversée d'un couvert végétal). L'onde lumineuse est réfléchie au niveau des objets se trouvant sur son trajet par rétrodiffusion, ce qui exclut les réflexions spéculaires sur les surfaces parfaitement planes comme des plans d'eau inertes. Un photoamplificateur détecte les photons incidents par accumulation de mesures sur des durées  $i$  de généralement 1 ns. Le signal enregistré, dans le cas de la mission ICESat par exemple, correspond à une onde réfléchie discrétisée à une résolution spatiale de 15 cm le long du rayon. Une série de distances  $\Delta R_{r_i}$  est finalement enregistrée pour chaque temps cumulé  $t_{r_i}$  selon :

$$\Delta R_{r_i} = c \frac{t_{r_i} - t_e}{2} \quad (2.5)$$

<sup>8</sup>pour les ouvertures circulaires, la tâche de diffraction est une figure d'Airy. Le diamètre  $\gamma$  de la tâche centrale dépend de la longueur d'onde  $\lambda$  et du diamètre  $D$  de l'ouverture circulaire selon la loi

$$\gamma = 2.44 \frac{\lambda}{D}$$

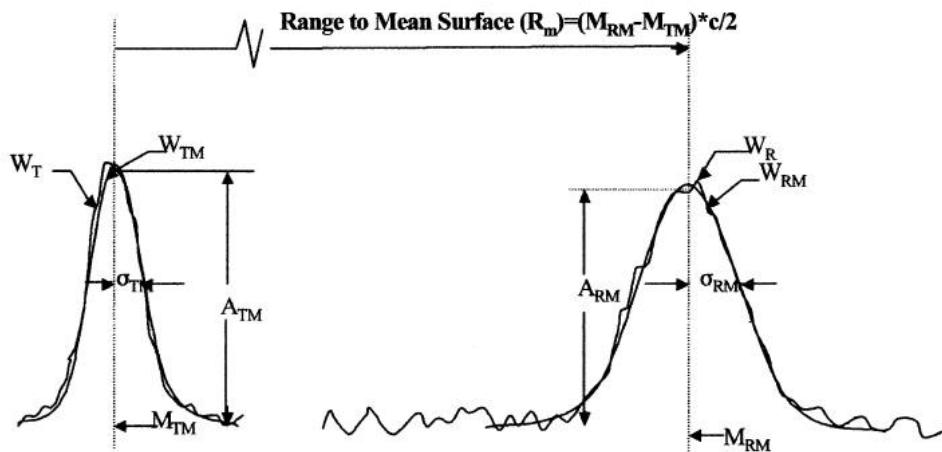


FIG. 2.1 – Émission (gauche) d'un pulse gaussien ( $W_T$ ) caractérisé par les propriétés statistiques d'une gaussienne ajustée ( $W_{TM}$ ). L'onde complète reçue (droite) est de forme gaussienne dont les caractéristiques statistiques dépendent du signal émis et des propriétés de la surface réfléchissante (ZSA<sup>+</sup>02).

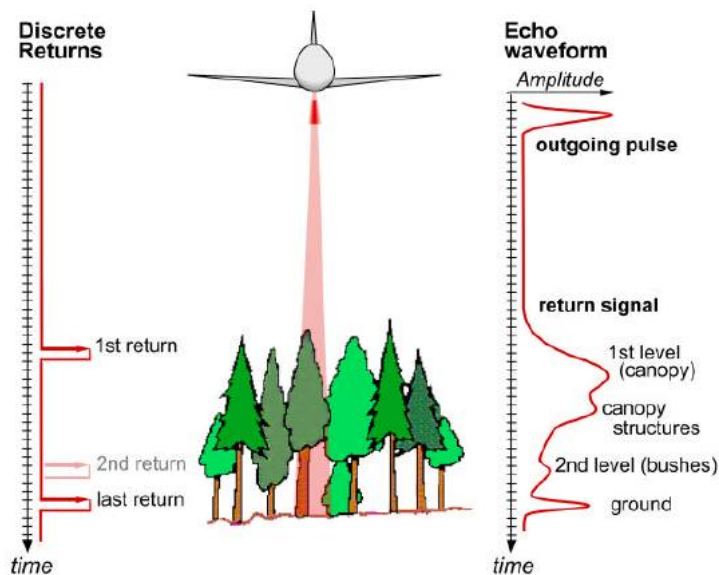


FIG. 2.2 – Modification d'une impulsion gaussienne après traversée d'un couvert végétal. Cet exemple est issu du système Litemapper (Reigl LMS-S560) à onde complète. La courbe de droite est l'onde complète réfléchie, le graphisme de gauche illustre le mécanisme d'enregistrement des échos laser.

### 2.2.2 Particularités du mode multi-échos

Outre les systèmes satellitaires et aéroportés en mode onde complète décrits précédemment, l'essor de la technologie des lidars aéroportés en mode "multi-échos" est sans précédent quant aux applications traditionnelles de cartographie numérique des altitudes. Les fréquences d'acquisitions particulièrement élevées de tels systèmes (*cf.* tableau 2.1) sont atteignables en considérant non plus le traitement de l'onde complète mais uniquement la détection de quelques pics d'intensité le long de l'onde réfléchie (TW04). Ce sont les "échos" laser. Un pic d'intensité est défini comme une valeur d'intensité supérieure à un certain seuil. Selon les systèmes, deux à cinq "échos" sont enregistrés par impulsion réfléchie. En pratique,

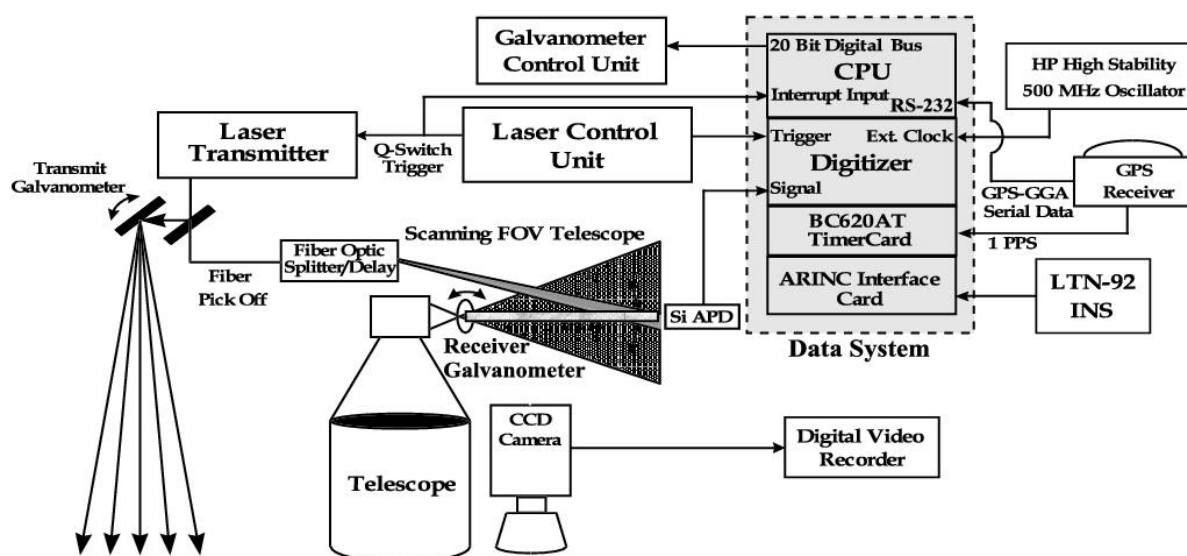


FIG. 2.3 – Schéma détaillé du système laser aéroporté Laser Vegetation Imaging Sensor (BRH99).

seuls les deux premiers échos sont utilisés, concentrant environ 90% de l'énergie réfléchie totale. Ces échos sont caractéristiques du paysage survolé. Si le paysage n'est composé que d'une seule couche altimétrique, l'onde réfléchie sera également une gaussienne de propriétés légèrement différentes en fonction des caractéristiques du matériau de réflexion, comme nous l'avons vu précédemment. Un seul écho sera alors détecté. Ces configurations correspondent à des terrains exempts de végétation ou bien à des constructions humaines de type bâtiment ou réseau routier. Par contre, si le paysage possède une structure tridimensionnelle significative, l'onde réfléchie aura une forme plus complexe comme schématisé sur la figure 2.2. En fonction de cette distribution tridimensionnelle, le lidar aéroporté en mode multi-échos détectera plusieurs échos pourvu que l'énergie réfléchie soit suffisante. Le premier écho détecté sera donc souvent associé à la couche supérieure de la canopée, le dernier écho associé au sol.

Les lidar aéroportés sont équipés d'un système à balayage transversal (miroir oscillant<sup>9</sup> représenté sur la figure 2.4(a), polygone rotatif<sup>10</sup>, figure 2.4(c) ou fibres optiques<sup>11</sup>, figure 2.5(a)) permettant de spatialiser la mesure le long d'une bande de largeur variable en fonction du système et de l'altitude de l'avion. La répartition des points au sol est différente suivant les systèmes. Elle est irrégulière pour tous.

### 2.2.3 Considérations sur la précision des mesures

L'identification des erreurs sur la mesure d'un point laser est complexe (HP98). Diverses expériences ont été menées pour confronter les précisions réelles des systèmes lidars aux précisions nominales fournies par les constructeurs. Elles sont généralement annoncées inférieures à 15 cm en altimétrie (cette précision augmente avec l'altitude de vol) et inférieures à 40 cm en planimétrie.

La précision de la mesure est influencée par de nombreux facteurs.

#### 1. Détection des échos.

La qualité de l'altimétrie des échos dépend de la capacité du système à détecter les pics d'intensité correspondant effectivement au maximum local de l'onde réfléchie. Le pouvoir de séparation de

<sup>9</sup>système utilisé par les sociétés Leica et Optech.

<sup>10</sup>système utilisé par la société Reigl.

<sup>11</sup>système utilisé par la société TopoSys.

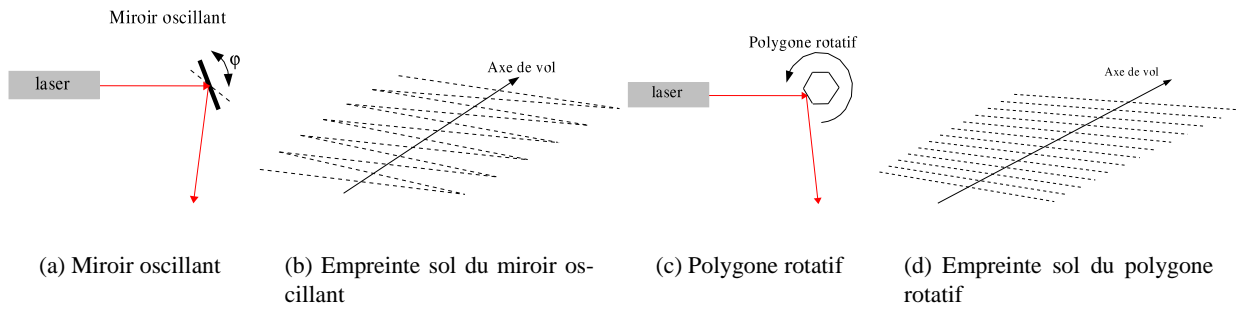


FIG. 2.4 – Deux systèmes laser à balayage transversal basés sur la rotation d’un miroir.

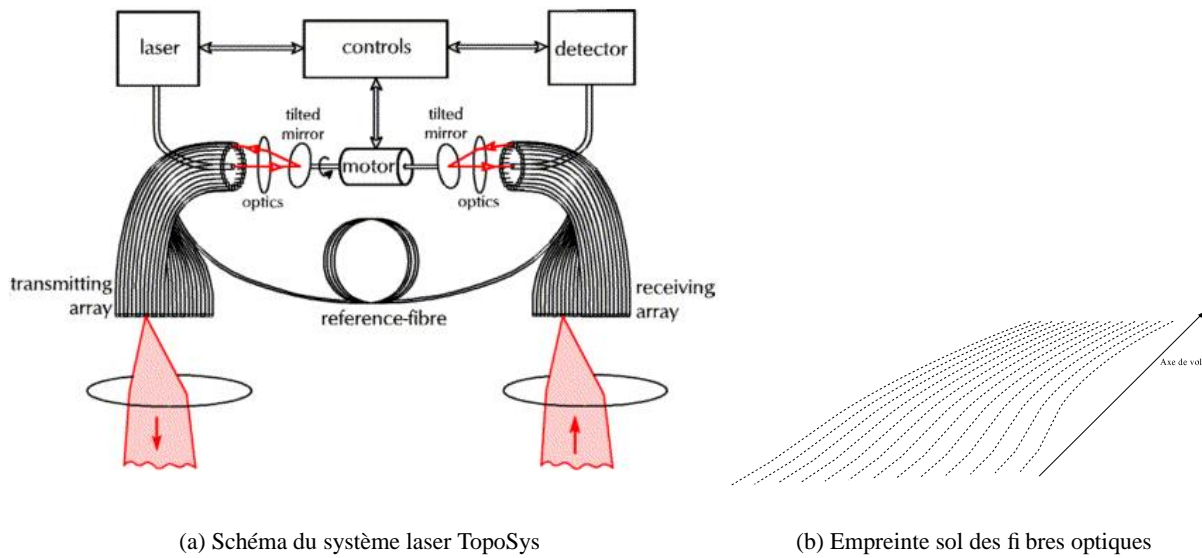


FIG. 2.5 – Système laser à fibres optiques.

deux objets d’altitudes différentes le long du faisceau est donc contingenté par l’électronique du système et par la dynamique du mécanisme de seuillage. Lors de l’utilisation du mode multi-échos, deux cibles heurtées par le même faisceau ne seront discernables sous la forme de deux échos nettement séparés que si elles sont éloignées typiquement d’une distance supérieure à 1,5 m. Dans le cas contraire, le point de mesure sera quelque part dans la couche de sur-sol bas. Notons à titre de remarque tout l’apport d’une description sous la forme d’onde complète qui fournit une résolution le long du faisceau de 15 cm. Par contre, dans le cas d’un paysage plat et rigide (eg. une route), la précision sur la détection de l’écho sera de l’ordre de 0,1 ns, c’est-à-dire de 1,5 à 2 cm.

2. **Densité du sur-sol.**

La traversée de la canopée n’est pas toujours effective notamment si la végétation présente un caractère trop dense pour qu’un faisceau lumineux puisse la pénétrer. Dans ce cas, le dernier écho détecté ne correspond pas toujours au sol, mais seulement au point le plus éloigné du senseur atteint par l’impulsion lumineuse. La différence entre le premier et le dernier écho n’est donc pas toujours représentative de la hauteur exacte du couvert végétal.

3. **Mécanique du système.**

Pour les systèmes à miroirs oscillants, une erreur sur la mesure de l'angle du miroir (problème de calibration, de synchronisation) (Kat03) modifiera l'aspect géométrique de la bande, en introduisant notamment des décalages notoires  $\Delta xy$  en planimétrie et  $\Delta z$  en altimétrie des points situés en bord de bande provoquant soit une courbure transversale de la bande ("smile effect") si les angles sont sur/sous-estimés (figure 2.6(a)) soit une inclinaison de la bande si une constante vient se glisser dans la mesure des angles (figure 2.6(b)). Ces erreurs sont absentes des données acquises à partir d'un système à fibres optiques.

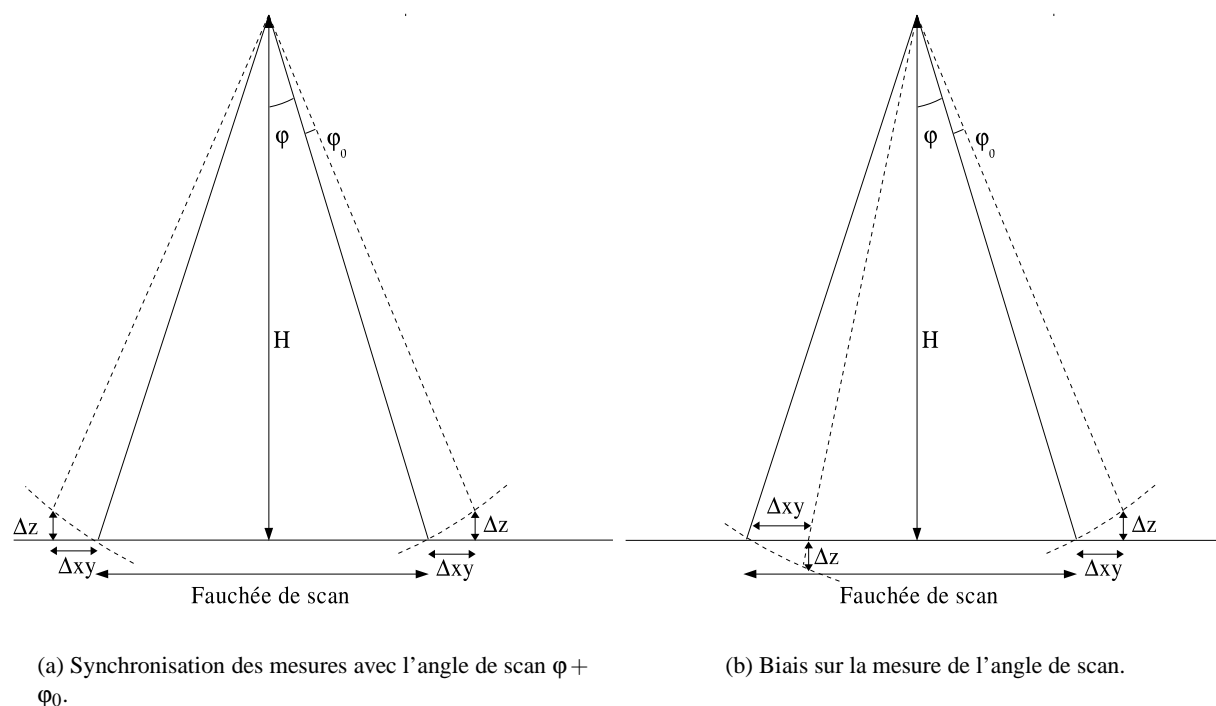


FIG. 2.6 – Erreur sur l'angle de scan.

#### 4. Géométrie locale du terrain.

L'influence de la pente locale à l'intérieur de la tâche de diffraction est particulièrement significative quant à la précision altimétrique du point de mesure. L'altimétrie d'un point référencé au centre de l'empreinte est moyennée sur la surface recouverte de cette empreinte provoquant une erreur sur la détection du  $z$  du centre de la tâche  $|R|_{max}$  de (figure 2.7(b))

$$|R|_{max} = \frac{H\gamma}{2} \tan i \quad (2.6)$$

Un autre phénomène apparaît très nettement en présence de pentes locales importantes, lors de l'étude de paysages montagneux par exemple où elles peuvent atteindre  $60^\circ$ . Wack (WS05), pour la confection d'un modèle numérique de terrain en zone montagneuse (Alpes) a d'ailleurs observé des décalages entre bandes au niveau des bords de l'ordre de  $1.5m$ . Une erreur de positionnement planimétrique  $\Delta xy$  (de quelque source qu'elle provienne) (HB04) influence en effet la précision en  $z$  selon (figure 2.7(a))

$$\Delta z = \Delta xy \tan i \quad (2.7)$$

L'angle de scan pour les systèmes concernés doit donc rester faible, de l'ordre de  $15^\circ$  (AYO<sup>+</sup>05) afin de minimiser ces artefacts. Le choix des paramètres (largeur des bandes) pour une couverture



nationale doit donc être un compromis entre l'erreur tolérée sur les points et le nombre d'axes de vol nécessaire.

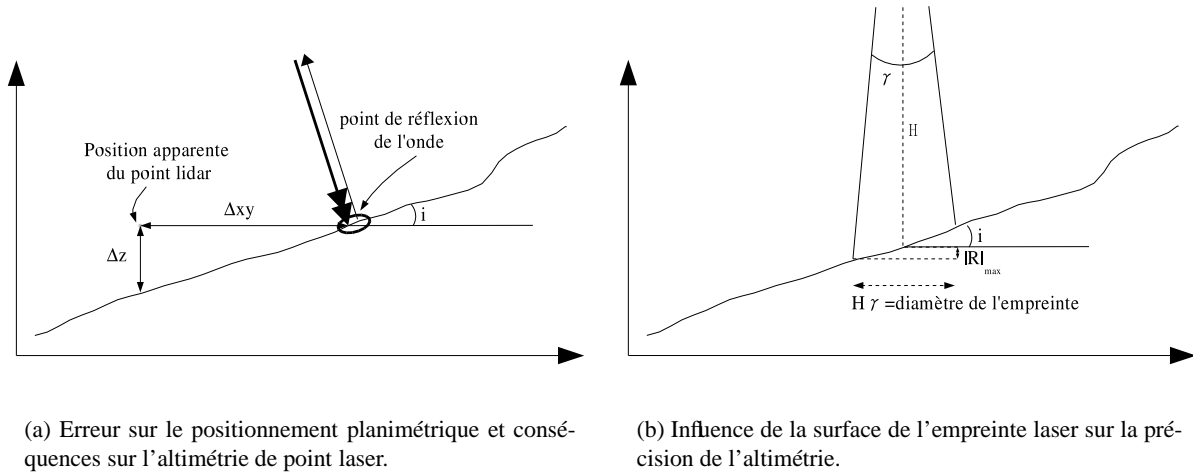


FIG. 2.7 – Influence de la pente locale du paysage sur la précision des points laser.

### 5. Réflectivité des matériaux.

Si l'intensité des données laser en mode multi-échos n'est que peu exploitée, la réflectance des matériaux influence la précision du nuage de points final. Le photodétecteur détectera d'autant moins de photons qu'un corps absorbera d'énergie. Les matériaux présentant un aspect foncé modifieront donc le front d'onde réfléchi (maximum et pente de la gaussienne devenant faible) de telle manière que le mécanisme de seuillage introduira une incertitude sur la date de détection. La figure 2.8, bien qu'issue d'une expérimentation par un laser terrestre, illustre ce phénomène. Dans cette expérience (PG05), une surface blanche parsemée de disques noirs est scannée par un laser terrestre. Les points d'impact sombres (les disques) présentant un écart type beaucoup plus grand que la surface blanche. Si le bruit est plus faible sur les surfaces de forte réflectivité, on observe aussi des erreurs sur la détection de distance.

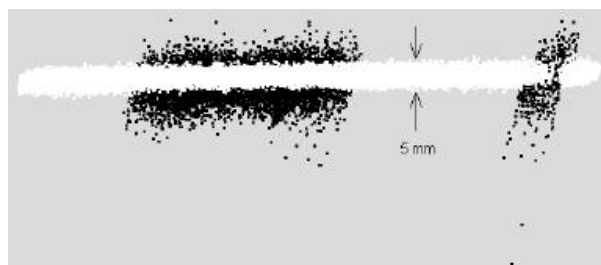


FIG. 2.8 – Influence de la réflectance d'un matériau (ici une feuille de papier blanche parsemée de disques noirs) sur la mesure de distance (PG05)

Il semble de plus que le signal laser soit sensible à la fonction de distribution des réflectances du matériau (BRDF). En fonction de l'angle d'incidence du faisceau laser et du matériau heurté, l'analyse des données issues de trois systèmes laser différents fait apparaître un écart type altimétrique significatif (AKH03) (10 cm sur de l'asphalte par exemple).

## 2.3 Orientation

### 2.3.1 Trajectographie optimale

Soit le vecteur  $\mathbf{v}_{las,c}$  de norme la distance laser mesurée dans le repère lié au lidar. Sa direction est fournie par les angles d'attitude de l'avion (lacet, tangage et roulis) ajustés à la direction du miroir oscillant ou du polygone rotatif pour les systèmes concernés. Le problème du référencement d'un point laser cible  $\mathbf{c}$  consiste à exprimer le vecteur  $\mathbf{v}_{las,c}$  dans le repère local  $loc$  (Lambert zone pour la France par exemple). Plusieurs instruments de mesure physiquement disjoints étant impliqués dans la détermination du vecteur  $\mathbf{v}_{las,c}$ , l'expression des coordonnées tridimensionnelles des points d'impacts du faisceau laser dans le repère local fait intervenir différents systèmes de coordonnées (figure 2.9) associés aux différents instruments et liés successivement entre eux par des isométries. On exprime le vecteur position  $\mathbf{v}_{loc,c}$  dans le repère local en fonction du vecteur de mesure  $\mathbf{v}_{las,c}$  dans le repère laser par :

$$\mathbf{v}_{loc,c} = \mathbf{t}_{loc,gps} + \mathcal{R}_{loc,gps}(\mathbf{t}_{gps,ins} + \mathcal{R}_{gps,ins}(\mathbf{t}_{ins,las} + \mathcal{R}_{ins,las}\mathbf{v}_{las,c})) \quad (2.8)$$

La rotation  $\mathcal{R}_{ins,las}$  et les translations  $\mathbf{t}_{ins,las}$  et  $\mathbf{t}_{gps,ins}$  dépendent des conditions de montages des instruments et sont donc des constantes calibrées (des erreurs de montage et de calibration ne sont pas exclues ; ces artefacts se retrouvent dans le nuage de points final).  $\mathbf{t}_{loc,gps}$  est la position de l'antenne GPS dans le repère local. La rotation  $\mathcal{R}_{gps,ins}$  représente l'attitude de l'avion.

La position de l'avion est mesurée par un système hybride de positionnement inertie/GPS. Un système inertiel (INS) est basé sur l'analyse des mesures effectuées par une unité de mesures inertielles (IMU) composée de trois gyroscopes mesurant les variations  $\dot{\theta}^i$  d'attitude de l'avion selon les trois axes et de trois accéléromètres. Outre le phénomène de précession gyroscopique<sup>12</sup> propre à tout objet en rotation rapide, les mesures inertielles sont affectées de biais qui dépendent en partie des variations de températures au niveau de l'IMU, ainsi que des effets d'hystérésis marqués (comportement d'un bruit blanc

<sup>12</sup>cette dérive est limitée par l'utilisation de gyrolasers. On approxime en °/heure la dérive des gyrolasers par la formule  $0.003 + 0.001t^{-\frac{1}{2}}$  où  $t$  est exprimé en heures de fonctionnement.

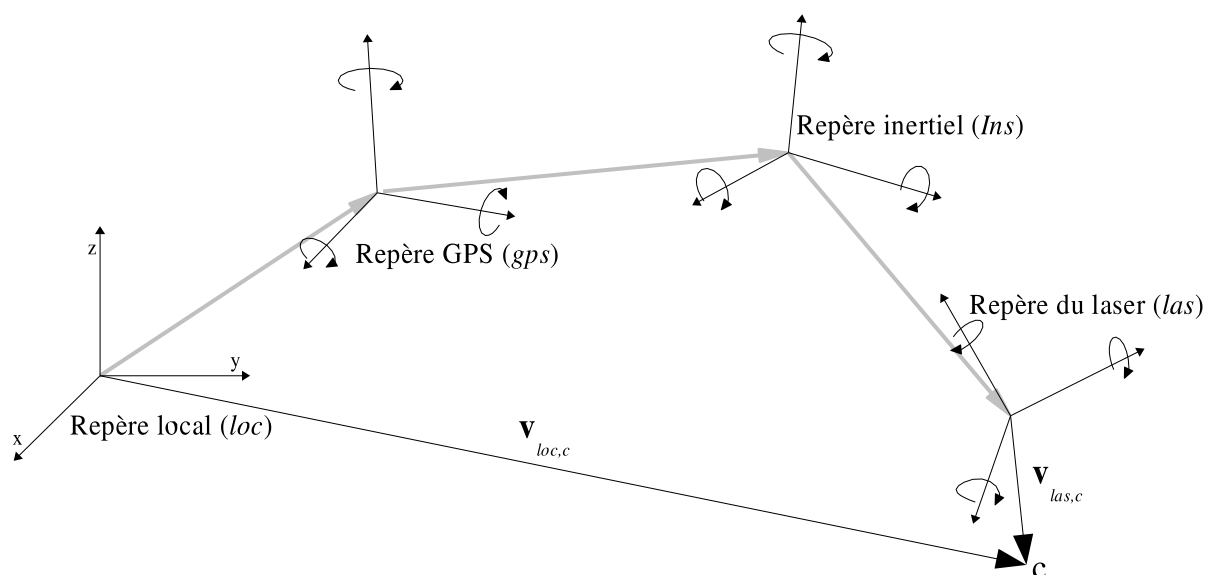


FIG. 2.9 – Expression du vecteur position dans les différents systèmes de coordonnées impliqués dans la mesure d'un point laser.

gaussien) (WM02). Ils se traduisent par une dérive temporelle des angles d'attitude et une dérive temporelle quadratique de la position calculée par les gyroscopes (équations 2.12 et 2.13). En effet, si  $\hat{\theta}_{vrai}^i$  (resp.  $\gamma_{vrai}^i$ ) représentent les variations d'attitude réelles de l'avion (resp. les accélérations subies par l'avion) et  $\hat{\theta}^i$  (resp.  $\gamma^i$ ) les variations d'angles effectivement mesurées par le  $i^{ème}$  gyroscopes (resp. par le  $i^{ème}$  accéléromètres),  $\hat{\theta}_{vrai}^i$  et  $\hat{\theta}^i$  (resp.  $\gamma_{vrai}^i$  et  $\gamma^i$ ) sont liées par les équations :

$$\hat{\theta}^i = \hat{\theta}_{vrai}^i + b_{\hat{\theta}^i} + v \quad (2.9)$$

$$\gamma^i = \gamma_{vrai}^i + b_{\gamma^i} + v \quad (2.10)$$

où  $b_{\hat{\theta}^i}$  (resp.  $b_{\gamma^i}$ ) est un biais et  $v$  un bruit blanc gaussien. Les vitesses  $V^i$ , les positions  $P^i$  et les rotations  $\theta^i$  sont obtenues par intégration des équations 2.9 et 2.10

$$V^i = \int \gamma_{vrai}^i dt + b_{\gamma^i} t_{vol} + \int v dt \quad (2.11)$$

$$P^i = \iint \gamma_{vrai}^i dt^2 + \frac{1}{2} b_{\gamma^i} t_{vol}^2 + \iint v dt^2 \quad (2.12)$$

$$\theta^i = \int \hat{\theta}_{vrai}^i dt + b_{\hat{\theta}^i} t_{vol} + \int v dt \quad (2.13)$$

Un mécanisme de compensation des biais annule partiellement les effets de dérive. Cette correction n'est cependant pas suffisante pour assurer une stabilité du système inertiel à long terme (plusieurs heures). La dérive temporelle résiduelle est une conséquence de l'intégration du bruit blanc gaussien  $v$ . L'écart type d'une telle distribution ( $\int v dt$ ) à un temps  $t$ , est proportionnel à  $\sqrt{t}$  (SNDW98). C'est pourquoi, sans recalage externe, le bruit blanc provoque une dérive non bornée des erreurs de l'INS.

Ces dérives temporelles de basses fréquences sont maîtrisées par des mesures GPS indépendantes par l'intermédiaire d'un filtre prédictif de Kalman étendu. Un filtre de Kalman est un outil statistique qui, à partir d'une série d'observations, de l'équation d'état du système et d'un modèle de mesure, permet d'estimer de manière optimale les états du système. Appliqué à la navigation inertielle (les filtres sont paramétrés de manière à estimer de 22 à 35 états), il consiste à estimer la position, la vitesse et les erreurs d'attitude de la solution inertielle ainsi que les biais gyrométriques et accélérométriques. Les paramètres de navigation sont mis à jour en continu à la lumière des prédictions statistiques du filtre. Le schéma 2.10 résume les grandes étapes d'optimisation des positions, vitesses et attitudes au moment du levé laser.

Les cadences d'acquisition des données GPS et inertielles sont différentes dans de fortes proportions : 1 à 2 Hz pour le GPS contre 200 Hz pour l'INS (Lit99). Les données trajectographiques sont donc acquises à la fréquence de l'inertie. Cette fréquence est bien inférieure à la cadence d'émission et de réception des points laser, ce qui pose le problème du sur-échantillonnage de la trajectographie, et donc des artefacts provoqués par les interpolations. En somme, une grande majorité des points laser seront référencés en se basant sur une trajectographie interpolée et non sur des mesures effectives. Notons que les mesures GPS atteignent une précision de 5 à 30 cm si la station fixe utilisée pour le mode différentiel est à une distance inférieure à 50 km du chantier (MHR01).

### 2.3.2 Influence des erreurs de positionnement sur la précision des points 3D

On considère généralement que les imprécisions (décalages, distorsions) des points laser proviennent majoritairement d'erreurs dans le processus de référencement, donc possiblement dans la mesure de l'attitude de l'avion. De manière simplifiée, on considère un paysage plat et des conditions de scannage (angle de scan  $\beta$ ) dans un plan perpendiculaire au sol (l'axe des  $z$  est vertical). Considérons de plus qu'au moment du scan, le tangage  $\phi$  et le roulis  $\omega$  de l'avion sont nuls, le lacet  $\kappa$  étant quelconque (figure 2.11).

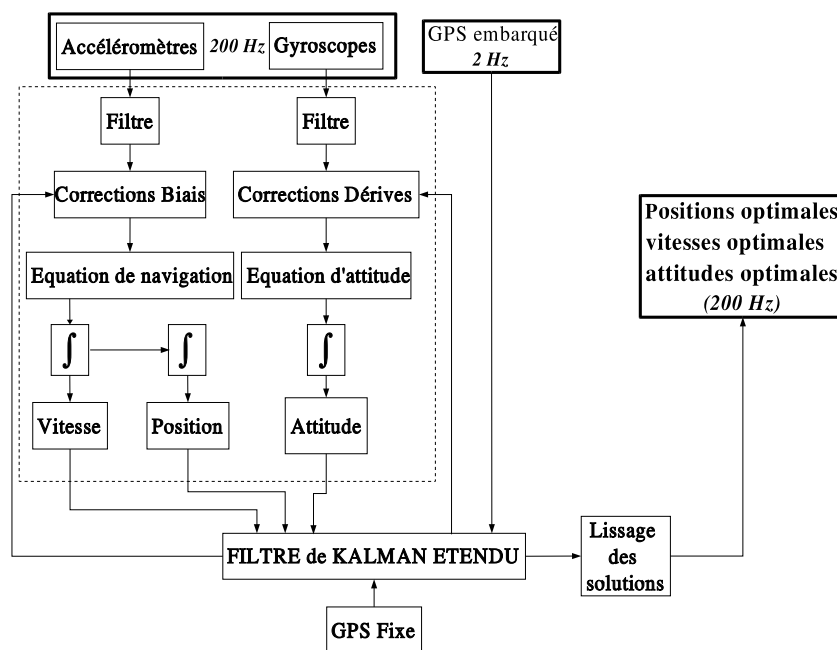


FIG. 2.10 – Optimisation de la trajectographie par mesures inertielles et GPS dans un système prédictif de Kalman.

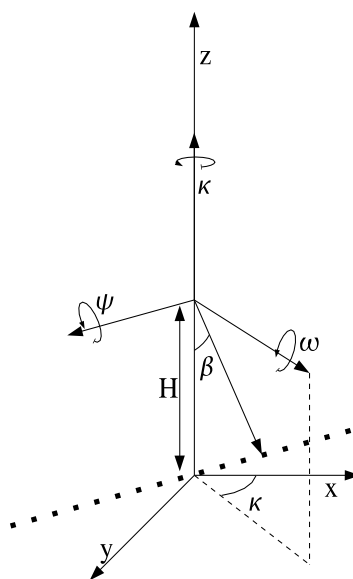


FIG. 2.11 – Repères pour la gestion des erreurs.

Le tableau 2.2 rassemble, pour les conditions décrites ci-dessus, l'influence des erreurs d'attitude  $\Delta\omega$ ,  $\Delta\phi$  et  $\Delta\kappa$  sur la position 3D d'un point au sol (Bal99a). On remarque d'abord que l'erreur  $\Delta z$  n'augmente pas linéairement avec la hauteur de vol.  $\Delta z$  augmente significativement avec l'angle de scan  $\beta$ . Une erreur sur la mesure de distance aura plus d'influence sur l'erreur altimétrique qu'une erreur sur la mesure du lacet. Par contre, l'erreur planimétrique est comparativement beaucoup plus importante. Elle double lorsque la hauteur de vol est deux fois supérieure. Comme nous l'avons déjà noté, une erreur sur la

	$\Delta x$	$\Delta y$	$\Delta z$
$\Delta\omega$	$-H \sin(\Delta\omega) \sin(\kappa)$	$H \sin(\Delta\omega) \cos(\kappa)$	$\sim H\Delta\omega \tan(\beta)$
$\Delta\psi$	$-H \sin(\Delta\psi) \cos(\kappa)$	$-H \sin(\Delta\psi) \sin(\kappa)$	$H(1 - \cos(\Delta\psi))$
$\Delta\kappa$	$-H \tan(\beta) [\sin(\kappa + \Delta\kappa) - \sin(\kappa)]$	$-H \tan(\beta) [\cos(\kappa + \Delta\kappa) - \cos(\kappa)]$	0

TAB. 2.2 – Influence d’erreurs de mesures de l’attitude de l’avion sur les coordonnées tridimensionnelles du point d’impact.

planimétrie détériore la qualité altimétrique du point. Notons pour finir que les erreurs dans une direction perpendiculaire à l’axe de vol sont plus grandes que celles le long de l’axe de vol.

### 2.3.3 Comparaison avec la photogrammétrie

Le lidar aéroporté est une source de données alternative aux traitements photogrammétriques d’aérotriangulation et de corrélation automatique pour la génération de MNS pratiqués sur des couples d’images aériennes. Nous proposons quelques éléments de comparaison de ces deux technologies afin de mieux cerner les avantages et les inconvénients de chacun. On trouvera d’autres éléments de comparaison dans (Bal99b).

#### 1. Trajectographie et précision des données.

Comme nous venons de le voir, la trajectographie<sup>13</sup> du vecteur supportant le lidar est acquise par un système hybride de positionnement INS/GPS pour lequel nous avons mentionné quelques sources d’erreurs notoires, notamment les problèmes liés à la stabilité temporelle des mesures inertielles. La mise en géométrie d’un chantier photogrammétrique par la technique du *bundle adjustment* est basée sur le calcul d’une trajectographie optimale acquise à partir de données GPS différentiel uniquement (le mode GPS absolu ne présenterait que des avantages pour une précision meilleure (Hot02)). La précision relative, après compensation globale au sein du bloc d’aérotriangulation, des centres de prises de vues est de l’ordre du centimètre. Les résidus finaux sur les points de liaisons sont quant à eux inférieurs à  $\frac{1}{3}$  de pixel. Par contre, la précision absolue de la géométrie dépend de la qualité des points d’appuis terrain, ainsi que de la précision à laquelle ces points sont identifiables dans les images.

La technique d’aérotriangulation par géoréférencement direct (Jac03) est basée sur le même principe que le référencement du lidar, à savoir l’acquisition des coordonnées des centres de prises de vues par mesures INS/GPS. Les précisions respectives des deux modes d’aérotriangulation sont comparables pourvu que les points d’appuis du *bundle adjustment* soient suffisamment précis et que les mesures inertielles le soient aussi. *Hottier* (Hot04) a cependant remarqué que pour des focales supérieures à  $p = 50 \text{ mm}$ , le géoréférencement direct était légèrement moins précis. On retiendra que les modes de calculs par *bundle adjustment* fournissent une précision relative de quelques centimètres sur la trajectographie, ce qui est la précision moyenne attendue par un système INS/GPS. Notons cependant que la stabilité d’un bloc d’aérotriangulation par *bundle adjustment* sera plus importante que dans le cas du géoréférencement direct. La précision sur la localisation absolue reste délicate à estimer, des décalages entre géométries ont néanmoins été remarqués (Ron04) (CEBdM02) (*cf.* chapitre 5).

#### 2. Information spectrale.

Le laser émet une lumière monochromatique cohérente dans **une bande** spectrale très étroite. Les matériaux réflecteurs absorbent plus ou moins d’énergie en fonction de leur composition. Ainsi, en l’absence d’une calibration des réponses et compte tenu du caractère ponctuel de la mesure

<sup>13</sup>au sens collection des origines des impulsions laser

en mode multi-échocs, l'information spectrale n'est pas directement utilisable pour identifier les objets (SHYK02). En revanche, l'image aérienne ou satellitaire fournit pour une même mesure, des informations dans **plusieurs bandes** spectrales, et notamment dans le visible permettant une interprétation immédiate des paysages survolés. Outre la fauchée nettement supérieure des systèmes imageurs, l'information de réflectance des données lidar est d'un contenu informationnel bien inférieur à celui des données image.

### 3. Distribution spatiale des points de mesure.

Une des différences majeures entre les deux techniques est la distribution spatiale des points de mesure au sol. Si, dans un cadre photogrammétrique, les points 3D générés par corrélation d'images gardent la géométrie régulière d'une image à la résolution des images sources et sont une représentation dense de la scène dans le cas de la corrélation multi-images, la répartition des points laser a une distribution au sol caractéristique du système d'acquisition. Dans le cadre d'un chantier opérationnel, on cherchera à introduire un pourcentage de recouvrement entre bandes adjacentes relativement important, non seulement pour améliorer la couverture au sol, mais aussi pour gérer les problèmes de géométrie au sein même du nuage de points. Cette géométrie irrégulière est d'une utilisation moins aisée qu'un format image, si bien que les données brutes sont généralement ré-échantillonnées sur une grille régulière pour former un MNS. En fonction du type de paysage et de la répartition des points au sol, on choisira l'interpolateur le mieux adapté (ZNRM02) (SHP03).

### 4. Extraction du terrain.

La confection de modèles numériques de terrain nécessite le traitement d'un modèle de surface par divers algorithmes (ETI02). Si **seule** l'information de surface est disponible à partir de l'imagerie aérienne, nous avons vu que certains points laser pénétraient la canopée pour heurter possiblement le sol, permettant une détermination plus robuste de modèles numériques de terrain.

## 2.4 Conclusion

L'acquisition de données lidar et leur mise en forme sous l'aspect d'un nuage de points géoréférencé sont deux étapes complexes et délicates, où les erreurs sont potentiellement nombreuses et polymorphes. Pour des traitements univoques, une excellente précision relative assure aux données lidar une popularité toute méritée. Il s'agit essentiellement d'algorithmes de classification (chapitre 3) et du calcul de MNS et MNT, le format image étant requis pour une majorité d'applications. La technologie du lidar, disons aéroporté et en mode multi-échocs, est un moyen plus rapide au niveau des traitements que ceux relatifs à l'utilisation de la photogrammétrie classique pour quiconque désire acquérir une information tridimensionnelle fiable. Par contre, la question de la qualité des données lidar est encore d'actualité, notamment lorsque les points lidar sont confrontés à une géométrie photogrammétrique dans le cadre d'un géoréférencement absolu pour lequel on observe des décalages (chapitre 5). Notons pour finir que dans la plupart des cas, ne sont disponibles que les informations lidar purement tridimensionnelles, c'est-à-dire que la mise en cohérence de plusieurs géométries ne peut être effectuée qu'*a posteriori*, sans retour possible aux données d'attitude au moment de l'acquisition. C'est dans ce contexte que nous abordons l'étude de la complémentarité des systèmes lidar et photogrammétrique.



**Deuxième partie**

**Analyse quantitative de données laser  
tridimensionnelles**





## Chapitre 3

# Classification sol/sursol et Reconstruction du terrain

### 3.1 Introduction

Un nuage de points topographique acquis à partir d'un laser aéroporté décrit géométriquement un paysage. Une première interprétation sémantique de ce nuage de points consiste en une étape de classification (ou **filtrage**) afin d'isoler différentes classes d'objets représentés avant d'effectuer une modélisation appropriée. Il s'agit d'abord d'isoler les objets appartenant au sol de ceux appartenant au sursol.

Si l'analyse de surfaces topographiques issues de la photogrammétrie pour la classification de paysages connaît un nombre considérable de méthodologies dont une étude comparative a d'ailleurs été menée par le groupement ETIS (ETI02), d'autres algorithmes spécifiques au filtrage de points laser ont été développés au cours de ces dernières années (SV03). De tels développements sont souvent guidés par la structure des données laser, par le faible niveau de bruit sur la mesure et notamment par le fait que la topographie n'est plus estimée par des processus de corrélation d'image, mais directement mesurée, accentuant ainsi la réalité des ruptures de pente. Tous les algorithmes de classification reposent sur l'étude des propriétés locales de la surface sol, certains intègrent une modélisation explicite de la surface, d'autres se contentent d'une description locale. Dans la première partie de ce chapitre, nous présenterons les différentes approches développées pour le filtrage de points laser, essentiellement en points sol et sursol. La classification de paysages et l'estimation du terrain sous forme d'une grille régulière étant deux traitements conjoints, nous exposerons dans le même temps les méthodes associées pour la reconstruction du terrain.

L'élaboration d'un nouvel algorithme de classification de points laser entre dans la logique du développement d'un processus global de traitement et d'exploitation de données laser brutes. Les nombreuses pistes déjà explorées sont un atout majeur dans la caractérisation du nouveau filtre. Classification et estimation fine du terrain constituent deux étapes séparées du traitement. En ce qui concerne la classification, on placera notre filtre dans la catégorie des approches surfaciques qui d'emblée donnent de meilleurs résultats (Sit05), en utilisant toutefois l'hypothèse du point minimum, c'est-à-dire que les points d'altitude minimale au sein d'un voisinage ont une probabilité plus importante que les autres d'appartenir au sol, ainsi que des axiomes de continuité du terrain. Ce filtrage est basé sur un filtre de rang, mais il est surtout itératif jusqu'à la validation d'une règle de décision finale. Les approches par élément structurant font dépendre la classification de sa taille, on le reverra. On préférera donc "perdre" de l'information lors de l'estimation initiale d'un MNT en forçant sa continuité, puis rétablir certains microreliefs *a posteriori* en utilisant une méthode de relaxation markovienne, c'est justement dans cette optique que nous

appliquerons les résultats de la classification à la reconstruction du terrain. Nous présenterons au cours de ce chapitre une série de paysages classés (urbains et ruraux). Nous étudierons certains paramètres de l'algorithme sur des profils caractéristiques avant de conclure sur quelques pistes d'améliorations de la méthode proposée.

## 3.2 État de l'art

### 3.2.1 Filtrage morphologique

Les filtres morphologiques sont couramment employés dans le traitement des images d'élévation. Appliqués au filtrage de points 3D, *Kilian* (KHE96) propose la classification de points laser à partir d'opérations morphologiques. Considérons un point laser  $p$ , on définit l'opération de **dilatation**  $d_p$  sur un voisinage  $\mathcal{V}_p$  de centre  $p$  par :

$$d_p = \max_{p' \in \mathcal{V}_p} (z_{p'}) \quad (3.1)$$

L'**érosion**  $e_p$  est à son tour définie sur  $\mathcal{V}_p$  par

$$e_p = \min_{p' \in \mathcal{V}_p} (z_{p'}) \quad (3.2)$$

La composition de ces deux opérations de base mène classiquement aux traitements d'ouverture (érosion puis dilatation) et de fermeture (dilatation puis érosion). Après l'application d'une ouverture, les points d'altitude minimale sont détectés dans un voisinage donné. Les autres points de ce voisinage se trouvant dans une bande de tolérance autour de ce point minimum sont classés sol. Cette bande de tolérance est de l'ordre de la précision des mesures laser, c'est-à-dire de 20 à 30 cm aux dires des auteurs. Parce que la taille de l'élément structurant est critique dans ce type de filtrage (PRS99), les mêmes auteurs proposent d'appliquer une série d'ouvertures en faisant croître ou décroître (Lin93) la taille de l'élément structurant. Ainsi, à partir d'une estimation initiale de la hauteur du terrain (hauteur du point le plus bas au sein de la fenêtre), les points d'altitudes inférieures à un certain seuil sont (les points sol) sont ensuite affectés d'un poids dépendant de la taille de l'élément structurant. Plus la taille de la fenêtre est importante, plus le poids est élevé. Le filtrage morphologique permet de calculer rapidement un MNT sur des zones étendues, dont la qualité, donc celle de la classification, reste dépendante de la taille de l'élément structurant.

Si les données sont bruitées, certains auteurs (LKS00) (EM95) envisagent un autre type de filtrage morphologique utilisant un couple de filtres d'ordre, le **Dual Rank**. À partir des points laser  $p'$  contenus dans un voisinage  $\mathcal{V}_p$  de centre  $p$  et rangés par ordre croissant d'altitude, on définit l'opérateur de rang  $\mathcal{R}$  qui retourne l'altitude  $z'_r$  de l'élément  $r$  par

$$\mathcal{R} : \mathbb{R}^3 \times \mathcal{V}_p \times \mathbb{N} \longrightarrow \mathbb{R} \quad (3.3)$$

$$p, p', r \longmapsto z'_r \quad (3.4)$$

L'opérateur  $\mathcal{DR}$  de Dual Rank est alors défini par :

$$\mathcal{DR} : \mathbb{R}^3 \times \mathcal{V}_p \times \mathbb{N} \longrightarrow \mathbb{R} \quad (3.5)$$

$$p, p', r \longmapsto \mathcal{R}(p, p', r) \circ \mathcal{R}(p, p', n+1-r) \quad (3.6)$$

Pour  $r = 0$ , on retrouve l'ouverture morphologique, pour  $r = 1$ , la fermeture et pour  $r = \frac{1}{2}$  le filtre médian. Une version améliorée de ce filtre a été développée par Zhang (ZCW<sup>+</sup>03). Les points de sursol sont progressivement éliminés en faisant croître la taille de l'élément structurant de manière exponentielle.

### 3.2.2 Approche par opérateur local

Ce type d'approche, comme le filtrage morphologique, ne considère pas de modélisation explicite de la surface terrain. *Vosselman* (Vos00) introduit un opérateur local dont les propriétés sont basées sur des critères de pente locale. Un point sera classé sol si la différence altimétrique avec les autres points du nuage est inférieure à un seuil. Ce seuil est calculé en fonction de la pente locale  $\Delta h_{max}$  qui varie elle-même en fonction de la distance  $d$  entre le point à classer et les autres points. L'ensemble des points sol,  $\mathcal{N}_{sol}^*$  est donc défini par, si  $\mathcal{N}$  est l'ensemble des points laser :

$$\mathcal{N}_{sol}^* = \{p_i \in \mathcal{N} \mid \forall p_j \in \mathcal{N}, z_{p_i} - z_{p_j} \leq \Delta h_{max}(d(p_i, p_j))\} \quad (3.7)$$

$\Delta h_{max}$  peut être approchée soit par une droite de pente connue (Vos00) de type

$$\Delta h_{max} = \alpha d(p_i, p_{min}) + \beta, \alpha, \beta \in \mathbb{R} \quad (3.8)$$

soit être estimée par régression linéaire (Rog01) sur le couple

$$(x, y) = \left( \frac{d(p_i, p_{min})}{\sqrt[4]{d(p_i, p_{min})^2 + (h - h_{min})^2}}, \frac{(h - h_{min})}{\sqrt[4]{d(p_i, p_{min})^2 + (h - h_{min})^2}} \right) \quad (3.9)$$

en considérant que les points laser éloignés du point à classer ont moins d'influence sur la pente locale que les points directement voisins. Ce type d'opérateur local considère les points à l'intérieur d'un cône, si l'approximation de la pente est linéaire, ou bien une surface de révolution dont la méridienne est de la forme du modèle estimé sur le couple  $(x, y)$ , dont le sommet est occupé successivement par chaque point du nuage  $\mathcal{N}$ . S'il existe des points à l'intérieur de ce cône, alors le point correspondant au sommet est écarté et classé sursol. Afin de tenir compte des pentes plus fortes, cette méthode a été modifiée en adaptant l'ouverture du cône à la pente locale dans la direction  $u$  de plus fort gradient  $\nabla_u$  calculée sur une grille régulière à partir du point laser le plus bas contenu dans un voisinage (Sit01) :

$$\mathcal{N}_{sol}^* = \{p_i \in \mathcal{N} \mid \forall p_j \in \mathcal{N}, z_{p_i} - z_{p_j} \leq m \Delta h_{max}(d(p_i, p_j)) |\nabla_u|, m \in \mathbb{R}\} \quad (3.10)$$

Les résultats présentés par les auteurs en utilisant ces approches dépendent essentiellement du type de paysages rencontrés, notamment en considérant une gestion uniquement locale des altitudes.

### 3.2.3 Densification progressive de TIN

L'approche de *Axelsson* (Axe99) (Axe00)<sup>1</sup> basée sur la densification progressive du sol sous la forme d'un TIN (*Triangular Irregular Network*) a l'avantage majeur de modéliser explicitement les discontinuités du sol. À partir d'un TIN initial contenant un nombre réduit de sommets d'altitude minimale répartis uniformément sur le nuage de points, le réseau de triangles est progressivement densifié par des points (nouveaux sommets) dont la distance au triangle le plus proche est inférieure à un seuil. Un autre seuil est introduit limitant la pente des triangles. Le processus itératif s'arrête lorsque la surface TIN est stable. Dans l'approche de *Sohn* (SD02), le TIN initial est constitué des quatre points situés au plus près des sommets du rectangle englobant de la zone à classer. Le point laser le plus éloigné (en norme euclidienne) de chaque triangle est ensuite ajouté à la triangulation. Ce processus est itéré pour chaque nouveau triangle jusqu'à ce que tous les points soient situés au-dessus du TIN.

L'étude des points de sursol proposé par *Axelsson* nécessite un traitement tout autre. La classification des points de sursol en thèmes végétation et bâti est fondée sur une implémentation du critère MDL.

<sup>1</sup>solution choisie par le logiciel commercial TerraScan dans le module TerraSolid

L'algorithme fonctionne sur l'étude de profils le long de la ligne de scan. La géométrie du profil est donc définie, si  $z$  est l'élévation dans la direction  $x$ , par

$$\frac{\partial^2 z}{\partial x^2} = 0 \text{ si le point appartient à la surface du toit, qui est un ensemble de segments} \quad (3.11)$$

$$\frac{\partial^2 z}{\partial x^2} \neq 0 \text{ si c'est un point de rupture (faîte de toit, gouttière)} \quad (3.12)$$

La fonction de coût relative au thème bâti, ou longueur de description ( $LD_{b\hat{a}ti}$ ), contient quatre termes :

1. un coût constant correspondant au modèle paramétrique  $LD_{par}$
2. un coût constant pour les points dont la dérivée seconde est nulle  $LD_{toit}$
3. un coût correspondant à une déviation gaussienne des points par rapport au modèle paramétrique  $LD_{Gauss}$
4. un coût correspondant au comportement aléatoire des points de rupture (analogue à celui de la végétation)  $LD_{rupture}$

$$LD_{b\hat{a}ti} = LD_{par} + (LD_{toit} + LD_{gauss})n_{toit} + LD_{rupture}n_{rupture} \quad (3.13)$$

$$\text{avec} \begin{cases} LD_{par} = C_{constant} \\ LD_{toit} = \log\left(\frac{L}{\varepsilon}\right) \\ LD_{Gauss} = \log\left(\frac{\sigma}{\varepsilon} + \frac{1}{2}\right)\log(2\pi\varepsilon) \\ LD_{rupture} = \log\frac{R_{xy}}{\varepsilon} + \log\frac{R_z}{\varepsilon} \end{cases} \quad (3.14)$$

où  $L$  est la taille des bâtiments recherchés,  $R$  est l'espace de recherche du bâtiment,  $\sigma^2$  la variance sur les résidus,  $\varepsilon$  la résolution des données,  $n_{rupture}$  le nombre de points de rupture dans  $R$ ,  $n_{toit}$  le nombre de points bâti dans  $R$ . Ce coût est mis en concurrence avec celui associé à la végétation dont le comportement est supposé purement aléatoire.

$$LD_{v\acute{e}g\acute{e}tation} = \left(\log\frac{R_{xy}}{\varepsilon} + \log\frac{R_z}{\varepsilon}\right)(n_{toit} + n_{rupture}) \quad (3.15)$$

Un point sera finalement classé dans le thème dont le coût est minimum.

Mentionnons une dernière approche basée sur la modélisation du terrain par TIN. *Haugerud* (HH01) considère que le nuage de points appartenant au sol est "contaminé" par les points appartenant au sursol. Sa stratégie consiste donc à détecter les fortes variations locales de la courbure de la surface par rapport au terrain réel, supposé lisse. Il procède à partir d'un TIN contenant la totalité des points et le régularise itérativement en éliminant les sommets dont la courbure est supérieure à un seuil fixé.

### 3.2.4 Approches surfaciques/classification

Les travaux de *Kraus et Pfeifer* (KP98) sont basés sur une interpolation itérative proche du krigeage. Cette méthode de **prédiction linéaire**, très populaire, est reprise (BPD02), voire modifiée (LY03) par de nombreux auteurs. L'algorithme consiste à faire évoluer les paramètres de l'interpolateur en fonction d'une pondération associée aux points laser. Si  $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_n)^T$  est l'altitude des points laser ( $p_1, \dots, p_n$ ) au sein d'un voisinage  $\mathcal{V}_p$  de centre  $p$ , l'altitude prédite de  $p$  est exprimée en fonction des informations de covariance sur  $\mathcal{V}_p$  par

$$z_p = \mathbf{c}^T \underline{\mathbf{C}}^{-1} \mathbf{z} \quad (3.16)$$

avec

$$\mathbf{c} = (C(pp_1), C(pp_2), \dots, C(pp_n))^T \quad (3.17)$$

$$\underline{C} = \begin{pmatrix} C(p_1p_1) & C(p_1p_2) & \dots & C(p_1p_n) \\ & C(p_2p_2) & & C(p_2p_n) \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & C(p_n p_n) \end{pmatrix} \quad (3.18)$$

La fonction de covariance  $C$  est modélisée par une fonction exponentielle définie par :

$$C(p_i p_k) = \begin{cases} \sigma_i^2 + C(0) = \frac{\sigma_0^2}{\alpha_i} + C(0) & \text{si } i = k \\ C(0)e^{-\frac{d^2(p_i, p_k)}{f}} & \text{si } i \neq k \end{cases} \quad (3.19)$$

où  $C(0)$  est la covariance à distance nulle,  $d(p_i, p_k)$  la distance planimétrique entre les points  $p_i$  et  $p_k$ ,  $f$  un facteur contrôlant la pente de  $C$ . La variance des points sur  $\mathcal{V}_p$  est la somme de  $C(0)$  et de la variance  $\sigma_i^2$  sur la mesure du point  $p_i$ . La précision initiale  $\sigma_0$  est supposée la même pour tous les points de  $\mathcal{V}_p$ . On associe finalement une variance à chaque point dépendant de ses résidus  $v_i$  par rapport à la surface calculée. On définit alors  $\alpha_i$  par

$$\alpha_i = \begin{cases} 1 & \text{si } v_i \leq g, g \in \mathbb{R}^- \\ \frac{1}{1+(a(v_i-g)^b)} & \text{si } g < v_i \leq g+w, w \in \mathbb{R}, (a, b) \in \mathbb{R}^2 \\ 0 & \text{si } g+w < v_i \end{cases} \quad (3.20)$$

$a$  et  $b$  déterminent la forme de la fonction de poids. Les points sont pondérés de manière à privilégier les résidus négatifs, c'est-à-dire les points situés sous la surface. Celle-ci sera donc attirée par les points les plus bas. L'algorithme est itéré jusqu'à l'obtention d'une surface stable. Une dernière approche concernant l'estimation du sol est enfin introduite par *Elmqvist* (Elm02) (EJL<sup>+</sup>01). Il s'agit de faire évoluer une surface  $S$  (discrétisée en planimétrie) en fonction de potentiels internes, de potentiels attracteurs via le formalisme des modèles actifs. La forme finale du modèle correspond au minimum d'une énergie  $E$  définie par

$$E = \sum_{\forall(x,y) \in S} (E_{int}(x,y) + E_{im}(x,y)) \quad (3.21)$$

$$E_{int}(x,y) = C \sum_{m=x-1}^{x+1} \sum_{n=y-1}^{y+1} |\arctan(S(x,y) - S(n,m))| \quad (3.22)$$

$$E_{im}(x,y) = -Ae^{-a(I(x,y)-S(x,y))^2} \quad (3.23)$$

où  $I$  est la projection des points laser sur une grille régulière, les attracteurs. Les constantes  $A$  et  $a$  contrôlent la forme de la fonction de pondération, celle-ci donnant plus d'influence aux points proches de  $S$ . À partir d'une surface initiale située sous le nuage, le terrain est progressivement attiré par les points les plus bas du nuage, en supposant qu'ils appartiennent effectivement au sol. Nous allons voir que la méthode de régularisation de surface développée dans la partie 3.4 reprend le même principe.

### 3.3 Contribution à la classification de paysages 3D

L'algorithme de classification développé dans ce mémoire est basé sur l'hypothèse du point minimum, c'est-à-dire qu'on supposera que les points d'altitude minimale au sein d'un voisinage  $\mathcal{V}$  ont une probabilité plus élevée d'appartenir au sol que les autres points du voisinage. Si de nombreux algorithmes fonctionnent uniquement sur une analyse des propriétés locales du nuage de points, nous attribuerons

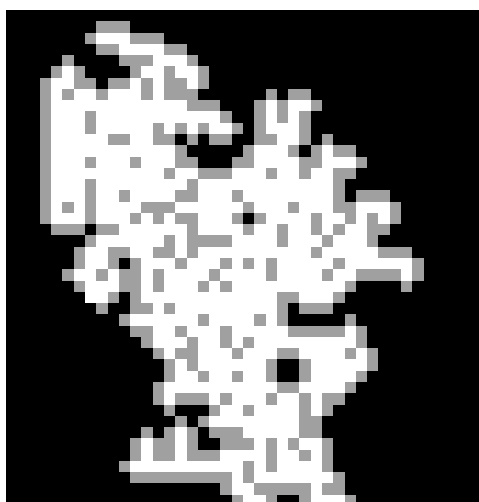
des hypothèses de label aux points de  $\mathcal{V}$  en fonction de la hauteur inférée du sol à cet endroit. Celle-ci dépendra itérativement de toutes les altitudes du sol calculées jusqu'à l'étape  $n - 1$  de la propagation au sein du nuage de points. Ce mécanisme d'estimation du sol favorise la continuité du terrain et met en évidence ses basses fréquences. On se déplace sur une grille géoréférencée (support du MNT) où pour chaque cellule, on analysera un ensemble de points laser  $\mathcal{V}$ . Comme schématisé sur la figure 3.1(b), les ensembles  $\mathcal{V}$  successifs auront une majorité de points laser en commun, ceux-ci étant alors classés le nombre de fois qu'ils apparaissent dans un voisinage. L'algorithme présenté procède au filtrage des points laser ainsi qu'au calcul d'un Modèle Numérique de Terrain de manière conjointe. Nous noterons dans la suite  $\mathcal{N}$  le nuage de points initial et  $\mathcal{N}^*$  le nuage de points classé.

### 3.3.1 Description de l'algorithme

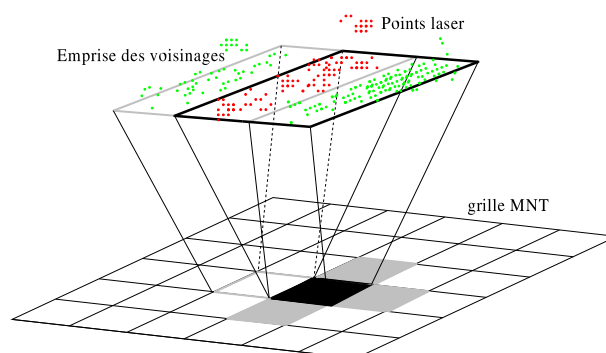
L'étape initiale de notre réflexion consiste à fiabiliser le plus longtemps possible (donc le plus loin possible) l'estimation du sol. On parcourt donc le nuage de points selon les plus grandes pentes locales calculées à partir d'un MNT initial, la première cellule visitée étant celle d'altitude minimale sur la totalité du nuage. Ce MNT initial est calculé en prenant la moyenne des 20% des points laser dont les altitudes sont les plus faibles (hypothèse du point minimum) au sein des voisinages  $\mathcal{V}$  successifs (figure 3.1(b)), centrés sur la planimétrie de la grille géoréférencée (MNT). Ce sont des voisinages carrés de longueur paramétrable. Les règles de parcours des cellules (donc du nuage) sont donc équivalentes à un mécanisme de propagation visant à estimer les zones contenant *a priori* le plus de points **sol**, c'est-à-dire les zones où l'altitude du sol estimé sera la plus fiable dans un voisinage 4-connexe du MNT initial. On se déplace donc en suivant la plus grande pente choisie parmi 4 candidats (cellules grisées sur la figure 3.1(a)). La méthode de filtrage expliquée ci-après fait ainsi dépendre les résultats du sens de parcours du nuage de points.

Le mécanisme de classification est simple (Algorithme 1) et consiste, pour chaque position planimétrique du MNT initial, à comparer la différence altimétrique entre les points laser contenus dans un certain voisinage et la valeur du MNT initial, à un seuil empirique. Ce seuil est choisi en fonction du niveau de bruit sur les données et de la pente locale. Il a été fixé à  $0,5 m$  pour l'ensemble des données traitées dans cette partie. Si cette différence est inférieure à ce seuil, le point est *temporairement* classé **sol**. Dans le cas contraire, il sera classé **sursol**. En imposant une taille au voisinage  $\mathcal{V}$  suffisamment grande par rapport à la résolution du MNT pour assurer un fort recouvrement entre voisinages successifs, les points laser seront classés plusieurs fois et se verront assignés  $n_{\text{sol}}$  fois au **sol** et  $n_{\text{sursol}}$  fois au **sursol**. On notera  $\widehat{h}_{\text{sol}}$  l'estimation de la hauteur du sol sur les sites successifs du MNT.  $\widehat{h}_{\text{sol}}$  est estimé localement de manière dynamique en calculant la moyenne des altitudes des points classés sol au sein d'un voisinage  $\mathcal{V}$ , chaque fois qu'un nouveau point laser est assigné au label sol.  $\widehat{h}_{\text{sol}}$  constitue finalement la valeur de la cellule du MNT final.

Comme les filtres de type morphologiques mentionnés dans le paragraphe 3.2.1, le filtrage proposé se heurte à la présence de zones de sursol d'extension spatiale supérieure à la taille de  $\mathcal{V}$ . Si la totalité des points laser d'un voisinage se situe dans l'une de ces zones (généralement en milieu urbain ou industriel), l'hypothèse du point minimum n'est plus vérifiée. L'estimation du sol proposée est donc manifestement fautive. Ces erreurs sont considérées comme des divergences du mécanisme de propagation du sol qu'il faut maîtriser pour continuer à fiabiliser l'estimation du sol. Ainsi, un mécanisme de correction linéaire de  $\widehat{h}_{\text{sol}}$  a été mis en place. Il concerne les zones où les différences altimétriques entre l'estimation du sol immédiatement précédente et celle estimée sur les cellules voisines du MNT (voisinage  $3 \times 3$ ) sont supérieures à un seuil empirique. Ce seuil a été fixé à  $1,5 m$  pour l'ensemble des données traitées dans cette partie. Les divergences sur l'estimation du sol  $\widehat{h}_{\text{sol}}$  sont donc localement maîtrisées par une fonction dépendant de la valeur moyenne du MNT sur un voisinage  $3 \times 3$  (la moyenne est calculée sur les cellules du MNT ayant déjà été visitées), de l'estimation immédiatement précédente du sol (pour prendre en



(a) Illustration d'une grille de propagation pour la classification d'une sous-scène extraite des données Roujan. Les pixels grisés sont les candidats voisins potentiels à la classification, les pixels noirs n'ont pas encore été visités. Les zones blanches correspondent aux endroits où le sol a été estimé.



(b) Extraction de 2 voisinages successifs  $\mathcal{V}$  de points laser à partir de la grille MNT. Dans cet exemple, les points laser rouges sont commun aux 2 voisinages et seront donc classés 2 fois.

FIG. 3.1 – Illustrations de la méthode de propagation dans le nuage de points laser.

compte les évolutions de la pente locale) et d'une constante  $\alpha \in [0, 1]$ . En reprenant les notations de l'algorithme 1, on a

$$\widehat{h}_{\text{sol}} \leftarrow \alpha \widehat{h}_{\text{sol}} + (1 - \alpha) \overline{MNT}^{3 \times 3} \quad (3.24)$$

Un  $\alpha$  proche de 1 privilégiera la régularité du MNT dans un voisinage  $3 \times 3$  et aura un effet lissant. L'altitude d'un point de la grille MNT dépend donc de toutes les mesures du sol calculées jusque là ( $\widehat{h}_{\text{sol}}$  évolue en fonction des points classés sol et de la correction en  $\alpha$ ). La figure 3.2 schématise l'apport d'une telle correction.

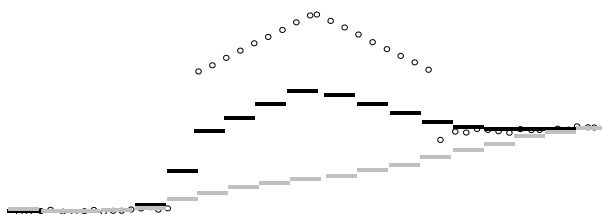


FIG. 3.2 – Apport de la correction de  $\widehat{h}_{\text{sol}}$  en  $\alpha$ . La surface en tirets noirs représente le MNT initial. Les tirets gris illustrent la surface résultante de la correction linéaire.

À ce stade de l'algorithme, le label final des points n'est pas encore fixé, mais nous disposons maintenant d'un MNT dense satisfaisant les critères précédents, ce qui n'est pas le cas lors du parcours initial du nuage. Nous avons constaté que pour rendre la classification plus robuste (qui dépend de la surface MNT), il était préférable de perdre certains reliefs (ruptures brutales du terrain par exemple) pour mieux isoler globalement les points de sursol. On applique donc en certains points du MNT un lissage dé-



pendant linéairement de la moyenne des altitudes des points laser déjà impliqués dans la correction en  $\alpha$  précédente, de la moyenne des valeurs du MNT sur un voisinage  $9 \times 9$  ainsi que d'un paramètre  $\beta \in [0, 1]$  (Algorithme 2). En prenant un  $\beta$  proche de 0, on fait tendre le seuil de comparaison vers la moyenne des altitudes du sol *MNT* sur un large voisinage, régularisant d'autant plus la surface.

*Remarque* : Notations pour les algorithmes 1 et 2 :

- .  $p(x_p, y_p, z_p)$  est un point laser 3D
- .  $\mathcal{N}$  nuage de points laser initial
- .  $\mathcal{N}^*$  nuage de points laser classé
- .  $s_{sol}$  est le seuil d'affectation d'un point laser au **sol**
- .  $s_\alpha$  est le seuil de détection des estimations erronées de l'altitude du sol
- .  $\mathcal{F}_\leq$  gère les déplacements au sein du nuage de points
- .  $\mathcal{E}rr$  contient l'ensemble des positions où l'estimation initiale du terrain est erronée
- . *MNT* est la surface terrain finale
- .  $\overline{\mathcal{R}_{0,2}}$  est la moyenne des points laser d'altitude les plus faibles au sein des voisinages  $\mathcal{V}$
- .  $\mathbb{V}^4_c$  est voisinage 4-connexe de *MNT*.
- .  $\overline{MNT^{3 \times 3}}$  est la moyenne des altitudes de terrain sur un voisinage  $3 \times 3$
- .  $\overline{MNT^{9 \times 9}}$  est la moyenne des altitudes de terrain sur un voisinage  $9 \times 9$
- .  $\mathcal{V}_{p_z}$  est l'altitude moyenne des points laser du voisinage  $\mathcal{V}_{p_z}$

On fixe le label final des points en fonction de  $n_{sol}$  et  $n_{sursol}$  en leur affectant celui correspondant à  $\max(n_{sol}, n_{sursol})$ . On met à jour la surface *MNT* comme précédemment en prenant la moyenne des points appartenant au sol.

Dans le cadre de la focalisation et de la reconnaissance de bâtiments en milieu urbain, il convient d'introduire un certain nombre de sous classes au sein de la classe mère **sursol** (figure 3.3). Si l'analyse du second écho laser peut fournir des informations pertinentes sur la présence de végétation, ce ne sera pas toujours le cas (données sur Roujan). Dans le cadre de ce mémoire, nous n'avons pas développé de méthode séparant les bâtiments de la végétation. Cependant, notre travail sur les structures de type bâtiment nous conduit à introduire une classe intermédiaire dénommée **bas sursol** contenant des points dont l'appartenance aux deux classes mères n'est pas assurée. Cette nouvelle classe est particulièrement intéressante en ce qui concerne l'étude du milieu urbain puisqu'elle contiendra une partie du mobilier urbain ainsi que les automobiles. Elle contiendra en outre la végétation basse, ainsi que les zones litigieuses de sol, notamment les points appartenant aux ruptures brusques du terrain que notre algorithme de classification ne peut gérer. Elle est définie par une nappe dilatée autour du MNT et paramétrée par un seuil inférieur et supérieur. Puisque certains points quittent la classe sol et que d'autres y accèdent, le MNT final évolue de manière itérative en fonction des changements de classe. La convergence de l'algorithme sera assurée lorsque les points auront un label stable. La stabilité est calculée par l'écart quadratique moyen (*emq*) entre les points du nuage classés **sol** et le *MNT* (Algorithme 3).

*Remarque* : Notations supplémentaires pour l'algorithme 3 :

**Algorithme 1:** Classification d'un nuage de points laser**Données :**  $\mathcal{N}$ **Paramètres :**  $s_{sol}, s_{\alpha}, \alpha \in [0, 1]$ **Sortie :**  $\mathcal{E}rr, MNT, \mathcal{N}^*$  $\mathcal{F}_{\leq} = \{f_1\}/f_1$  est le point d'altitude minimale sur  $\mathcal{N}$ **Début****Tant Que**  $\mathcal{F}_{\leq} \neq \emptyset$  **Faire**Extraction de  $\mathcal{V}_{f_1}$ 

$$\widehat{h_{sol}}(f_1) = \overline{\mathcal{R}_{0.2}}(f_1)$$

**Pour Chaque**  $p \in \mathcal{V}_{f_1}$  **Faire****Si**  $z_p - \widehat{h_{sol}}(f_1) \leq s_{sol}$  **Alors** $p \in \mathbf{sol}; n_{sol} ++;$ 

$$\widehat{h_{sol}}(f_1) = \overline{MNT}(f_1)^{3 \times 3}$$

**Sinon**  $p \in \mathbf{sursol}; n_{sursol} ++$  $err = FAUX$ **Si**  $|\widehat{h_{sol}}(f_1) - \overline{MNT}(f_1)^{3 \times 3}| \geq s_{\alpha}$  **Alors**  $err = VRAI; \mathcal{E}rr \leftarrow f_1$ **Pour Chaque**  $i=-1$  à  $1$  **Faire****Pour Chaque**  $j=-1$  à  $1$  **Faire****Si**  $|\widehat{h_{sol}}(f_1) - \overline{MNT}(f^{+i,+j})| \geq s_{\alpha}$  **Alors**  $err = VRAI; \mathcal{E}rr \leftarrow f_1$ **Si**  $err == VRAI$  **Alors****Si**  $\widehat{h_{sol}}(f_1) > \overline{MNT}(f_1)^{3 \times 3}$  **Alors**

$$\widehat{h_{sol}}(f_1) \leftarrow \alpha \widehat{h_{sol}}(f_1) + (1 - \alpha) \overline{MNT}(f_1)^{3 \times 3}$$

**Sinon**  $\overline{MNT}(f_1) = \widehat{h_{sol}}(f_1)$ 

$$\mathcal{F}_{\leq} = \mathcal{F}_{\leq} \setminus \{f_1\}$$

$$\mathcal{F}_{\leq} = \mathcal{F}_{\leq} \cup \mathbb{V}_{f_1}^{4c}$$

**Fin****Algorithme 2:** Mise à jour des zones d'erreurs  $\mathcal{E}rr$ **Données :**  $\mathcal{N}^*, \mathcal{E}rr$ **Paramètres :**  $\beta$ **Sortie :**  $\mathcal{N}^*$ **Début****Pour Chaque**  $f \in \mathcal{E}rr$  **Faire**

$$\bar{\mu} = \overline{MNT}(f)^{9 \times 9}$$

**Pour Chaque**  $p \in \mathcal{V}_f$  **Faire****Si**  $p_z \leq \beta \bar{\mu} + (1 - \beta) \overline{\mathcal{V}_{p_z}}$  **Alors**  $p \in \mathbf{sol}; n_{sol} ++;$ **Fin**

- $f_{\otimes p}$  est la position planimétrique de la projection d'un point laser  $p$  sur le  $MNT$
- $s_{\text{Bas sursol}}^{inf}$ ,  $s_{\text{Bas sursol}}^{sup}$  les bornes de la nappe dilatée pour l'extraction de la class bas sursol

**Algorithme 3:** Introduction de la classe **Bas sursol** via un algorithme itératif

**Données :**  $\mathcal{N}^*$ ,  $MNT$

**Paramètres :**  $s_{\text{Bas sursol}}^{inf}$ ,  $s_{\text{Bas sursol}}^{sup}$

**Sortie :**  $\mathcal{N}^*$ ,  $MNT$

**Début**

**Tant Que**  $emq$  non constant **Faire**

Mise à jour de la surface  $MNT$  à partir des points classés **sol**

**Pour Chaque**  $p \in \mathcal{N}^*$  **Faire**

**Si**  $s_{\text{Bas sursol}}^{inf} \leq p - MNT(f_{\otimes p}) \leq s_{\text{Bas sursol}}^{sup}$  **Alors**  $p \in \text{Bas sursol}$

**Si**  $z_p - MNT(p) \leq s_{\text{Bas sursol}}^{inf}$  **Alors**  $p \in \text{sol}$

$$emq = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{p \in \text{sol}} (z_p - MNT(f_{\otimes p}))^2}$$

**Fin**

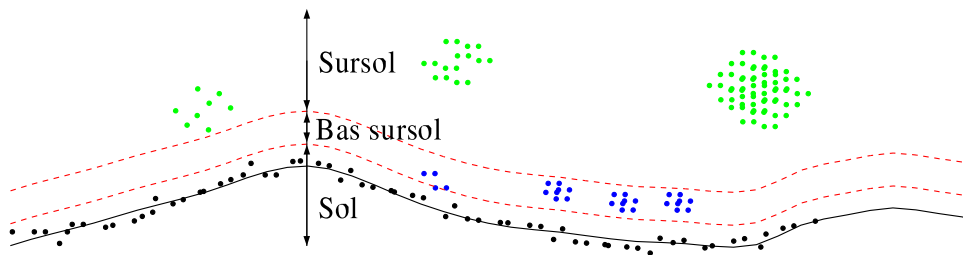


FIG. 3.3 – Sémantique pour la classification de points laser.

### 3.3.2 Résultats et discussion

L'algorithme de classification que nous venons de présenter ne fait pas appel à une modélisation explicite de la surface sous forme de TIN. Il s'agit d'une estimation itérative du terrain et d'une classification par seuillage. À la différence des approches similaires rencontrées dans la littérature, la méthode proposée est basée non seulement sur des critères locaux de pente, mais aussi sur des inférences concernant la hauteur du terrain en fonction d'un voisinage beaucoup plus large. Une approche par filtrage bidimensionnel de Kalman pour la classification de points laser (Wan98) en serait une extension possible. Une inférence sur l'altitude d'un point de la surface  $MNT$  à l'étape  $n$  va dépendre de toutes les altitudes calculées précédemment. Cette constatation pourrait venir contredire l'hypothèse markovienne sur laquelle est basée la méthode de régularisation présentée dans la section suivante.

Les différentes étapes de l'algorithme sont le fruit d'un processus d'analyse par essais et erreurs sur les données laser Amiens et Roujan. Nous avons pensé ce filtre pour qu'il soit indépendant de la géométrie d'acquisition du système. Cependant, comme nous allons le voir, certains artefacts n'ont pu être évités en choisissant un jeu unique de paramètres.

Le choix de la taille du voisinage laser  $\mathcal{V}$  dépend du type de paysage rencontré. Contrairement aux filtres purement morphologiques, la taille de  $\mathcal{V}$  ne doit pas être impérativement supérieure à la taille du plus

grand élément de sursol. La présence d'au moins un point laser appartenant au sol au sein du voisinage sera certes une information précieuse, mais n'est pas indispensable grâce à la correction linéaire en  $\alpha$ . Cependant, si la taille de l'élément de sursol est beaucoup plus importante que le voisinage, la correction linéaire ne suffira plus à compenser la dérive sur l'estimation du sol par le filtre de rang. Les conséquences d'une telle dérive seront l'apparition de bourrelets sur la surface *MNT* et surtout une classification erronée de points appartenant manifestement au thème bâti. À l'opposé, le choix d'un voisinage trop large aura tendance à moyenniser le terrain et donc à lisser certains microreliefs qu'il sera difficile de récupérer dans la classe sol, même après l'étape de régularisation markovienne. Le tableau 3.3.2 rassemble les paramètres utilisés pour la classification des paysages Amiens et Roujan.

La résolution de la surface *MNT* est choisie arbitrairement à 3 m, valeur qui est un compromis entre les différents paysages testés, le temps de calcul et la taille des voisinages utilisés. Cette résolution, ainsi que les moyennes  $\overline{MNT}$  sur un voisinage  $3 \times 3$  et  $9 \times 9$  sont susceptibles d'être modifiées en fonction de la densité des points laser.

Les seuils sont une donnée purement a priori sur la composition du paysage.

	densité	$s_{sol}$	$s_{\alpha}$	$s_{\text{Bas sursol}}^{inf}$	$s_{\text{Bas sursol}}^{sup}$	$\alpha$	$\beta$	$\nu$
Roujan	22 pt/m <sup>2</sup>	0.5 m	1.5 m	0.2 m	1.5 m	0.75	0.2	15 m
Amiens	7 pt/m <sup>2</sup>	0.5 m	1.5 m	0.5 m	2 m	0.75	0.2	30 m

Les résultats que nous présentons ne sont pas évalués quantitativement, nous ne disposons pas de données de référence pouvant fournir des statistiques fiables, ni respectivement à d'autres méthodes de classification, celles-ci n'étant pas directement disponibles. En ce qui concerne le dernier point, nous pouvons reprendre la conclusion de l'étude de G. Sithole en 2005 à savoir qu'il ne semble pas exister jusque maintenant d'algorithme universel de classification de nuages de points, mais plusieurs algorithmes adaptés chacun à un paysage donné. La comparaison des algorithmes présentés dans l'état de l'art fournissent les mêmes résultats en moyenne, et se trompent à peu près aux mêmes endroits. L'algorithme présenté dans ce chapitre ne résoud pas les problèmes soulevés par les autres filtres et son principal inconvénient est le nombre de paramètres à évaluer. Cependant, comme nous allons le voir dans les prochaines pages, les classifications proposées sont cohérentes avec une classification visuelle effectuée sur une image aérienne, ce qui confirme indirectement les qualités du filtre présenté. Des axes d'améliorations sont néanmoins proposés en conclusion.

Présentons maintenant divers exemples de classification d'abord sur un paysage urbain. La figure 3.4(a) présente une classification de deux bandes laser contenant 6 millions de points, sur la ville d'Amiens (le dernier écho a été utilisé). Nous remarquons particulièrement sur la figure 3.4(b) que les cours intérieures des maisons ont été correctement détectées ainsi que le réseau routier (figure 3.4(a)). Les figures 3.5, 3.6, 3.7 et 3.8 représentent quatre profils de points laser classés avec le modèle de terrain associé à une résolution de 3 m. Nous constatons que sur des distances allant jusque 800 m, le sol est correctement détecté, même lorsque des points laser sol sont absents. Notons cependant sur le profil 3.5 la présence de deux bâtiments de dimension très supérieure à la taille du voisinage  $\nu$  provoquant une estimation fortement erronée du sol. Si cette estimation ne provoque pas d'erreur de classification en ce qui concerne la cathédrale (la flèche s'élève à 95 m), ce n'est pas vrai en ce qui concerne le premier bâtiment. Nous avons remarqué sur les données testées que lorsqu'il y a fausse estimation du sol, cette faute est particulièrement forte, ce qui nous laisse penser qu'un posttraitement adapté pourrait facilement les supprimer.

La figure 3.9 représente les résultats d'une classification d'un paysage rural (Roujan). Une appréciation qualitative nous permet de reconnaître l'implantation de végétation basse (vignoble) sur la figure 3.9(a),

ainsi qu'une vallée couverte de végétation dans laquelle quelques points laser ont réussi à pénétrer (figure 3.9(b)), dont un détail de cette zone est présenté sur la figure 3.11. Des profils de cette zone seront exposés et commentés dans la partie 3.4.4. Nous avons néanmoins anticipé les résultats de la régularisation markovienne en montrant sur la figure 3.10 le résultat des points classés ainsi que le MNT régularisé à une résolution de 50 *cm* sur la zone de la figure 3.9.



(a) Points de sursol projetés sur une orthoimage. 2 bandes ont été classées.



(b) On remarque que les cours intérieures appartiennent bien à la classe sol



(c)

FIG. 3.4 – Classification d'un paysage urbain - Amiens. Les points de sursol sont ici seuls présentés.

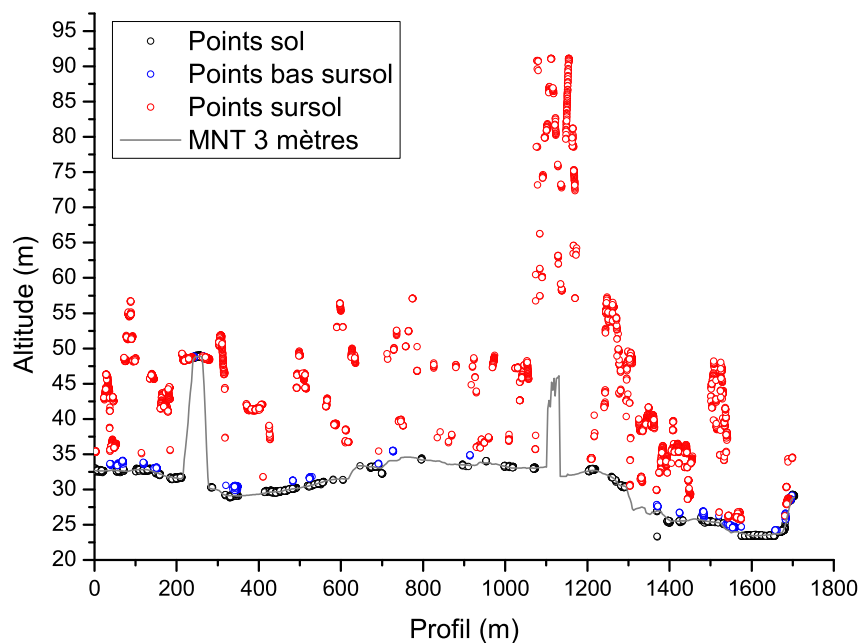


FIG. 3.5 – Profil le long de la bande Amiens. L'erreur sur le MNT à 1100 m correspond à la cathédrale.

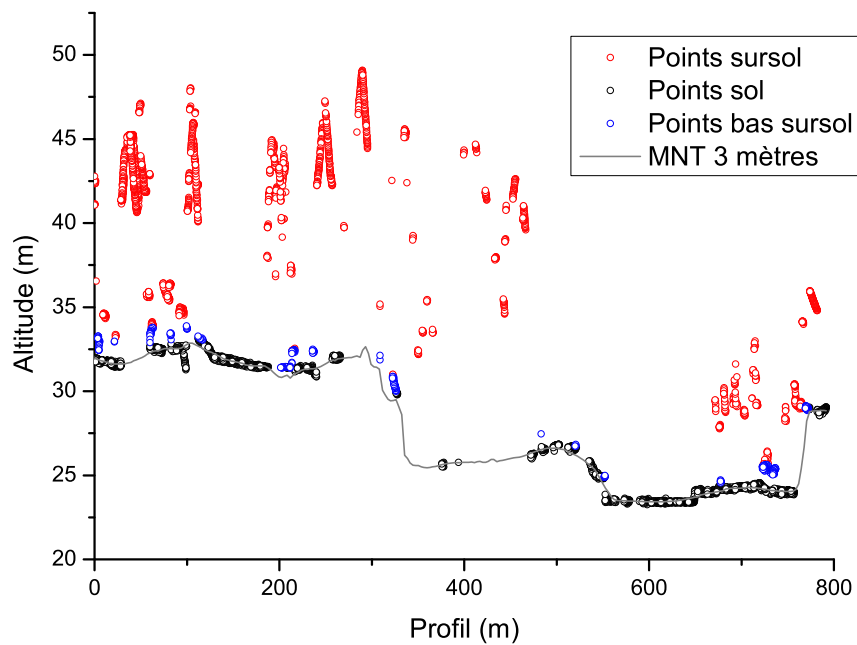


FIG. 3.6 – Autre profil sur la bande Amiens



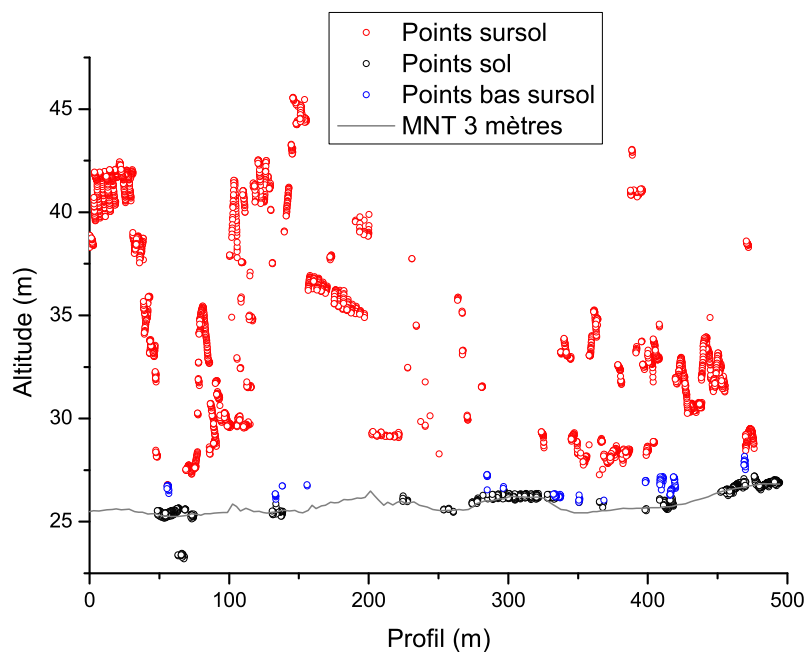


FIG. 3.7 – Exemple de profils sur la bande Amiens

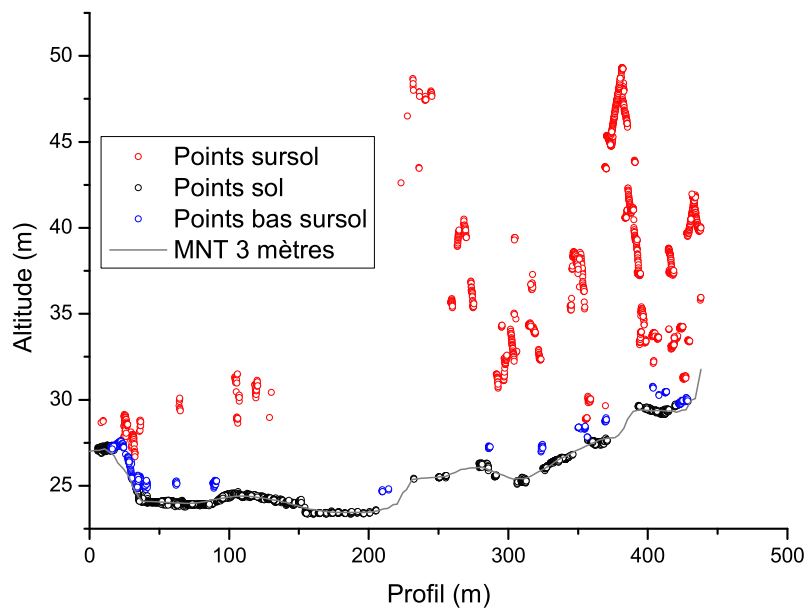
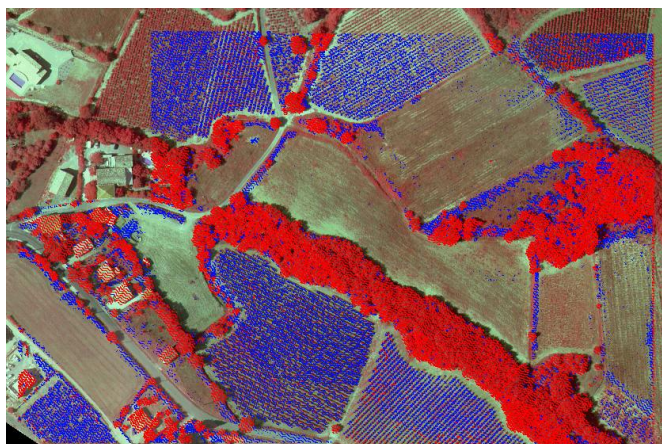
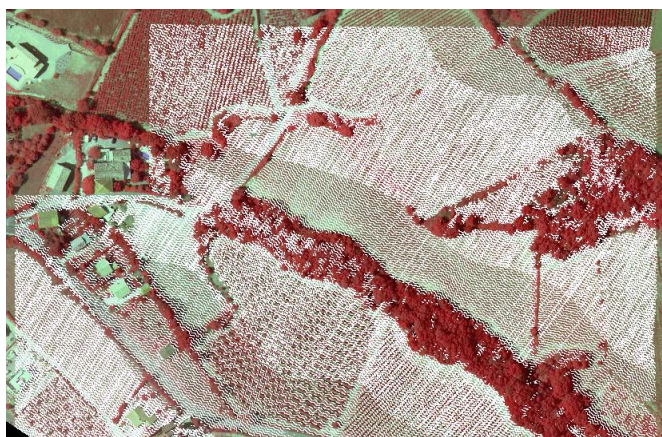


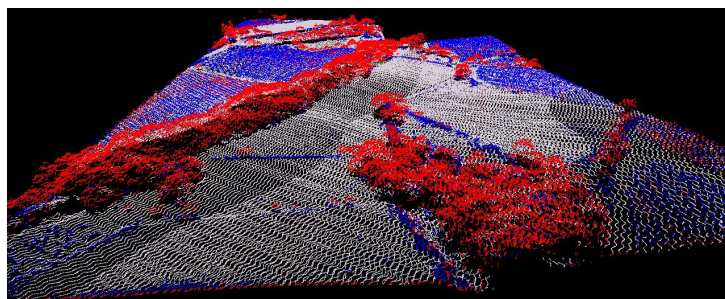
FIG. 3.8 – Exemple de profils sur la bande Amiens



(a) Les points rouges (resp. bleus) correspondent aux points de sursol (resp. bas sursol)



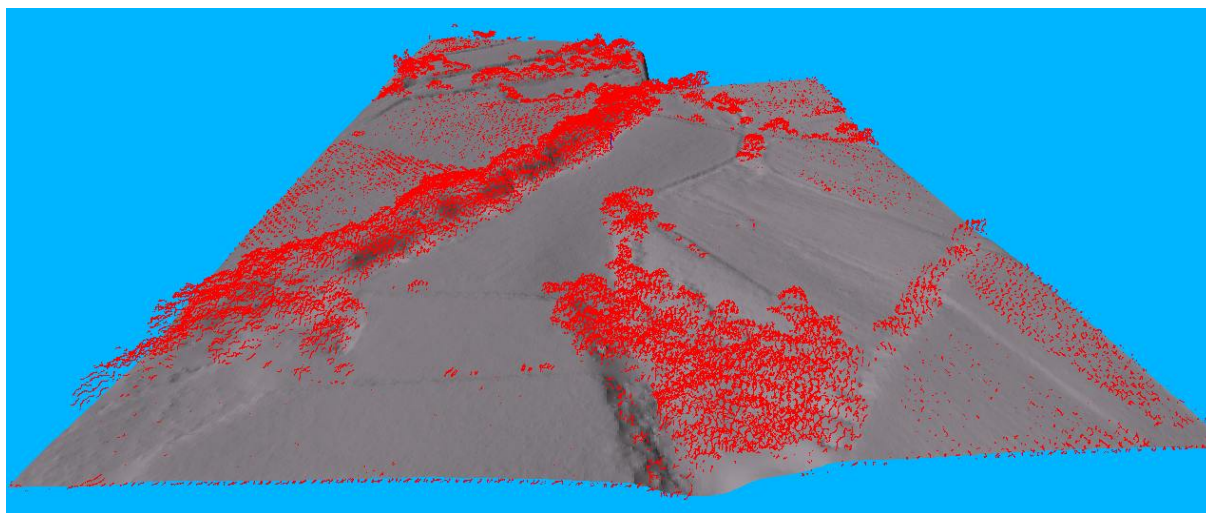
(b) Les points blancs correspondent aux points classés sol



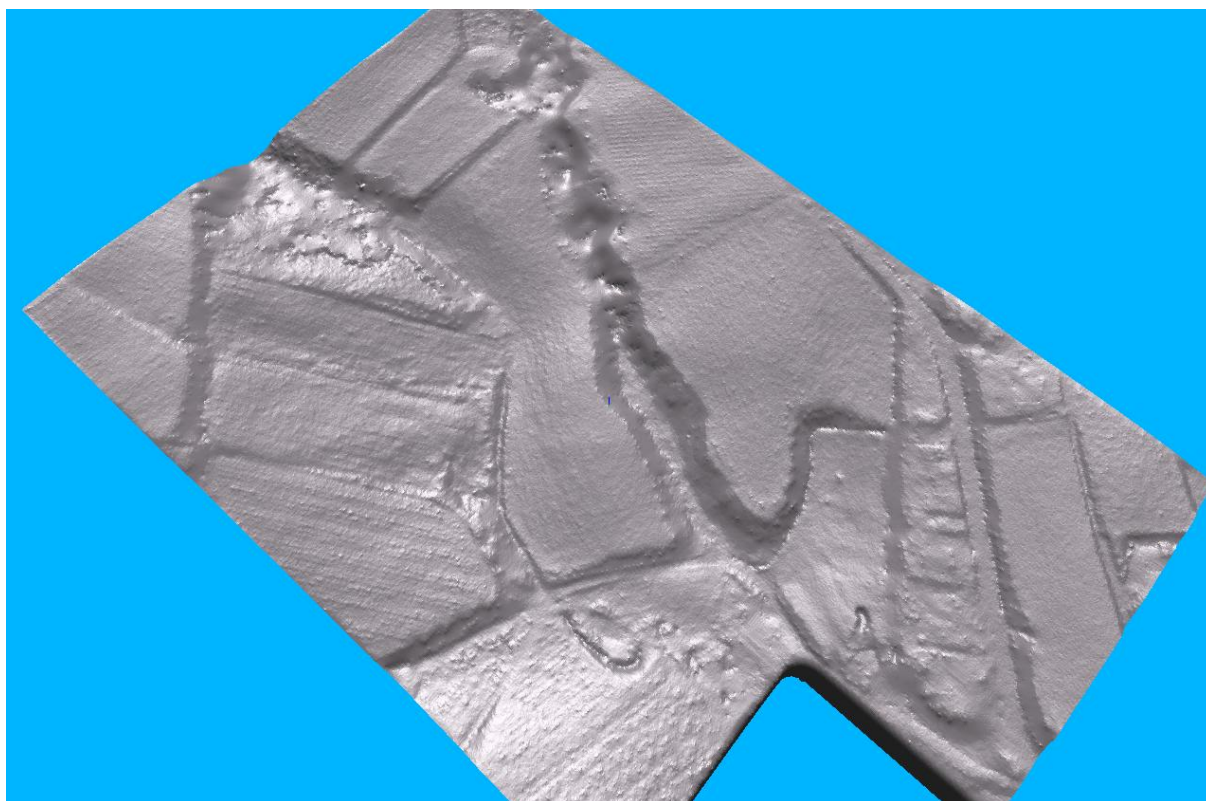
(c) Vue 3D globale du nuage de points classé

FIG. 3.9 – Classification d'un paysage rural - Roujan. Les points sol/sursol/bas sursol sont projetés sur une orthophoto PIR de résolution 50 cm.



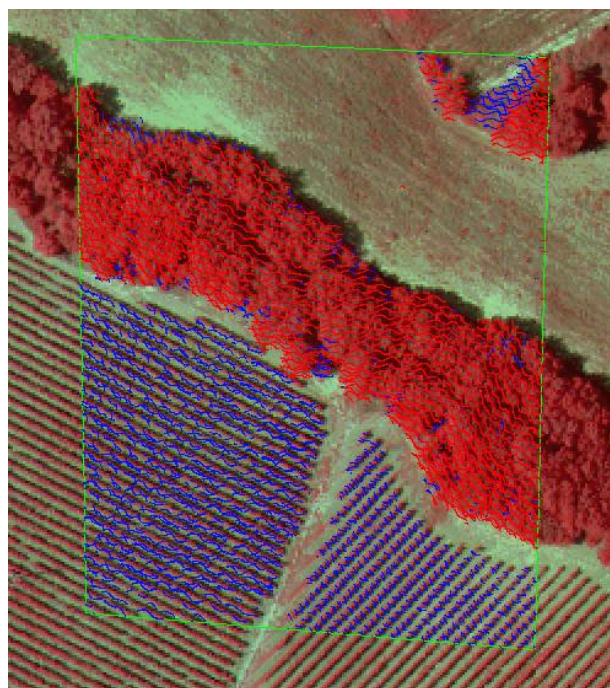


(a) Vue 3D des points de sursol avec le MNT final sur Roujan

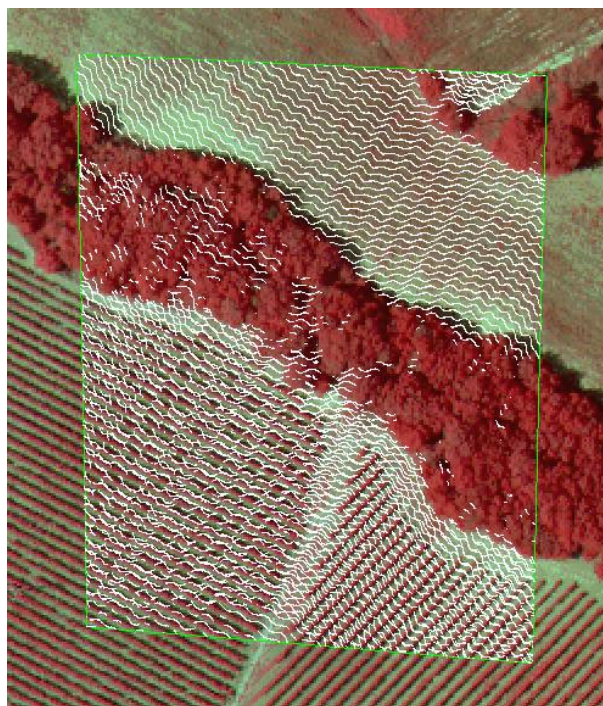


(b) Vue 3D sur MNT Roujan

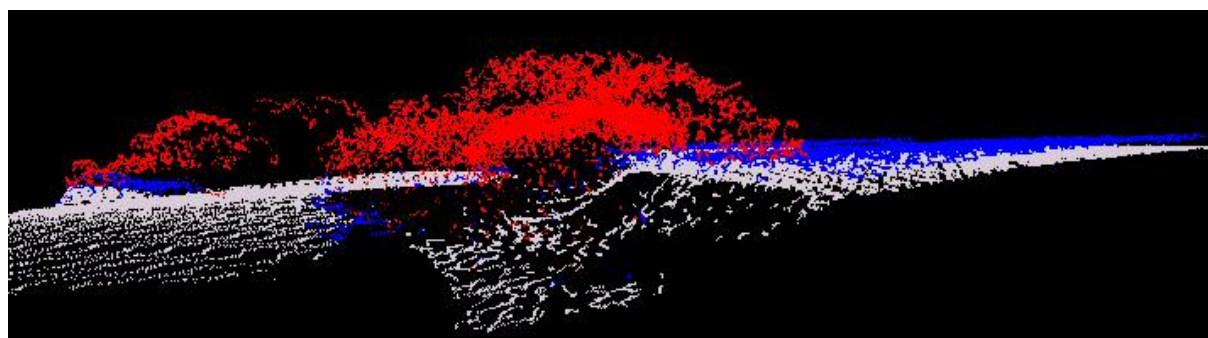
FIG. 3.10 – Visualisation de la classification et du terrain reconstruit



(a) Détails de la figure 3.9(a). Points de sursol et bas sur-sol.



(b) Détails de la figure 3.9(b). Points de sol.



(c) Vue 3D du nuage de points classé.

FIG. 3.11 – Classification de paysages ruraux

### 3.4 Application à la régularisation de surface terrain

Le traitement explicité précédemment d'un nuage de points laser propose de classer un paysage laser en points sol et points sursol (modulo la classe de bas sursol). Cette classification fournit également une approximation de la hauteur du sol sous la forme d'une grille régulière de faible résolution et basée sur le calcul des altitudes moyennes des points classés sol au sein d'une cellule. Cette approximation, satisfaisante au niveau des zones de faible relief, ne l'est plus lorsque le terrain varie brutalement, ce qui est notamment le cas en milieu rural pour la description d'environnements agricoles complexes. Les données laser sont une mesure directe de la hauteur du sol. Elles correspondent à une réalité physique. Il est donc possible de générer une meilleure description du terrain en prenant explicitement en compte ces points, qui décrivent généralement des microreliefs lissés par le traitement précédent. En proposant d'utiliser les points issus de la classification au sein d'un système de régularisation de surface à haute résolution, nous espérons nous affranchir des artefacts inhérents à toute méthodologie de rééchantillonnage classique. Ce type de problème s'exprime fort bien dans un cadre bayésien rattaché à un modèle markovien de l'image.

Nous rappellerons donc dans un premier temps les principes d'une modélisation probabiliste markovienne d'une image puis nous présenterons notre problème de régularisation de surface dans un cadre bayésien en décrivant les fonctions énergétiques mises en place. Pour finir, nous présenterons une série de résultats sur des paysages ruraux (où la régularisation est particulièrement pertinente), tout en discutant l'influence des paramètres mis en jeu dans l'algorithme.

#### 3.4.1 Modélisation probabiliste d'une image : Rappels

Une image  $I$  codée en niveaux de gris est définie comme un ensemble  $S$  de sites  $s$ , les pixels, auxquels sont associés un descripteur dans un ensemble  $E$ , le niveau de gris.

$$\begin{aligned} I : S &\longrightarrow E \\ s &\longrightarrow I(s) = x_s \end{aligned} \quad (3.25)$$

Introduire un modèle aléatoire sur une image  $I$  consiste à considérer l'ensemble des niveaux de gris comme la réalisation d'un champ aléatoire  $X = (X_s)_{s \in \mathbb{N}^2}$  (Pér98), (Maï03) où  $X_s$  est une variable aléatoire variable associée au site  $s$  à valeurs dans l'espace  $E^{card(S)}$ . Un champ aléatoire est donc une application mesurable  $X : \Omega \longrightarrow E^{card(S)}$  associée à un espace probabilisé complet  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbf{P})$ . Ce modèle aléatoire est décrit par la loi de probabilité  $\mathbf{P}(X = x)$  que l'évènement  $x$  soit une réalisation de la variable  $X$ . Le modèle aléatoire le plus simple sur une image considère que les pixels sont indépendants les uns des autres, soit :

$$\mathbf{P}(X) = \prod_{s \in S} \mathbf{P}(X_s = x_s)$$

Les champs de Markov constituent une famille de champs aléatoires particulièrement intéressantes en traitement d'image dans la mesure où le niveau de gris d'un site dépend uniquement de son environnement local (Li95). Ce conditionnement local se définit à travers un système de voisinage  $\mathbb{V}$ , *i.e.* un ensemble de sites  $\{\mathbb{V}(s)/s \in S\}$  tels que

$$\begin{cases} s \notin \mathbb{V}(s) \\ \forall r \in S \setminus \{s\}, s \in \mathbb{V}(r) \Leftrightarrow r \in \mathbb{V}(s). \end{cases} \quad (3.26)$$

Ainsi, un champ aléatoire  $X = (X_s)_{s \in S}$  associé à l'espace probabilisé complet  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbf{P})$  sera un champ de Markov relativement au système de voisinage  $\mathbb{V}$  si

$$\forall x \in \Omega, \forall s \in S, \mathbf{P}(X_s = x_s | X_r = x_r, r \in S \setminus \{s\}) = \mathbf{P}(X_s = x_s | X_r = x_r, r \in \mathbb{V}_s) \quad (3.27)$$

Le théorème de Hammersley-Clifford nous assure, sous les hypothèses d'un système de voisinage  $\mathbb{V}$  borné et de la stricte positivité de la probabilité d'occurrence de chaque réalisation du champ, l'équivalence entre un champ de Markov et un champ de Gibbs, lequel permet d'exprimer la probabilité *a priori* d'une variable aléatoire  $X$  par :

$$\mathbf{P}(X = x) = \frac{1}{Z} e^{-u(x)} \quad (3.28)$$

où  $Z = \sum_{x \in \Omega} e^{-u(x)}$  est la constante de normalisation et  $u$  une fonction d'énergie définie par

$$\begin{aligned} u : \Omega &\longrightarrow \mathbb{R} \\ x &\longrightarrow u(x) = \sum_{c \in \mathcal{C}} u_c(x) \end{aligned} \quad (3.29)$$

où  $\mathcal{C}$  est l'ensemble des cliques relatif au système de voisinage  $\mathbb{V}$  et  $u_c(x)$  la fonction d'énergie relative à la clique  $c$ . L'énergie globale d'un champ de Gibbs possède donc la propriété de se décomposer sous forme d'énergies locales, propriété que nous allons exploiter dans la suite.

### 3.4.2 Cadre Bayésien pour la régularisation de surfaces

Proposer un modèle bayésien pour la régularisation de MNT permet d'introduire des connaissances *a priori* sur la surface du modèle. La formule de Bayes permet d'exprimer la probabilité *a priori*  $\mathbf{P}(X)$  d'un phénomène  $X$  à cette même probabilité *conditionnellement* à une série d'observations  $D$ , notée  $\mathbf{P}(X|D)$ , qui introduit une connaissance sur le comportement de  $X$ . On peut alors écrire en considérant constant  $\mathbf{P}(D)$  :

$$\mathbf{P}(X|D) = \frac{\mathbf{P}(D|X)\mathbf{P}(X)}{\mathbf{P}(D)} \propto \mathbf{P}(D|X)\mathbf{P}(X) \quad (3.30)$$

Le modèle Bayésien tel que nous le formulons est lié au problème inverse consistant à retrouver la meilleure configuration  $\hat{x}$  connaissant les observations  $D$ . Il s'agit donc de trouver l'estimateur du maximum a posteriori (MAP) défini par :

$$\hat{\mathcal{M}}_{MAP} = \arg \max_{x \in \Omega} \mathbf{P}(X = x|D) \quad (3.31)$$

qui, d'après la règle de Bayes, s'écrit :

$$\hat{\mathcal{M}}_{MAP} = \arg \min_{x \in \Omega} \left( -\log(\mathbf{P}(D|X = x)) - \log(\mathbf{P}(X = x)) \right) \quad (3.32)$$

Sous l'hypothèse markovienne précédente, l'équation 3.32 revient à minimiser globalement sur l'ensemble des sites une énergie  $\mathcal{E}$ , somme d'une énergie  $\mathcal{E}_d$  d'attache aux données et d'une énergie  $\mathcal{E}_r$  de régularisation pondérée par le paramètre  $\mu \in \mathbb{R}$ , soit

$$\hat{\mathcal{M}}_{MAP} = \arg \min_{x \in \Omega} \underbrace{(\mathcal{E}_d + \mu \mathcal{E}_r)}_{\mathcal{E}} \quad (3.33)$$

La construction de l'énergie à minimiser est délicate et de sa définition dépendra la forme finale du terrain. L'énergie d'attache aux données dépend de la distance entre la surface terrain et les données



$D = \{d_s/s \in S'\}$  ( $S'$  étant un sous ensemble de  $S$ ), c'est-à-dire les points classés sol. Nous voulons que cette distance soit minimale afin que la surface finale soit le plus proche possible de la mesure laser du terrain. On définit donc  $\mathcal{E}_d$  par :

$$\mathcal{E}_d(D = d_s | X = x_s) = \begin{cases} (d_s - x_s)^2 & \text{si } s \in S', \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3.34)$$

Le terme de régularisation est beaucoup plus ambigu à définir dans le cadre de notre application. Il est lié à la géométrie intrinsèque (Fer88) de la nappe. Comme certains auteurs (Fua97) l'ont proposé, l'énergie de régularisation contient des termes relatifs à la courbure locale de la nappe. En effet, en minimisant des termes de courbure, on lisse la surface MNT. Soit la nappe  $h$  définie par :

$$\begin{aligned} h : \mathbb{R}^2 &\longrightarrow \mathbb{R}^3 \\ (x, y) &\longrightarrow z = h(x, y) \end{aligned}$$

Un développement de Taylor à l'ordre 2 de  $h$  au point  $\mathbf{u}_0 = (x_0, y_0)$  avec  $\mathbf{u} = [x \ y]^T$  s'écrit

$$\begin{aligned} h(\mathbf{u}) &= h(\mathbf{u}_0) + (\mathbf{u} - \mathbf{u}_0) \cdot \nabla_{\mathbf{u}_0} h + \frac{1}{2} (\mathbf{u} - \mathbf{u}_0) \mathbf{H} (\mathbf{u} - \mathbf{u}_0)^T + o(\|\mathbf{u} - \mathbf{u}_0\|^2) \\ \Leftrightarrow h(\mathbf{u}) - \Pi_0(\mathbf{u}) &= \frac{1}{2} (\mathbf{u} - \mathbf{u}_0) \mathbf{H} (\mathbf{u} - \mathbf{u}_0)^T + o(\|\mathbf{u} - \mathbf{u}_0\|^2) \end{aligned}$$

où  $\Pi_0$  est le plan tangent à  $h$  en  $\mathbf{u}_0$  et  $\mathbf{H} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 h}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 h}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 h}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 h}{\partial y^2} \end{pmatrix}$  la matrice Hessienne de  $h$ . Cette matrice décrit les propriétés locales de la courbure de la nappe. Nous introduisons deux termes caractéristiques dans l'énergie de régularisation, la trace et le déterminant de la Hessienne de telle sorte que l'on puisse facilement rendre convexe l'énergie. Si cette propriété n'est pas indispensable à la résolution du problème de minimisation, elle le facilite puisque tout minimum local trouvé sera un minimum global. La trace décrit le caractère localement concave ou convexe, le déterminant est lié à la forme de la nappe par rapport à son plan tangent (parabolique, elliptique, hyperbolique). On définit donc  $\mathcal{E}_r$  par :

$$\mathcal{E}_r = \alpha_1 \text{tr}(\mathbf{H})^2 - \alpha_2 \det(\mathbf{H}) \quad \alpha_1, \alpha_2 \in \mathbb{R}^+ \quad (3.35)$$

$$\begin{aligned} &= \alpha_1 \left( \frac{\partial^2 h}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 h}{\partial y^2} \right)^2 - \alpha_2 \left( \frac{\partial^2 h}{\partial x^2} \frac{\partial^2 h}{\partial y^2} - \left( \frac{\partial^2 h}{\partial x \partial y} \right)^2 \right) \\ &= \alpha_1 \left( \frac{\partial^2 h}{\partial x^2} \right)^2 + \alpha_1 \left( \frac{\partial^2 h}{\partial y^2} \right)^2 + (2\alpha_1 - \alpha_2) \frac{\partial^2 h}{\partial x^2} \frac{\partial^2 h}{\partial y^2} + \alpha_2 \left( \frac{\partial^2 h}{\partial x \partial y} \right)^2 \\ &= \frac{\alpha_2}{2} \left( \left( \frac{\partial^2 h}{\partial x^2} \right)^2 + \left( \frac{\partial^2 h}{\partial y^2} \right)^2 \right) + \left( \alpha_1 - \frac{\alpha_2}{2} \right) \left( \frac{\partial^2 h}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 h}{\partial y^2} \right)^2 + \alpha_2 \left( \frac{\partial^2 h}{\partial x \partial y} \right)^2 \end{aligned} \quad (3.36)$$

En imposant  $\alpha_2 \geq 0$  et  $\alpha_1 \geq \frac{\alpha_2}{2}$ , cette énergie devient convexe. La présence de termes négatifs dans l'expression de l'énergie globale revient à pénaliser certaines configurations non souhaitables du terrain. Or, il semble difficile d'interdire quelque configuration que ce soit compte tenu du caractère "naturel" du paysage. Cependant, une énergie spécifique pourrait convenir à un type spécifique de paysage. Nous n'avons pas jugé opportun d'approfondir ces réflexions au cours de ce mémoire.

L'équation 3.33 peut être résolue de manières diverses. Nous avons testé deux algorithmes de minimisation. Le premier est basé sur un recuit simulé (GG84). Cet algorithme stochastique est particulièrement adapté aux problèmes d'optimisation non convexe puisqu'il permet de trouver le minimum global

quelque soit la configuration initiale. Notre problème d'optimisation étant convexe, nous préférons utiliser l'algorithme de descente de gradient (à pas  $\delta$  constant). Ainsi, pour chaque site de l'image, on minimise l'énergie conditionnelle locale dans la direction du gradient minimal, ou, en d'autres termes, la valeur du descripteur  $z_s^{t+1}$  au site  $s$  et à l'itération  $t + 1$  s'exprime sous la forme :

$$z_s^{t+1} = z_s^t + \text{sgn}\left(\frac{\mathcal{E}(z_s^t - \delta) - \mathcal{E}(z_s^t + \delta)}{2\delta}\right) \delta \quad (3.37)$$

### 3.4.3 Aspects pratiques pour la reconstruction

Nous avons mentionné que la surface terrain issue de la classification était discrétisée à faible résolution, principalement pour des raisons de temps de calcul. Le développement de cette méthodologie de régularisation de surface nous permet d'augmenter la résolution du modèle de terrain final, théoriquement jusqu'à une résolution très fine. Les points laser classés sol sont donc rééchantillonnés (figure 3.12) à la même résolution que celle de la surface finale régularisée. La trace au sol éparse d'une fauchée de points laser laisse donc une superficie de terrain importante sans information altimétrique. À ces endroits, le terme d'attache aux données sera nul, et seul le terme de régularisation influencera la forme de la nappe. Si la résolution finale est choisie trop fine par rapport à la densité des points laser **sol**, le facteur  $\mu$  de l'équation 3.33 doit être à son tour choisi afin de compenser le manque d'information altimétrique. Cependant, comme nous allons le voir, un  $\mu$  trop grand fera disparaître les micro-reliefs que nous cherchons justement à mettre en valeur. Ainsi, compte tenu des données laser dont nous disposons, une résolution finale de 50 cm est apparue optimale. Nous avons donc testé l'influence de certains paramètres de l'algorithme sur des surfaces échantillonnées à cette résolution.

La surface terrain issue de la classification est rééchantillonnée par un interpolateur Plus Proche Voisin. Cette nappe est rendue dérivable par lissage gaussien. Notons enfin que les dérivées partielles sont approchées par différences finies dont nous rappelons les formules ci-dessous :

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 h}{\partial x^2} &= I(i+1, j) - 2I(i, j) + I(i-1, j) \\ \frac{\partial^2 h}{\partial y^2} &= I(i, j+1) - 2I(i, j) + I(i, j-1) \\ \frac{\partial^2 h}{\partial x \partial y} &= I(i+1, j+1) + I(i-1, j-1) - (I(i+1, j-1) + I(i-1, j+1)) \end{aligned}$$

La modification du modèle de terrain va changer la position relative de certains points laser par rapport au sol, et donc possiblement influencer la classification. Le nuage de points laser est donc reclassé en fonction de cette surface finale avec les règles décrites dans le paragraphe précédent.

### 3.4.4 Résultats et discussion

La principale caractéristique, et sans doute le principal problème, inhérente aux données laser se situe au niveau de son échantillonnage spatial particulièrement irrégulier. En fonction de la densité du nuage de points, l'information sera soit sur-représentée dans une direction (1 point tous les 8 cm sur les données d'Amiens alors que la tâche de diffraction avoisine les 60 cm de rayon), soit manquante (2 m entre les fibres pour les données d'Amiens). On peut donc s'interroger sur la validité à accorder aux microreliefs d'un modèle numérique de terrain calculé à partir de points laser, rééchantillonné à une résolution inférieure à une fraction de points par pixel. Pour des données laser à faible densité, une surface issue de la classification de résolution adéquate à la densité est sans doute suffisante pour représenter le sol. La régularisation ne permettra pas l'apparition de reliefs non mesurés par le laser. Par contre, une forte densité sera particulièrement intéressante pour la modélisation du sol à haute résolution, où chaque mesure

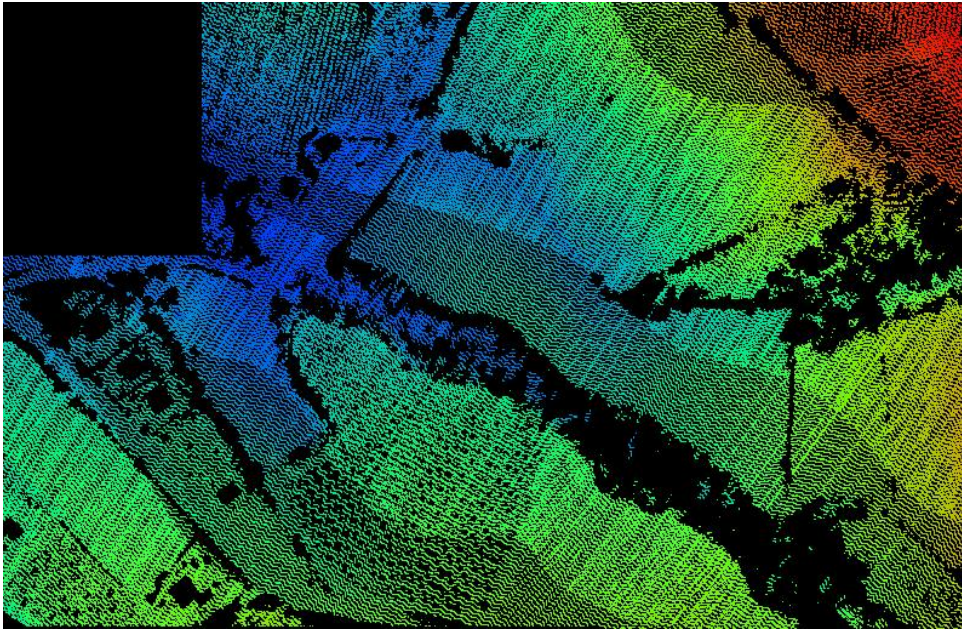


FIG. 3.12 – Image des attracteurs rééchantillonnés à une résolution de 50 cm. La couleur des points (bleu→rouge) suit l'échelle des altitudes.

physique aura un poids égal dans le processus d'attraction. Les expériences que nous avons menées à différentes résolutions finales nous ont conduits à retenir une valeur de 50 cm pour les données de Roujan. Il semble de plus que le fait même de régulariser une surface sol ne soit pas pertinent pour toute sorte de paysages. Dans le cadre d'un chantier laser urbain, il paraît fortement improbable de détecter des infrastructures à l'échelle du trottoir sachant qu'ils ne se distinguent de la chaussée qu'environ de la valeur de la précision altimétrique du laser (dans certaines conditions de vol) et qu'il est de toute façon illusoire d'en détecter les bords. Un paysage urbain moderne sera donc considéré comme *de facto* régulier (ce qui ne signifie pas que les pentes locales soient nulles !). Les paysages de types ruraux sont par contre particulièrement adaptés à l'application d'une méthode de régularisation pourvu que les spécifications du vol laser soient adéquates. L'altimétrie de précision au niveau de ces types de paysages est principalement appliquée à la dynamique des écoulements, à l'hydrologie. Nous allons donc montrer dans cette partie des résultats sur le jeu de données Roujan pour lequel les paramètres de la régularisation vont être évalués.

Les approches de régularisation de surfaces par minimisation d'énergie mettent en jeu un facteur de pondération entre les termes d'attache aux données et de régularisation. Ce paramètre  $\mu$  influence la forme finale de la nappe. En cas de prépondérance du terme de régularisation sur le terme d'attache aux données, la surface finale s'éloigne des points caractéristiques du micro-relief. On perd ainsi en description locale du terrain. L'erreur moyenne quadratique entre les points classés sol et le modèle de terrain augmente par conséquent avec  $\mu$  comme nous le remarquons sur la courbe 3.14. Ce paramètre ne peut pas être estimé de manière autonome, mais uniquement de manière empirique en fonction du caractère réaliste de la surface. Présentons maintenant quelques résultats quantifiant l'influence de  $\mu$  sur la surface finale.

La courbe 3.15 illustre les variations de la forme du modèle de terrain en fonction du facteur de régularisation sur une zone de fort relief. Une valeur de  $\mu = 5$ , comme on pouvait le prévoir, généralise la forme de la vallée au détriment de la proximité aux points sol. La forme finale reste cependant acceptable

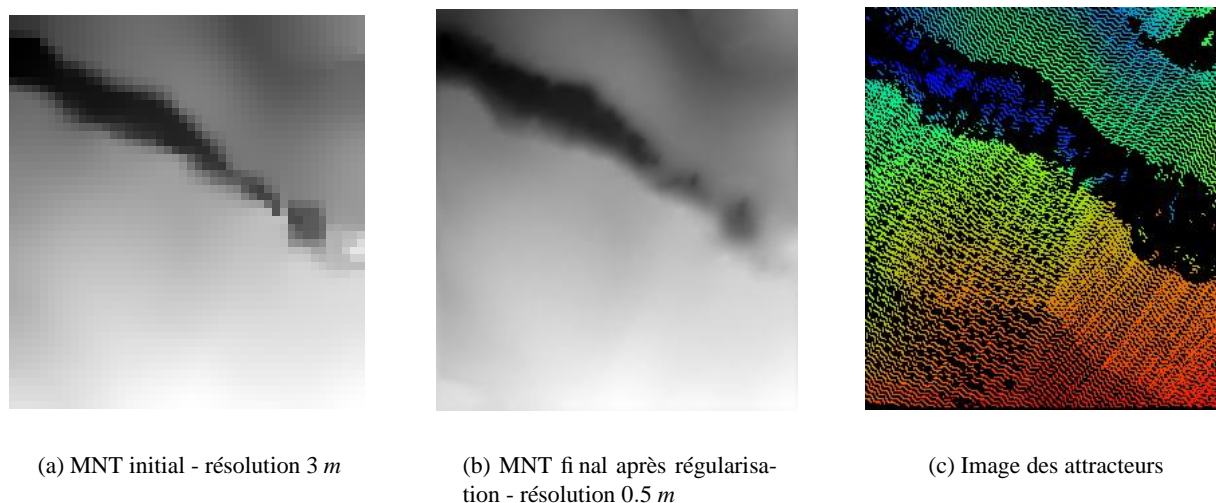
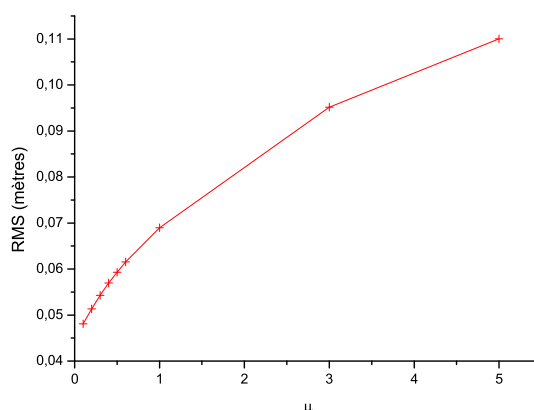


FIG. 3.13 – Données Roujan évaluées

FIG. 3.14 – Variations de l'erreur moyenne quadratique entre les points laser classés sol et le modèle de surface final en fonction de  $\mu$ 

pour une description du terrain. Les profils de la figure 3.16<sup>2</sup> effectués le long de la vallée (figure 3.13) illustrent le même comportement, les reliefs à faible courbure n'étant pas affectés par les variations de  $\mu$ . Notons qu'en l'absence de point laser classé sol, des reliefs pertinents apparaissent, ce sont les basses fréquences du terrain détectées par l'algorithme de classification.

La figure 3.17 décline les variations altimétriques (écart type) de la nappe en considérant diverses paramétrisations de  $\mu$ . De manière générale, les variations altimétriques se situent principalement sur les zones où les points laser n'ont pu pénétrer la canopée, et donc là où le sol initial n'a été qu'inféré par la méthode de classification. On remarque cependant que l'estimation du sol sur un terrain régulier comme c'est le cas sur la partie basse de l'image est satisfaisante dès l'étape de classification (la moyenne des écarts types n'est que de 3 mm) sur toute l'image. L'influence de  $\mu$  sur ces zones est particulièrement visible sur la figure 3.17(a) pour laquelle l'écart type entre les modèles de terrain finaux varie jusque 2.33 m

<sup>2</sup>L'aspect légèrement bruité des profils MNT est provoqué par le phénomène d'*aliasing* rencontré lors de la discrétisation d'un segment dans une image



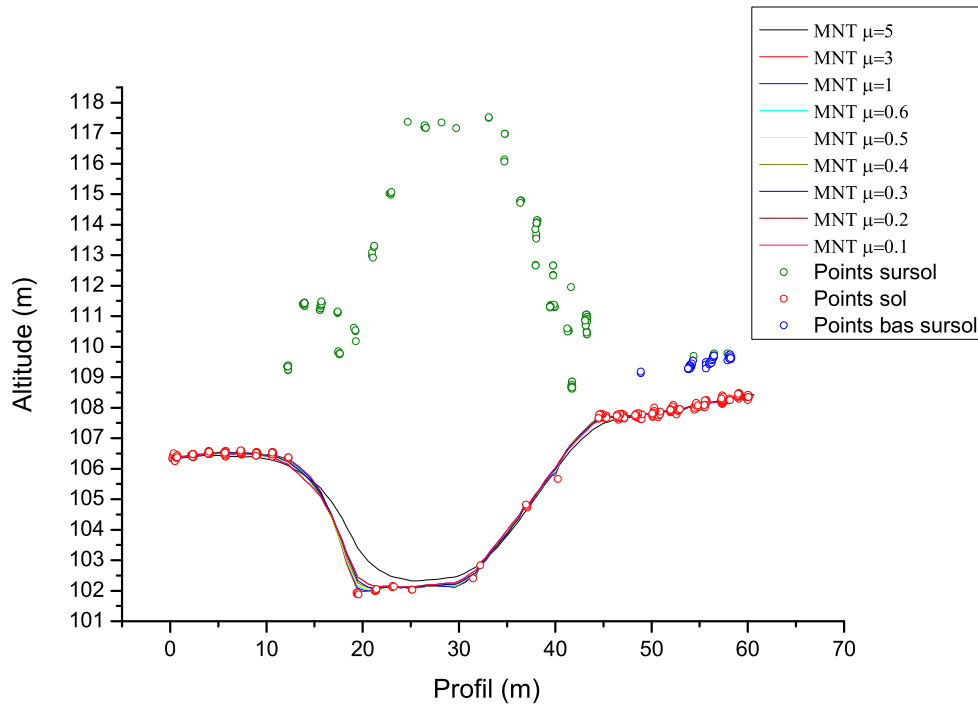


FIG. 3.15 – Variations de la forme du modèle de terrain en fonction du facteur de régularisation  $\mu$  sur un profil caractéristique à fort gradient

pour  $\mu \in [0.1 \dots 5]$ . Pour  $\mu \in \{1, 3, 5\}$ , l'écart type maximum est réduit à  $0.76 \text{ m}$  (pour une moyenne de  $1 \text{ mm}$ ) en observant des régularisations de plus grandes périodes spatiales. Les écarts types de la figure 3.17(b) font apparaître un niveau de détail très important à travers les sillons du vignoble, information qui disparaît pour des facteurs de régularisation plus grands (figure 3.17(c)). Le choix moyen d'une régularisation comptant pour moitié dans le terme énergétique semble un bon compromis comme nous pouvons le voir dans la figure 3.17(d) où l'écart type global n'est qu'au maximum de  $0.09 \text{ m}$  et presque nul sur les zones de faible discontinuité.

Analysons maintenant l'apport de la régularisation de surface par rapport à la surface initialement calculée par la classification. Si la densité de points laser sol le permet, la résolution de la surface peut être affinée, d'un facteur 6 dans le cas des données Roujan. Si le terrain (rééchantillonné et lissé) semble être une solution convaincante avant le passage de l'algorithme de régularisation (figure 3.19 et 3.20), la méthode présentée fournit toujours une représentation réaliste de la surface, en particulier dans les endroits où le laser n'a pu pénétrer. L'effet de la régularisation en absence de point laser sol est particulièrement visible sur le profil 3.21 (proche de celui de la figure 3.16) où une surface dense acceptable vis-à-vis des données laser représentant le sol, et surtout meilleure que la surface initiale (courbe grise), a été générée.

### 3.5 Conclusion

Nous avons présenté en premier lieu dans ce chapitre un algorithme de classification en thèmes sol, sur-sol et bas sur-sol d'un nuage de points laser. Il est fondé sur la comparaison de l'altitude des points laser

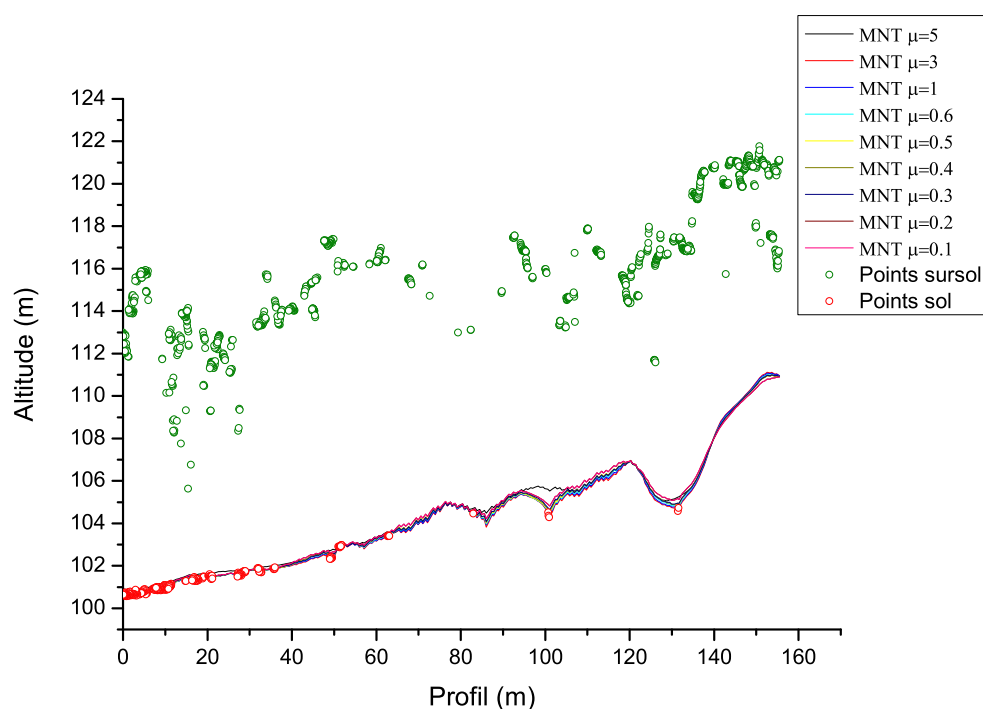


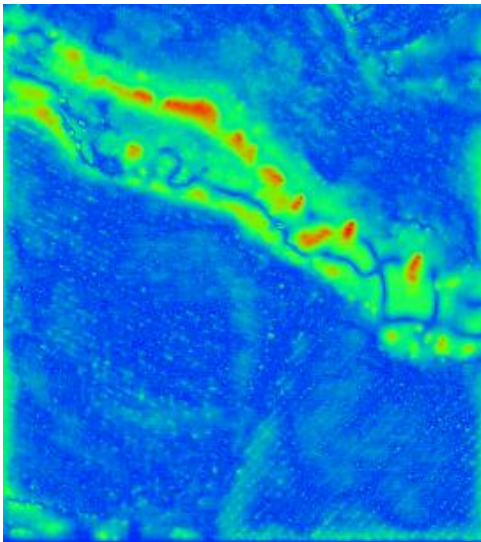
FIG. 3.16 – Variations de la forme du modèle de terrain en fonction du facteur de régularisation  $\mu$  sur un profil extrait le long d'une vallée

contenus dans un voisinage à la hauteur estimée du sol au centre de ce voisinage, qui est elle-même une moyenne de l'altitude des points sol contenus dans ce voisinage. Le parcours du nuage de points est effectué selon les pentes locales les plus faibles. Un mécanisme de propagation de la hauteur du terrain au cours de la classification permet de maîtriser les éventuelles divergences sur l'estimation du sol au niveau de structures bâties de superficie très supérieure à celle de l'élément structurant.

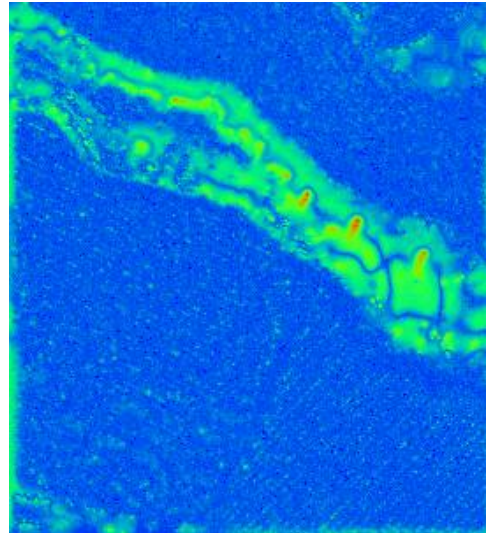
Les résultats que nous avons obtenus sur des paysages urbains de la ville d'Amiens, dont les conclusions semblent assez générales pour être étendues à tout milieu urbain dense, sont qualitativement en accord avec les images aériennes correspondantes, notamment la détection des cours intérieures ainsi que du mobilier urbain comme les automobiles ou les hauts réverbères. On reconnaît de plus au sein du nuage de points sol le réseau routier urbain, qui est une information de premier ordre dans la génération de masques de focalisation de sol, nous l'utiliserons d'ailleurs dans le dernier chapitre de cette thèse. L'implémentation actuelle n'englobe pas la séparation du bâti de la végétation dans la classe sur-sol. C'est un point que nous envisageons de développer pour compléter la description du milieu urbain.

Les enjeux d'une bonne classification sont multiples. Nous retiendrons sans doute le plus important, celui d'affecter un a priori thématique fort à des pixels (ou des portions de pixels) images dans le cadre d'une utilisation couplée. Une délimitation aussi fine des données altimétriques n'est pas envisageable en utilisant les MNE de corrélation, trop bruités au niveau des zones sensibles comme les façades. Le passage d'une connaissance thématique ponctuelle à la représentation surfacique reste problématique, comme nous allons le voir dans le chapitre suivant.

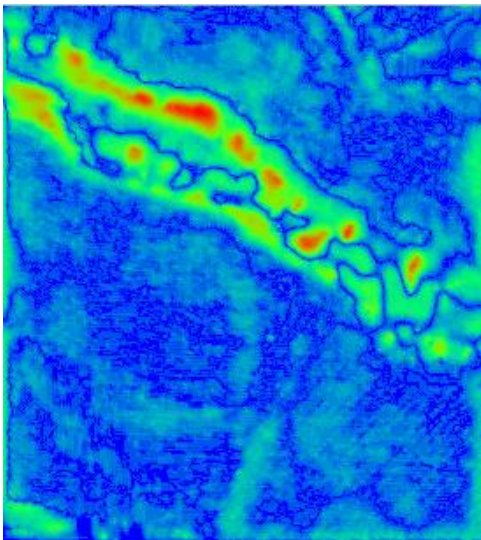
L'algorithme présenté semble particulièrement adapté à la classification de paysages ruraux où un pourcentage important de points laser appartenant au sol a pénétré le couvert végétal, fiabilisant d'autant plus



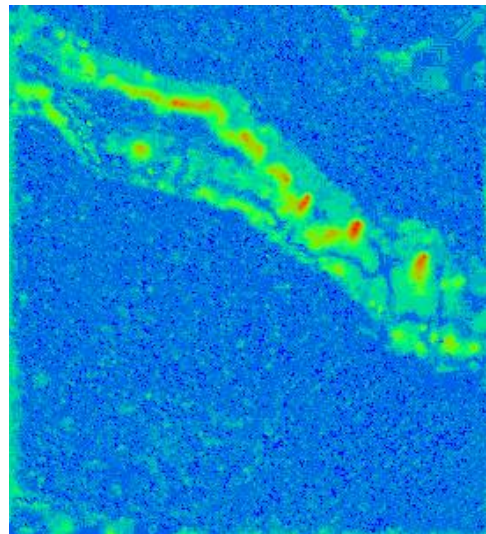
(a)  $\mu \in \{0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 1, 3, 5\}$   
avec  $\sigma \in [0; 2,33 \text{ m}]$   $\bar{\sigma} = 0.03 \pm 0,1 \text{ m}$



(b)  $\mu \in \{0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 1\}$  avec  $\sigma \in [0; 0,63 \text{ m}]$   $\bar{\sigma} = 0.003 \pm 0,01 \text{ m}$



(c)  $\mu \in \{1, 3, 5\}$  avec  $\sigma \in [0; 0,76 \text{ m}]$   $\bar{\sigma} = 0.01 \pm 0,04 \text{ m}$



(d)  $\mu \in \{0.3, 0.4, 0.5, 0.6\}$  avec  $\sigma \in [0; 0,09 \text{ m}]$   $\bar{\sigma} = 0.0008 \pm 0,02 \text{ m}$

FIG. 3.17 – Écart type des modèles de terrain régularisés pour différentes valeurs de  $\mu$

l'estimation du sol. La correction linéaire en  $\alpha$  permet de décrire les basses fréquences du terrain et ainsi de fournir une première représentation réaliste du terrain.

Afin d'exploiter la qualité première des données laser, à savoir la précision de la mesure et de la description du terrain par échantillonnages de points **réels**, nous avons présenté dans la seconde partie de ce chapitre une approche pour la reconstruction du terrain par régularisation markovienne, les points laser classés sol jouant le rôle d'attracteurs de la surface terrain. Les résultats obtenus sur les données

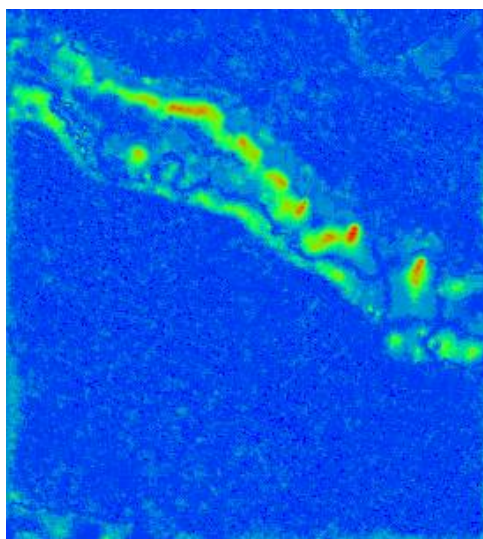


FIG. 3.18 – Écart type des surfaces terrain finales pour  $\alpha_2 \in \{2, 1, 0.5, 0\}$  avec  $\mu = 0.5$  et  $\alpha_1 = 1$ .  $\sigma \in [0; 0,1 m]$   $\bar{\sigma} = 0.002 \pm 0.005 m$

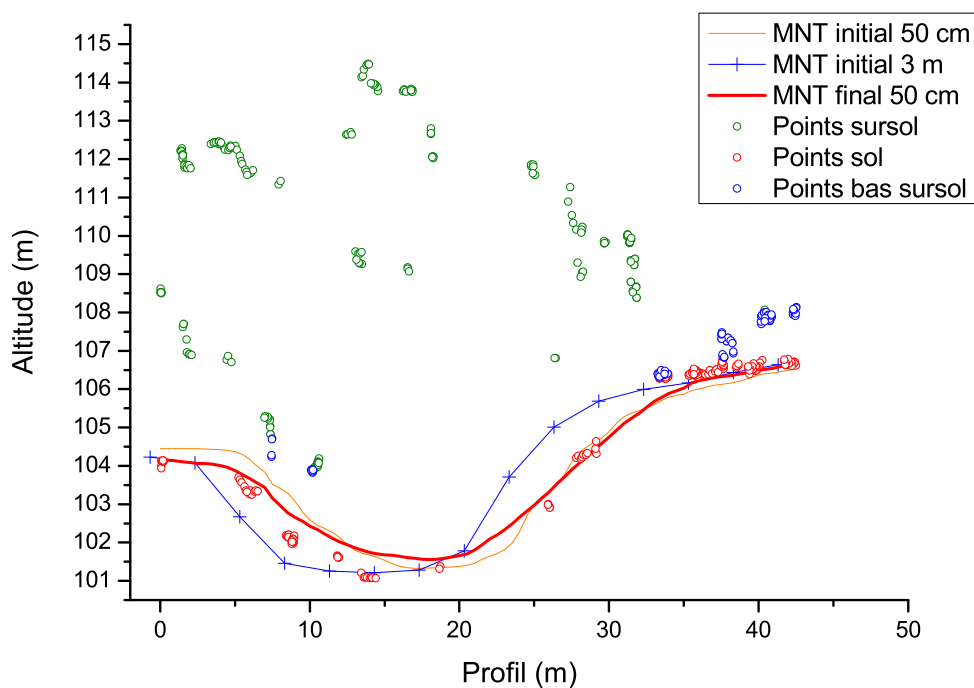


FIG. 3.19 – Profils de modèles de terrain à différentes résolutions orthogonalement à la vallée

Roujan font apparaître une surface finale beaucoup plus réaliste qu'une simple méthode de rééchantillonnage des points sol sur une grille régulière. Les expériences que nous avons menées montrent que le facteur de régularisation, tout en restant un paramètre critique, doit être choisi de manière à restreindre les oscillations de la surface dans la limite du bruit de mesure sur le point laser, la surface ne passant

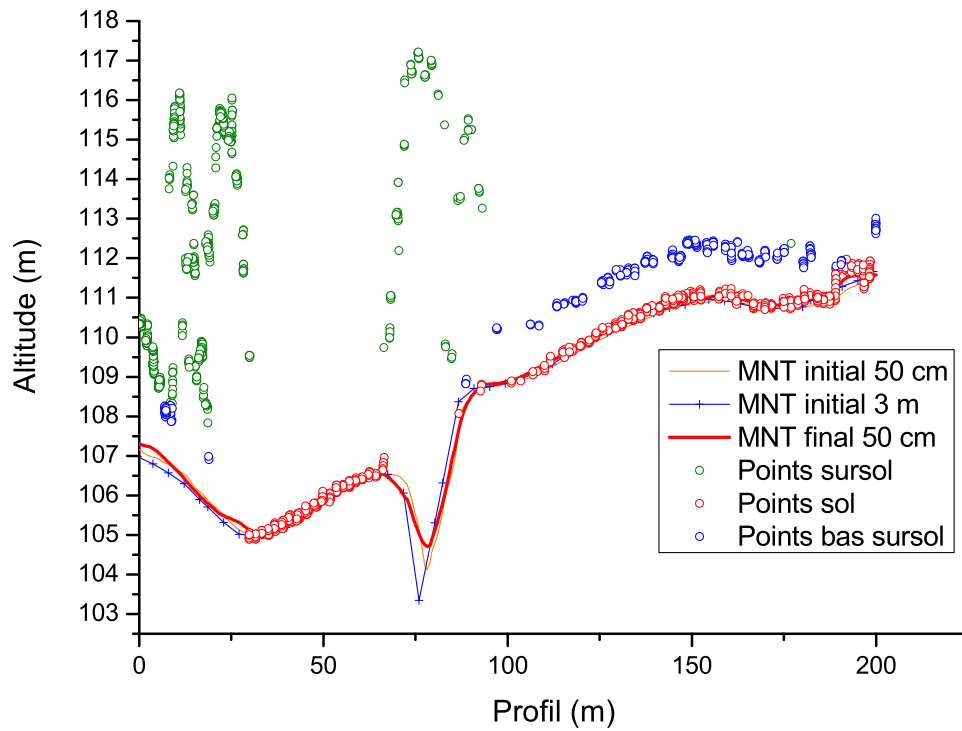


FIG. 3.20 – Profils de modèles de terrain à différentes résolutions le long de la grande diagonale de l'image 3.13(b)

pas directement par les attracteurs. Finalement, il semble que la régularisation de la surface terrain soit particulièrement significative au niveau des zones de ruptures de pente, les zones de faible relief étant déjà estimées correctement après la classification.

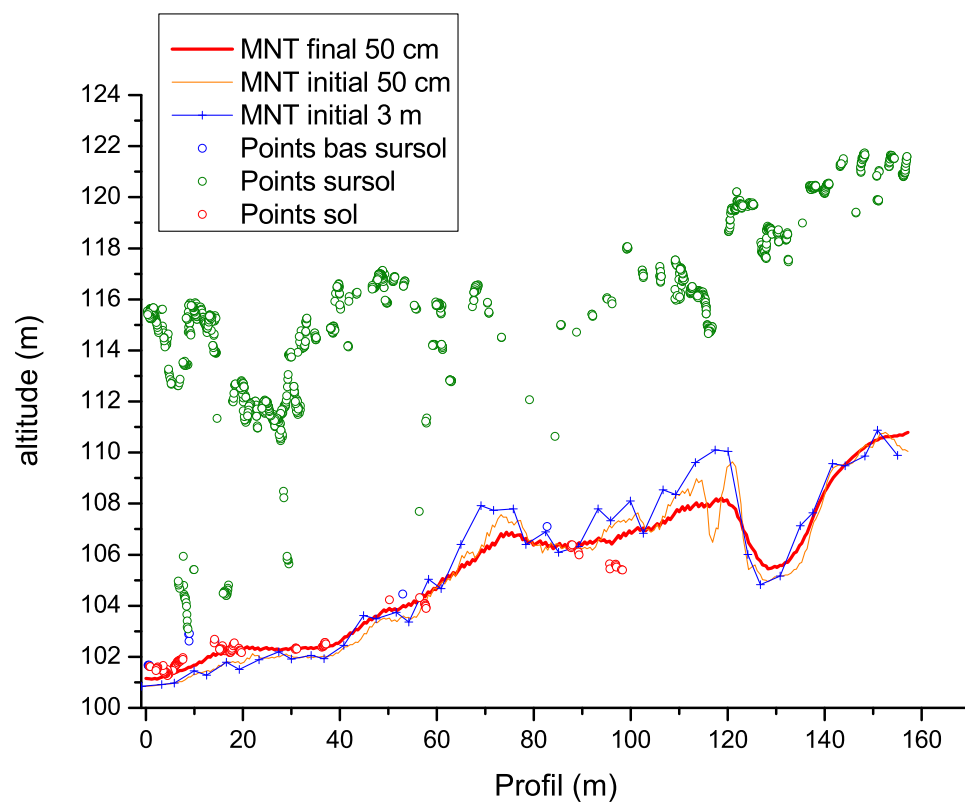


FIG. 3.21 – Profils de modèles de terrain à différentes résolutions le long de la vallée



## Chapitre 4

# Détection de primitives planes

### 4.1 Introduction

Nous nous situons maintenant dans un contexte purement urbain où sont décrits, dans deux classes différentes, le sol et le (haut) sur-sol, cette dernière classe étant composée de points laser appartenant d'une part à la végétation urbaine (principalement d'arbres isolés) et aux objets topographiques construits (principalement les bâtiments). Le problème de la focalisation de la zone de travail au niveau d'un unique bâtiment n'a pas été investigué en détail, nous considérerons donc que les données initiales des méthodologies développées dans ce chapitre sont constituées de points appartenant à un ensemble connexe de bâtiments, représentation qui n'est pas reliée à une description de la scène par parcelle cadastrale. Comme nous l'avons mentionné dans l'introduction générale, une des méthodes mise en œuvre pour la reconstruction du bâti consiste à se baser sur un ensemble de primitives 3D, segments ou plans, pour en modéliser une structure polyédrique. L'échelle à laquelle est modélisé le bâtiment dépend d'une part de la complexité du modèle lui-même, mais aussi de la nature des données altimétriques utilisées pour l'extraction des primitives. Les données laser sont un ensemble de mesures altimétriques non ordonnées spatialement, de nombreux reliefs seront donc omis, ou du moins décrits de manière incomplète, nous plaçant *de facto* au niveau d'une représentation généralisée du bâtiment. Nous cherchons donc dans ce chapitre à décrire le bâtiment sous la forme de facettes généralisées.

Plusieurs approches peuvent être envisagées pour détecter des plans au sein d'un nuage de points altimétrique. Nous présentons d'ailleurs dans le paragraphe 4.2 différentes méthodes couramment utilisées. Le but de ce chapitre est d'exploiter la régularité de la mesure laser *seule* sur des facettes planes de bâtiment pour extraire l'hypothèse de facette la plus pertinente qui soit. Nous proposons à ce titre de décrire un algorithme de détection et d'estimation robuste de facettes de toit adapté au contexte aérien. Le cadre méthodologique général s'inscrit dans la lignée de l'estimateur robuste RANSAC (*RANdom SAmple Consensus*). Afin de paramétrer de manière automatique l'estimateur RANSAC, nous nous basons sur l'hypothèse que les points voisins partageant la même orientation (direction de la normale locale) ont une probabilité plus importante que les autres d'appartenir à la facette.

Après avoir rappelé les méthodologies couramment employées pour détecter des plans à l'aide d'informations de distance, nous présenterons l'approche que nous avons développée pour extraire des hypothèses de plan au sein d'un nuage de points laser. Une série de résultats sera finalement commentée.

### 4.2 État de l'art

Les techniques d'extraction de plans 3D exposées dans ce paragraphe sont basées uniquement sur la connaissance de l'information altimétrique. Des méthodes de détection de plans 3D directement à partir



d'images aériennes, comme les approches par plans pivotants ne seront pas explorées en détail. Elles consistent à faire pivoter un plan autour d'un segment 3D préalablement détecté dans des images. Le meilleur plan correspond à celui dont le coût de corrélation multi-image est maximum (BZ00) (CPDJS02).

#### 4.2.1 Transformée de Hough 3D

L'approche par transformée de Hough (Hou62) est une exploration exhaustive de l'espace des paramètres du modèle recherché. Traditionnellement utilisée pour la détection de lignes droites dans une image, cette technique est rapidement étendue à l'estimation de modèles plus complexes (*e.g.* ellipses), dans des espaces de dimension quelconque. Il s'agit d'étudier l'espace d'accumulation des votes pour les paramètres testés. Les pics de l'accumulateur représentent les formes possibles du modèle.

La détection de plans 3D s'effectue en exprimant l'équation d'un plan en coordonnées cylindriques par :

$$\rho = \cos\theta \cos\phi x + \sin\theta \cos\phi y + \sin\phi z \text{ avec } \theta \in [0, \pi[, \phi \in [0, \pi[, \rho \in ]-\infty, \infty[ \quad (4.1)$$

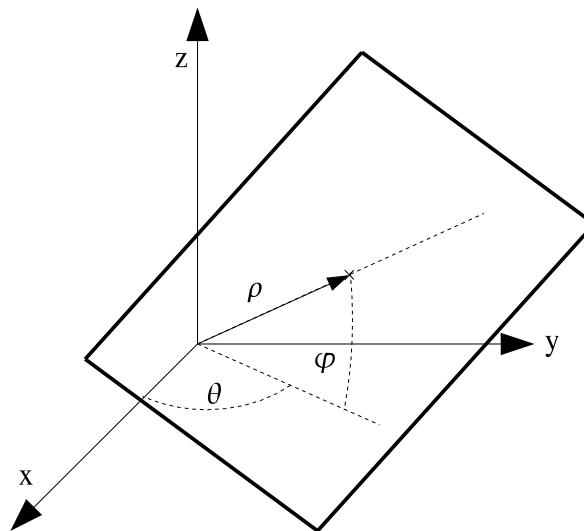


FIG. 4.1 – Paramétrisation d'un plan en coordonnées cylindriques

La limitation de l'envergure des angles  $\theta$  et  $\phi$  ainsi que la connaissance de l'emprise planimétrique des plans que l'on cherche à détecter sont deux facteurs courants de réduction de l'espace de recherche. Une telle réduction ne suffit malheureusement pas à assurer un ensemble de solutions (les maxima locaux de l'accumulateur) facilement exploitables pour un bâtiment de forme complexe. C'est d'autant plus vrai lorsque les données altimétriques utilisées sont bruitées ou lorsque les ruptures de pentes ne sont pas clairement définies (Jib02).

L'approche par transformée de Hough 3D a été appliquée au cas des données laser aéroporté rééchantillonnées sur une grille régulière (VD01), dont le partitionnement en zones cadastrales est connu. La détection des maxima locaux de l'espace des paramètres, malgré la régularité des points laser, fait l'objet d'une analyse par détection de groupements de points (*clusters*) (OBKI04).

#### 4.2.2 Groupement d'attributs

Les approches par regroupement d'attributs consistent à regrouper au sein d'un même ensemble des points partageant des propriétés communes. On distingue d'abord les approches par croissance de régions

sur l'orientation des normales locales. Dans le cas de la détection de plans, il s'agit, à partir d'une graine, de faire croître la région afin d'englober successivement les points voisins qui ont des normales similaires à celle de la graine. Les graines sont choisies par exemple après une détection Hough (VD01) ou bien de manière séquentielle sur une triangulation de Delaunay du nuage de points (MV99). Dans le cas d'une représentation image de l'altimétrie, *Haala et Brenner* (HB97) préfèrent regrouper des ensembles de segments dans la limite des parcelles cadastrales. Une approche similaire tient compte de la géométrie d'acquisition pour regrouper les lignes de scan en régions planes (JB94).

Une autre catégorie de solutions explore l'espace des paramètres des attributs affectés aux points. Les normales d'une scène 3D peuvent être représentées sur une sphère de Gauss. La sphère de Gauss est la projection de l'orientation des normales sur une sphère de rayon 1. Isoler les structures planes d'un bâtiment revient à regrouper les concentrations de points sur la sphère de Gauss (HMS03). Cette représentation ne permet cependant pas de séparer deux plans parallèles. *Pottman* (PLWP02) définit une distance  $d(A, B)$  entre deux plans  $A$  et  $B$  (entre deux points sur la sphère de Gauss) permettant de regrouper au sein d'un même ensemble les points appartenant effectivement au même plan. Pour un point de coordonnées planimétriques  $(x_j, y_j)$  dont l'orientation serait associée aux plans  $A = (a_0, b_0, c_0)$  et  $B = (a_1, b_1, c_1)$ , il définit la distance

$$d(A, B)^2 = \sum_j ((a_0 - b_0) + (a_1 - b_1)x_j + (a_2 - b_2)y_j)^2 \quad (4.2)$$

### 4.2.3 RANSAC

L'algorithme RANSAC, introduit par *Fisher et Bolles* (FB81), est une méthode "robuste" d'estimation de modèles. Pour un modèle à  $n$  paramètres, cette méthode consiste à effectuer  $N$  tirages aléatoires de  $n$ -uplets dans l'ensemble des mesures associées. Les points de mesures situés à une distance critique  $d_{cr}$  du modèle estimé à partir de chaque  $n$ -uplet de mesures sont les supports  $\mathcal{S}$  du modèle. On considère qu'une estimation robuste du modèle est atteinte pour le modèle maximisant le nombre de supports. Sa formulation dans le cadre de l'estimation de plans est la suivante (algorithme 4) : À partir d'un ensemble  $\mathcal{N}$  de points 3D, on sélectionne aléatoirement  $N$  plans (triplet  $(\tau_1, \tau_2, \tau_3)$ ). Les points de  $\mathcal{N}$  situés à une distance inférieure à la distance caractéristique  $d_{cr}$  constituent l'ensemble  $\mathcal{S}$  des supports du plan. Le plan final  $\mathcal{P}_{final}$  est le résultat de l'estimation par moindres carrés (ou autre) d'un plan sur l'ensemble  $\mathcal{S}_{final}$  de cardinal maximum sur l'ensemble des supports  $\mathcal{S}$ . L'ensemble de points  $\mathcal{S}_{final}$  est ensuite extrait de l'ensemble initial  $\mathcal{N}$  et l'algorithme est itéré jusqu'à l'épuisement de  $\mathcal{N}$ .

L'algorithme RANSAC fournirait théoriquement un plan robuste optimal après l'extraction exhaustive de tous les triplets de points de l'ensemble  $\mathcal{N}$ . Une telle définition du nombre de tirages est inenvisageable dans des conditions opérationnelles de calcul. Généralement, un nombre si élevé de tirages n'est pas nécessaire (HZ00). En d'autres termes, pour une probabilité  $p$  de tirer un plan correct  $\mathcal{P}$ , nous voudrions maximiser la probabilité  $w$  ( $w^3$  pour 3 points) que tous les points sélectionnés appartiennent effectivement au plan final. On peut dès lors relier  $p$ ,  $w$  et  $N$  par l'équation suivante :

$$(1 - p) = (1 - w^3)^N \Leftrightarrow N = \frac{\log(1 - p)}{\log(1 - w^3)} \quad (4.3)$$

Le nombre d'itérations  $N$  peut dès lors être calculé directement à partir de la connaissance de  $p$  et  $w$ . La probabilité  $p$  est généralement gardée constante à 0.99. La probabilité  $w$  doit être estimée en fonction des données. C'est un *a priori* difficile à paramétrer, mais dont dépend l'ensemble des points sur lesquels sera estimé le modèle. L'approche que nous présentons propose d'exprimer  $w$  en fonction de règles statistiques calculées explicitement.

**Algorithme 4:** Estimation de plans robustes par RANSAC**Données :**  $\mathcal{N}$ **Paramètres :**  $N, d_{cr}$ **Début**    **Répéter**        **Tant Que**  $n \leq N$  **Faire**            Tirage aléatoire de 3 points  $(\tau_1, \tau_2, \tau_3) \in \mathbb{R}^3 \times \mathbb{R}^3 \times \mathbb{R}^3$              $S_k = \{l \in \mathcal{N} / \|l - \mathcal{P}(l)\| \leq d_{cr}\}$  avec  $k = \text{card}(S)$              $\mathcal{S} \leftarrow S_k$             incr( $n$ )         $S_{final} = \arg \max_{S_k \in \mathcal{N}} \mathcal{S}$          $\mathcal{P}_{final} = \arg \min_{\mathcal{P}'} \sum_{l \in S_{final}} \|l - \mathcal{P}'(l)\|^2$          $\mathcal{N} = \mathcal{N} \setminus S_{final}$     **Jusqu'à**  $\text{card}(\mathcal{N}) < 3$ **Fin**

### 4.3 Contribution pour l'extraction de primitives 3D

L'algorithme que nous proposons est basé sur la méthodologie RANSAC. En partant du principe que les points appartenant à la même facette de toit, partagent la même orientation, nous focalisons la recherche des triplets candidats à l'instanciation du plan robuste sur des zones de normale commune. La première étape de l'algorithme est donc dédiée au partitionnement du nuage de points en ensembles de direction commune. Le fait de choisir au sein de l'ensemble de points général un sous-ensemble possédant des caractéristiques liées au modèle que nous voulons estimer contraint fortement la probabilité  $w$ . Tirer aléatoirement un triplet de points à l'intérieur d'une région contenant des points de direction de normales proche, réduira considérablement le nombre de tirages  $N$ .

#### 4.3.1 Clusterisation de points

L'étude des propriétés locales (MV97) d'une surface, et particulièrement l'orientation de la surface supportant les points laser 3D, consiste à approcher localement son plan tangent. On définit le plan tangent à un point laser comme le plan "moyen" estimé à partir des points laser contenus dans un voisinage de ce point, ici de forme circulaire et de rayon variable en fonction de la densité des données. Le balayage exhaustif des points laser ainsi que l'estimation d'un plan robuste (norme  $L_{1,2}$  pour un M-estimateurs) dote chaque point laser d'une orientation. Des surfaces d'ordre supérieur peuvent également être estimées (SZ90) pour décrire des objets plus complexes.

On considérera dans ce chapitre non pas les orientations de chaque point laser, mais une image des vecteurs normaux échantillonnés régulièrement à une résolution fixe. L'utilisation de cette géométrie image nous permet de décrire l'espace des normales par une superposition de masques binaires, chacun d'entre eux définissant une zone dont les orientations sont similaires. Ces zones de focalisation ne sont pas une délimitation fine des facettes, le mode d'élaboration étant délibérément de surestimer l'emprise de ces zones. Rappelons-nous qu'il s'agit de réduire l'extension géographique de l'espace de recherche des triplets de points possiblement générateurs du plan robuste RANSAC.

Nous nous sommes donc orientés vers une méthode de regroupement de géométrie par discrétisation de la sphère de Gauss. On définit la densité des orientations de la scène par une image de gaussienne

étendue (*Extended Gaussian Image* ou **EGI**) (Hor84) qui est en fait un histogramme 3D des orientations (figures 4.3(a) et 4.5(a)). On approche classiquement la sphère continue par un dome géodésique, qui est ici un mosaïquage basé sur une décomposition de la sphère en icosaèdres<sup>1</sup> de fréquence  $f \in \mathbb{N}$ , soit, en d'autres termes, un polyèdre régulier à  $20 \times f^2$  faces. La fréquence  $f$  de décomposition est liée à la résolution désirée de l'EGI. C'est un paramètre de l'algorithme. Comme nous venons de le mentionner, une fréquence peu élevée ( $f = 2$ ) satisfera à nos applications. L'algorithme 5 reprend la création d'une EGI où  $\mathcal{N}^O$  est l'ensemble des vecteurs normaux de la scène,  $\Phi$  correspond à une face de l'EGI (considérée aussi comme l'ensemble des vecteurs inclus dans la face  $\Phi$ ) et  $[\Phi] \in \mathbb{R}^3$  est la normale de  $\Phi$  passant pas l'origine de la sphère (donc par le centroïde du triangle). On notera de plus  $\mathbf{EGI}[\Phi]$  le nombre d'occurrences de vecteurs normaux dans la face  $\Phi$ .

---

**Algorithme 5:** Création d'une EGI
 

---

**Données :**  $\mathcal{N}^O$

**Sortie :** EGI

**Début**

**Pour Tous les**  $\vec{n} \in \mathcal{N}^O$  **Faire**

$\hat{\Phi} = \mathit{Argmin}_{\Phi \in \mathbf{EGI}} \|\vec{n} - \mathit{centroïde}(\Phi)\|^2$   
        incr( $\mathbf{EGI}[\hat{\Phi}]$ )

**Fin**

---

La sphère de Gauss ne permettant pas de séparer directement deux facettes de toit parallèles, il nous faut procéder à une hiérarchisation des différents groupes, dorénavant appelés masques binaires de focalisation. À chaque face  $\Phi$  de l'EGI correspond possiblement un masque binaire contenant plusieurs régions non connexes. On extrait chacune de ces régions avant d'appliquer un algorithme de labélisation (CP95). La hiérarchisation finale est effectuée sur la superficie pixelaire des masques unitaires ainsi constitués. Un seuil minimum est finalement introduit sur le nombre de pixels constituant les masques afin d'éviter à l'algorithme la recherche de plans sur des régions non significatives. Ces masques ont bien entendu la même résolution que celle de l'image des normales. La recherche des plans robustes se fait donc de manière séquentielle, en détectant en premier lieu les plans les plus étendus. Dans la suite de l'exposé, on notera  $\mathcal{C}$  l'ensemble des masques de focalisation sur la scène 3D. On notera par souci de simplicité  $\mathcal{C}[\Phi]$  un élément de  $\mathcal{C}$  de direction  $[\Phi]$  en sachant que plusieurs masques sont associés à une face  $\Phi$  de l'EGI.

### 4.3.2 Extraction focalisée de plans par RANSAC

Les frontières des régions de focalisation étant volontairement sur-estimées pour le tirage explicite des triplets de points laser, il n'est pas impossible que deux régions adjacentes produisent *in fine* deux plans ayant un pourcentage de recouvrement non négligeable. Dans de tels cas, si l'orientation de ces plans est proche (nous avons fixé ce seuil à  $6^\circ$ ), la facette détectée finalement sera l'union des deux détéctions. Les bords de facettes tels que nous les représentons sur les résultats proviennent du calcul de l'enveloppe convexe des points laser dans le plan de la facette. Un tel test n'assure plus la convexité des facettes de toit finales.

Si le tirage des triplets de points reste aléatoire, nous n'acceptons un triplet candidat que si la distance mutuelle inter point est supérieure à un seuil  $d_{min}$  afin que l'assise du plan soit suffisamment significative pour décrire une facette.

---

<sup>1</sup>Un icosaèdre est un solide régulier à douze sommets et vingt faces, lesquelles sont des triangles équilatéraux égaux

### Distance critique

On choisit une distance caractéristique de l'ordre du niveau de bruit sur l'ensemble des supports final  $S_{final}$ . Elle est donc définie pour chaque ensemble de points laser inclus dans un masque de focalisation  $C[\Phi]$ , comme proportionnelle à l'écart type du plan estimé par moindres carrés sur ces points. Elle s'exprime donc, si  $\{P'\}$  est l'ensemble des projections orthogonales de l'ensemble des points  $\{P\} \in C[\Phi]$  sur le plan estimé, par :

$$d_{cr} = 2 \sqrt{\sum_{P \in C} \|P - P'\|^2} \quad (4.4)$$

### Nombre de tirages

Au sein d'un masque de focalisation  $C[\Phi]$  de direction générale  $[\Phi]$ , les normales  $\vec{n} \in \Phi$ , considérées comme une variable aléatoire, suivent une densité de probabilité  $p_{C\Phi}(\vec{n})$  (figure 4.2(a)). On définit  $w_{C\Phi}$  comme la probabilité qu'un point tiré au hasard dans un ensemble de points 3D laser du masque  $C[\Phi]$  soit effectivement un point support du plan final. En choisissant un point dont l'orientation est proche de l'espérance mathématique  $\mathbf{E}[\vec{n}]$  de la distribution des vecteurs normaux, on réduit considérablement la probabilité de tirer un point n'appartenant pas au plan final.  $w_{C\Phi}$  est donc la somme de la densité  $p_{C\Phi}(\vec{n})$  autour de  $\mathbf{E}[\vec{n}]$ . On a, en notant  $\vec{\sigma}$  l'écart type de la distribution :

$$w_{C\Phi} = \int_{\mathbf{E}[\vec{n}] - \vec{\sigma}}^{\mathbf{E}[\vec{n}] + \vec{\sigma}} p_{C\Phi}(\vec{n}) d\vec{n} \quad (4.5)$$

En supposant que les trois variables aléatoires  $n^x, n^y$  et  $n^z$  sont indépendantes, on peut écrire :

$$w_{C\Phi} = \int_{\mathbf{E}[n^x] - \sigma_{n^x}}^{\mathbf{E}[n^x] + \sigma_{n^x}} p_{C\Phi}^{n^x}(n^x) dn^x \cdot \int_{\mathbf{E}[n^y] - \sigma_{n^y}}^{\mathbf{E}[n^y] + \sigma_{n^y}} p_{C\Phi}^{n^y}(n^y) dn^y \cdot \int_{\mathbf{E}[n^z] - \sigma_{n^z}}^{\mathbf{E}[n^z] + \sigma_{n^z}} p_{C\Phi}^{n^z}(n^z) dn^z. \quad (4.6)$$

Chacune de ces trois probabilités s'exprime en fonction des trois fonctions de répartition empirique  $FR_{p_{C\Phi}^x}, FR_{p_{C\Phi}^y}$  et  $FR_{p_{C\Phi}^z}$  des distributions  $p_{C\Phi}^x, p_{C\Phi}^y$  et  $p_{C\Phi}^z$  définies pour une variable  $t = \{t_1, t_2 \dots t_i \dots t_n\}$  et un nombre de classes  $K_t$  par

$$FR(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } t < \mathbf{inf} t_i \\ \frac{u_i}{K_t} & \text{if } t_i < t \leq t_{i+1} \\ 1 & \text{if } t > \mathbf{sup} t_i \end{cases} \quad (4.7)$$

qui donne en fonction de  $t$  les proportions  $u_i$  des valeurs  $t_i < t$ . Par définition, on a alors pour chacune des composantes de  $\vec{n}$

$$\int_{\mathbf{E}[n^x] - \sigma_{n^x}}^{\mathbf{E}[n^x] + \sigma_{n^x}} p_{C\Phi}^{n^x}(n^x) dn^x = FR_{p_{C\Phi}^x}(E[n^x] - \sigma_{n^x}) - FR_{p_{C\Phi}^x}(E[n^x] + \sigma_{n^x}) \quad (4.8)$$

Le couple  $(E[n^x], \sigma_x^2)$  est à son tour calculé explicitement à partir de la densité de probabilité  $p_{C\Phi}^x$ . On rappelle que

$$E[n^x] = \int n^x p_{C\Phi}^x(n^x) dn^x \quad \sigma_{n^x}^2 = \int (n^x + E[n^x])^2 p_{C\Phi}^x(n^x) dn^x \quad (4.9)$$

L'algorithme 6 récapitule l'approche que nous venons de décrire. On définit  $n_{C[\Phi]}^{laser}$  le nombre de points laser inclus dans le masque  $C[\Phi]$  et  $n_{min}^{laser}$  le nombre minimal de points que l'on impose pour une description de facette. L'ensemble  $\mathcal{F}$  contient une facette détectée et  $\mathcal{E}_{facettes}$  l'ensemble des facettes détectées du bâtiment.

**Algorithme 6:** Recherche focalisée de plans par RANSAC**Données :**  $\mathcal{N}, \mathcal{C}$ **Sortie :**  $\mathcal{E}_{facettes}$ **Début****Pour Tous les**  $C_{[\Phi]} \in \mathcal{C}$  **Faire****Si**  $n_{C_{[\Phi]}}^{laser} \geq n_{min}^{laser}$  **Alors**

- Estimation de la distance caractéristique  $d_{cr}$
- Estimation du nombre d'itérations  $N$

 $n_{it} = 0$ **Tant Que**  $n_{it} \leq N$  **Faire**

- Tirage aléatoire de trois points  $(\tau_1, \tau_2, \tau_3) \in \mathbb{R}^3 \times \mathbb{R}^3 \times \mathbb{R}^3$

**Si**  $\|\tau_1 - \tau_2\|^2 \geq d_{min}$  **ET**  $\|\tau_1 - \tau_3\|^2 \geq d_{min}$  **ET**  $\|\tau_2 - \tau_3\|^2 \geq d_{min}$  **Alors** $\mathcal{P} \leftarrow (\tau_1, \tau_2, \tau_3)$  $\text{incr}(n_{it})$ **Pour Tous les**  $\mathcal{P} \in \mathcal{P}$  **Faire** $S_k = \{l \in \mathcal{N} \cap C_{[\Phi]} / \|l - \mathcal{P}(l)\| \leq d_{cr}\}$   $k = \text{card}(S)$  $\mathcal{S} \leftarrow S_k$  $S_{C_{[\Phi]}} = \arg \max_{k \in \mathbb{N}} \mathcal{S}(S_k)$  $\mathcal{P}_{C_{[\Phi]}} = \arg \min_{\mathcal{P}'} \sum_{l \in S_{C_{[\Phi]}}} \|l - \mathcal{P}'(l)\|^{1.2}$  $\mathcal{F}_{C_{[\Phi]}} = \text{Enveloppe\_Convexe}(S_{C_{[\Phi]}})$ 

- Test de recouvrement de facette

 $\mathcal{E}_{facettes} \leftarrow \mathcal{F}_{C_{[\Phi]}}$  $\mathcal{N} = \mathcal{N} \setminus S_{C_{[\Phi]}}$ **Fin**

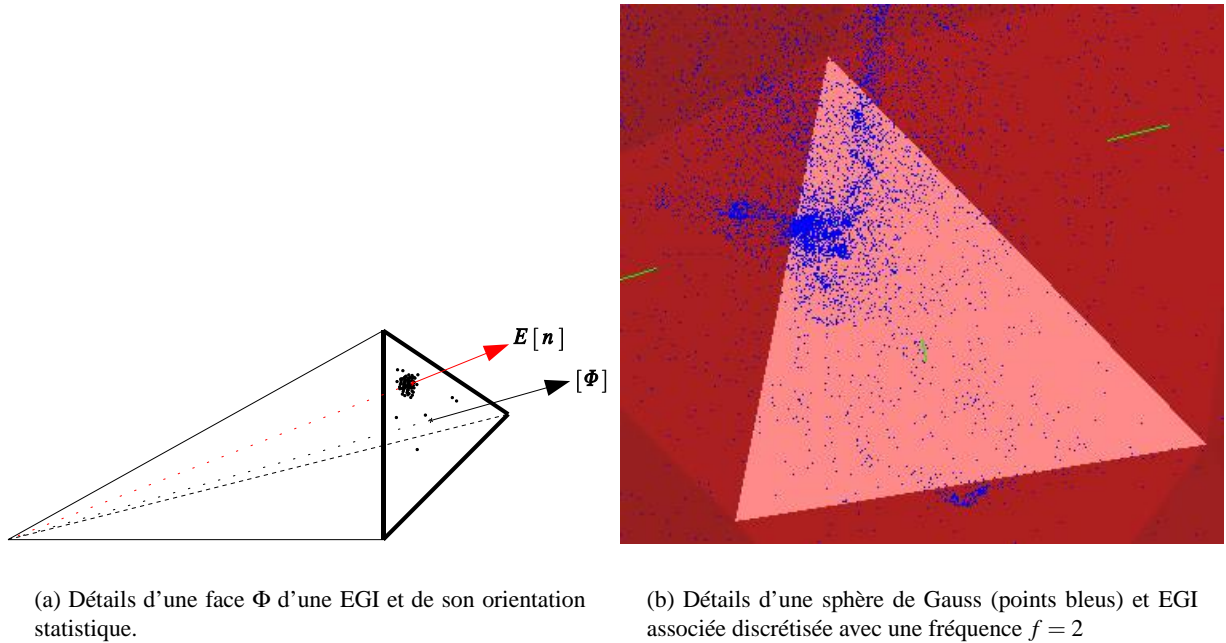


FIG. 4.2 – Construction d'une EGI

#### 4.4 Résultats

Nous présentons dans cette partie quelques résultats concernant la détection de facettes sur des bâtiments plus ou moins complexes de la ville d'Amiens. Ne sont considérés dans cette application que les masques de focalisation d'une superficie supérieure à 25 pixels, la résolution des images de normales étant de 0.3 m.

La méthodologie développée est un filtrage explicite au niveau de la facette de toit des hyper-structures en place qui ne doivent pas intervenir dans l'estimation du plan, comme ce serait le cas lors d'une estimation, même robuste, par moindres carrés. Ainsi, si les points de mesure altimétrique sont de bonne qualité, ce qui est le cas des données laser, la qualité de l'orientation des facettes d'extension spatiale suffisante ne peut être que de l'ordre de celle des points dont nous avons d'ailleurs une estimation explicite en étudiant la moyenne des distances caractéristiques  $\overline{d_{cr}}$  définie comme le double des résidus moyens (estimation par moindres carrés) par point. Ici, la précision altimétrique relative est donc inférieure à 5 cm en ne considérant que les points supports finaux. Cette extension spatiale suffisante est déterminée par la taille minimale du masque de focalisation, ainsi que par le nombre minimum de points laser inclus dans la zone délimitée par le masque. Ces deux constantes sont déterminées de manière empirique en fonction de la densité moyenne de points laser, et indirectement, en fonction de la résolution des masques de focalisation. Les figures 4.3(b), 4.5(b), 4.6(a) et 4.9(a) représentent l'ensemble des masques de focalisation pour les bâtiments présentés codés en niveaux de gris. Les plus grands sont en noir, les régions les petites en gris clair. Les facettes de toit homogènes définissent des zones connexes, dont certaines de forme fortement irrégulière due à la présence d'hyper-structures (cheminée et chiens assis principalement). Si l'image des normales est bien paramétrée (voisinage et résolution) et que la structure du toit est régulière dans une bande suffisante au niveau de la ligne faîtière, on voit s'opérer une généralisation de la facette sans les hyper-structures. C'est par exemple le cas de la figure 4.9(a) où plusieurs facettes sont reconstruites malgré une image de normale très découpée. Par contre, si une même facette est recouverte par différents masques de focalisation (le toit n'est pas assez lisse), on voit apparaître de nombreuses

"petites" régions de focalisation. Si le nombre de points laser est suffisant, la facette apparaît sous forme morcelée comme on le voit sur les représentations 3D des figures 4.5, 4.9 et 4.6 où l'orientation des morceaux peut être très proche. C'est pourquoi il est conseillé de ne pas utiliser une fréquence trop élevée pour la discrétisation de la sphère de Gauss, les masques créés étant de taille trop faible pour espérer une quelconque généralisation.

L'algorithme présenté ici est implémenté pour fonctionner de manière itérative de manière à ce que certains paramètres évoluent au cours des itérations, notamment le nombre minimum de points laser par zones de focalisation et le nombre de pixels constituant ces régions de focalisation. L'utilisation de cette formulation itérative n'améliore pas la densité de bonnes détections de plans, mais au contraire produit des fausses détections, les surfaces estimées n'étant alors plus représentatives d'un plan réel.

La description d'une scène par un nuage de points 3D est une description bas niveau, incomplète la plupart du temps, et finalement peu pratique. Les scènes urbaines se représentent plus généralement sous la forme d'un MNS ou encore de données vecteurs polyédriques. Nous connaissons les artefacts provoqués par les processus de corrélation d'images sur les zones urbaines. La représentation raster de la surface est un format particulièrement pratique et recherché. Or, il est difficile d'intégrer *ex abrupto* des points 3D (par définition ponctuels) à une représentation raster où un point est une surface de superficie la résolution au carré. La reconnaissance de formes surfaciques (ici des plans, mais on pourrait imaginer toute autre forme) au sein du nuage de points permet de densifier la structure support des points 3D. De telles "facettes" denses et continues peuvent alors être intégrées dans une représentation raster des surfaces, le MNS. Nous présentons un comparatif entre un MNS de corrélation brute et le même MNS régularisé par les facettes planes. D'abord sur les profils de la figure 4.8 où on se rend nettement compte de l'apport des facettes planes dans la description raster des toits. Puis sur les MNS ombrés où la régularité des toits est particulièrement visible par rapport à la surface initiale beaucoup plus bruitée. Les résultats des figures 4.4, 4.7 et 4.11 proviennent d'une intégration par simple reprojexion des points MNS sur les facettes planes détectées. Des méthodologies plus avancées basées sur la recherche de coupe optimale dans un graphe 3D (CPDS05) pourraient également être envisagées .

## 4.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre un algorithme de détection de plans en zone urbaine au sein d'un nuage de points laser. Il est fondé sur la méthodologie RANSAC qui consiste à sélectionner les meilleurs points supports de la facette. Le partitionnement de la scène en utilisant l'orientation des normales focalise la recherche de ces meilleurs supports sur les zones partageant la même orientation. L'originalité de notre approche réside dans l'estimation statistique des paramètres RANSAC, notamment celui lié à la détermination du nombre optimal de tirages aléatoires pour sélectionner les meilleurs supports du plan. Les facettes détectées sont estimées à partir des points appartenant physiquement au toit (propriété du laser), ce qui détermine la qualité relative de l'orientation des facettes par rapport à celle des points laser eux-mêmes. Une validation de ces orientations serait néanmoins nécessaire, c'est une question à laquelle nous allons sans doute réfléchir à la suite de cette étude.

Le niveau de description des bâtiments par facettes dépend de leur complexité ainsi que (et surtout) de la densité des points de mesure. Il est en effet vain de vouloir détecter des facettes décrites par quelques points laser isolés ou bien seulement alignés. Indépendamment de la méthode utilisée pour la génération de primitives planes, la structure spatiale irrégulière limite la détection des facettes menant inévitablement à une sous-détection sur l'ensemble de la scène. Si les approches paramétriques de reconstruction de bâtiments fonctionnent à partir de l'information ponctuelle, les méthodes de modélisation polyédriques basées sur la recherche de surface optimale ont un taux de réussite (de conformité avec la réalité) élevé si le toit du bâtiment est sur-représenté par les hypothèses de facettes, voire par les segments. C'est pour-



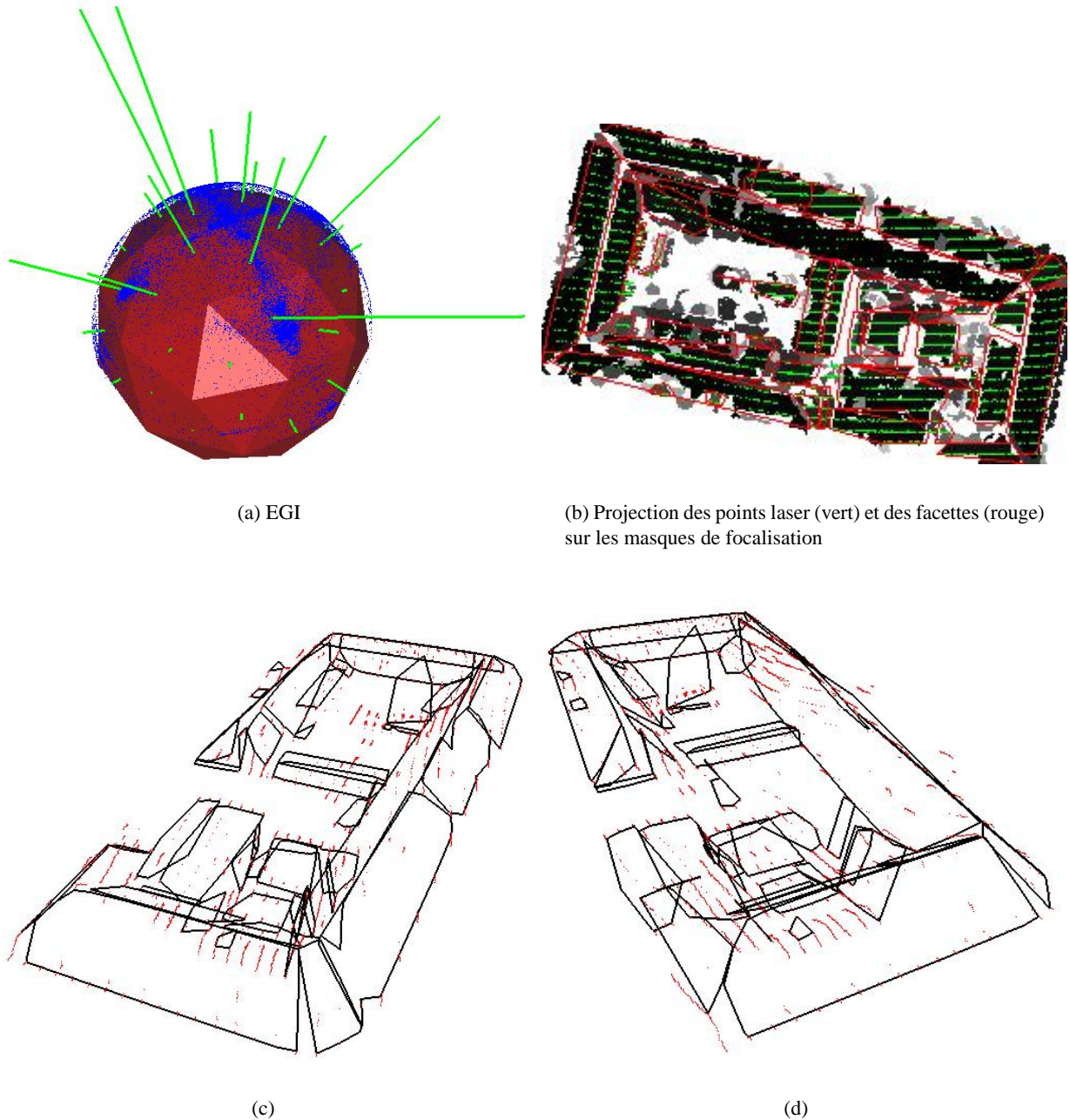
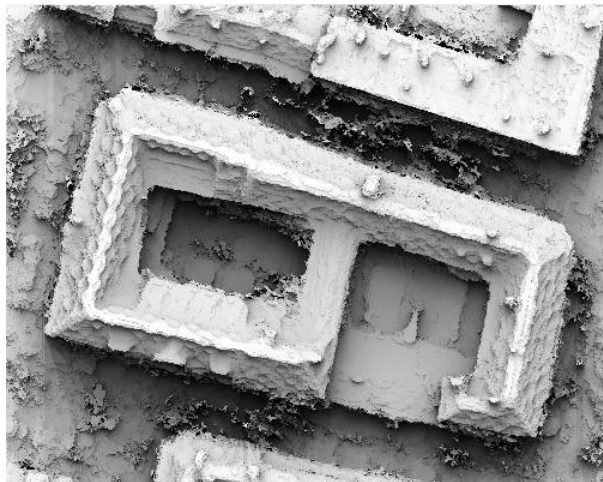
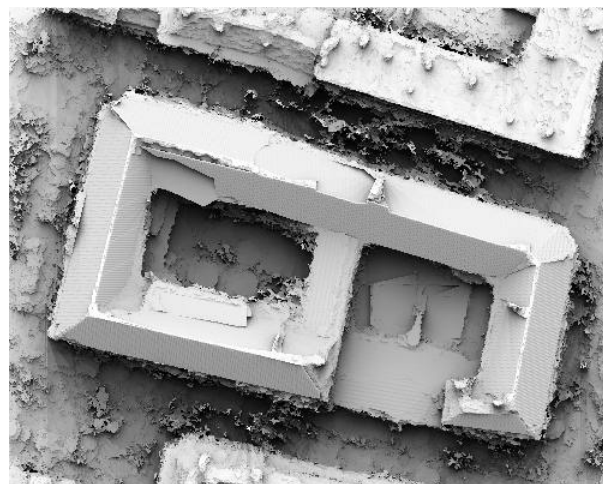


FIG. 4.3 – Détection de plans sur un bâtiment.  $\overline{d_{cr}} = 0.12 m$ . Les points laser (rouges) représentés sur les vues 3D n'appartiennent à aucun ensemble support.

quoi elles se basent sur une information altimétrique provenant de MNS raster (photogrammétrie ou calculé à partir des points laser rééchantillonnés sur une grille régulière). Ainsi, afin de mener à bien l'étape de reconstruction effective à partir de l'information laser ponctuelle, il convient donc soit d'utiliser les approches paramétriques, soit de densifier les hypothèses de facettes 3D, d'abord par la génération d'une image de normale plus représentative, puis sans doute en couplant l'information altimétrique photogrammétrique avec les points laser en gérant leur influence mutuelle.



(a) MNE de corrélation



(b) MNE régularisé

FIG. 4.4 – Effet de l'introduction des facettes RANSAC dans un MNE de corrélation ombré.

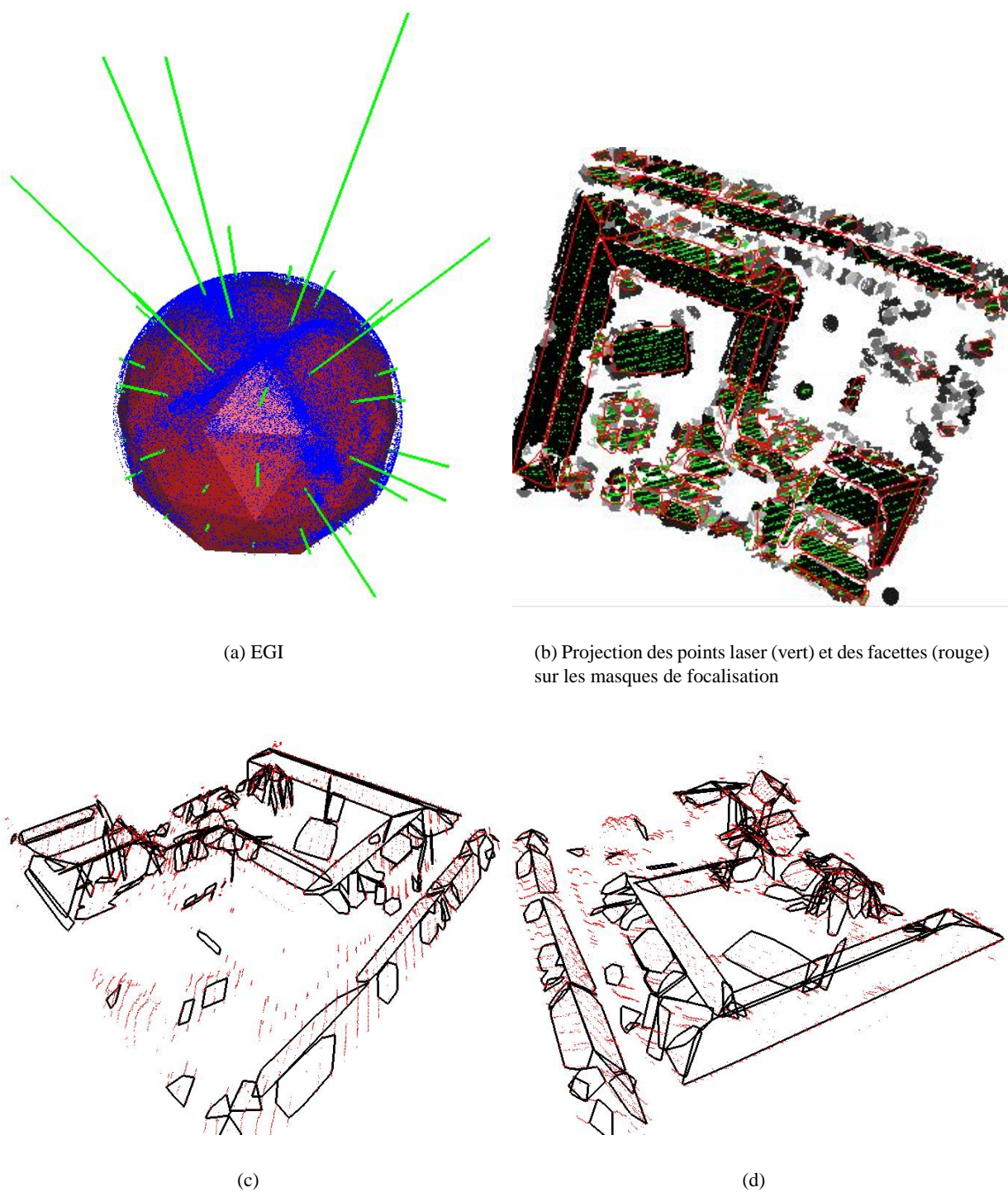
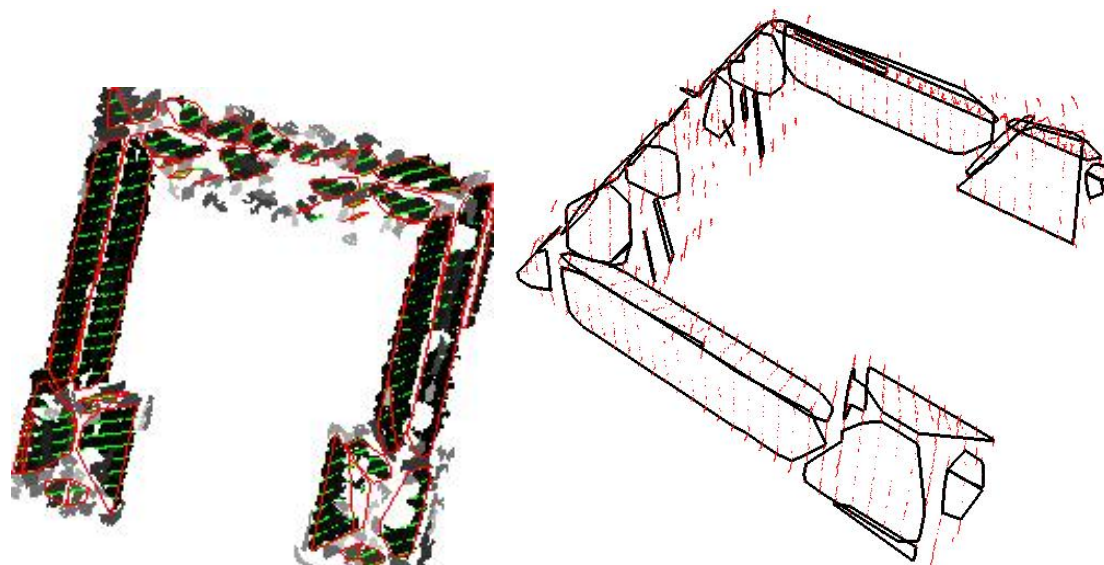


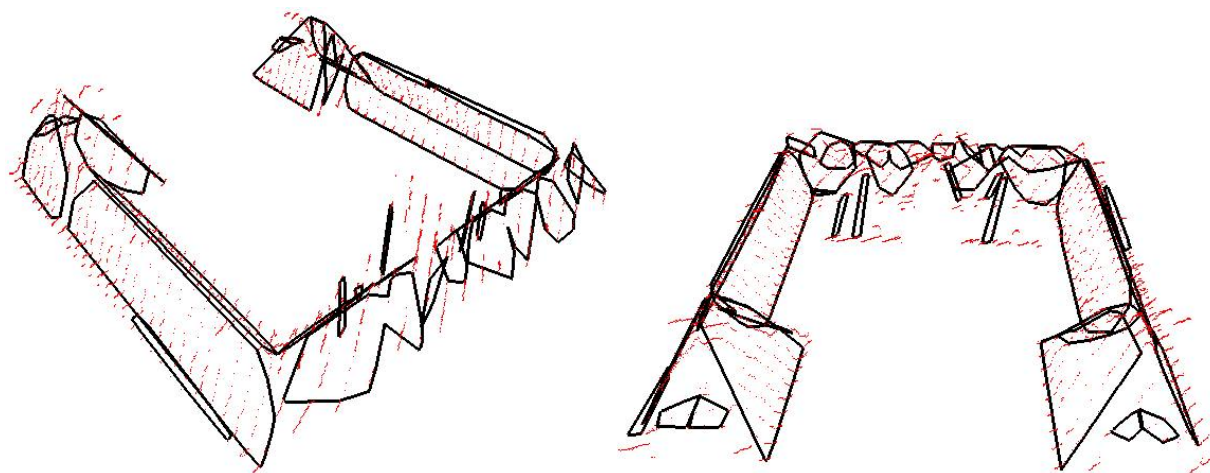
FIG. 4.5 – Détection de plans sur un ensemble complexe de bâtiments.  $\overline{d_{cr}} = 0.13 m$  Les points laser (rouges) représentés sur les vues 3D n'appartiennent à aucun ensemble support.





(a) Projection des points laser (vert) et des facettes (rouge) sur les masques de focalisation

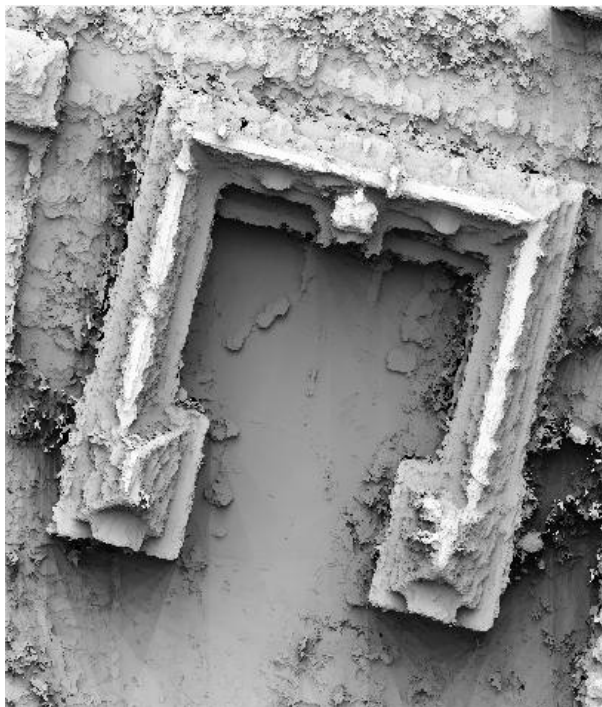
(b)



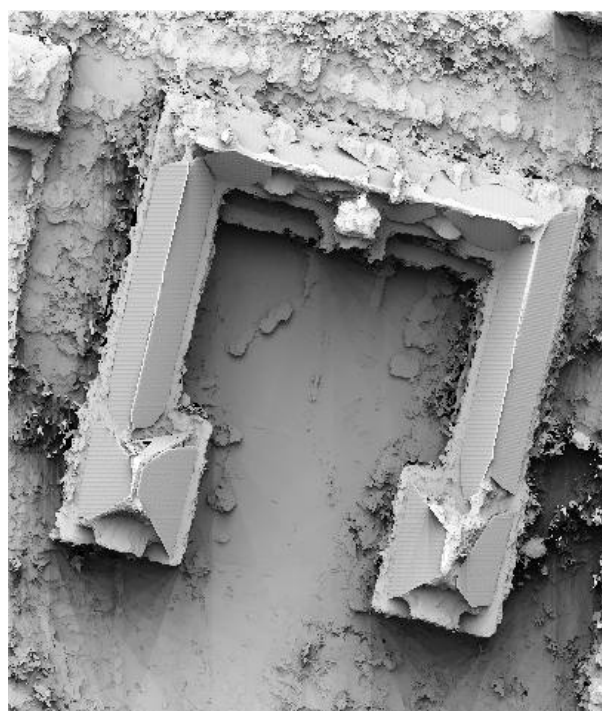
(c)

(d)

FIG. 4.6 – Détection de plans sur un bâtiment.  $\overline{d_{cr}} = 0.14 m$  Les points laser (rouges) représentés sur les vues 3D n'appartiennent à aucun ensemble support.



(a) MNE de corrélation



(b) MNE régularisé

FIG. 4.7 – Effet de l'introduction des facettes RANSAC dans un MNE de corrélation ombré.

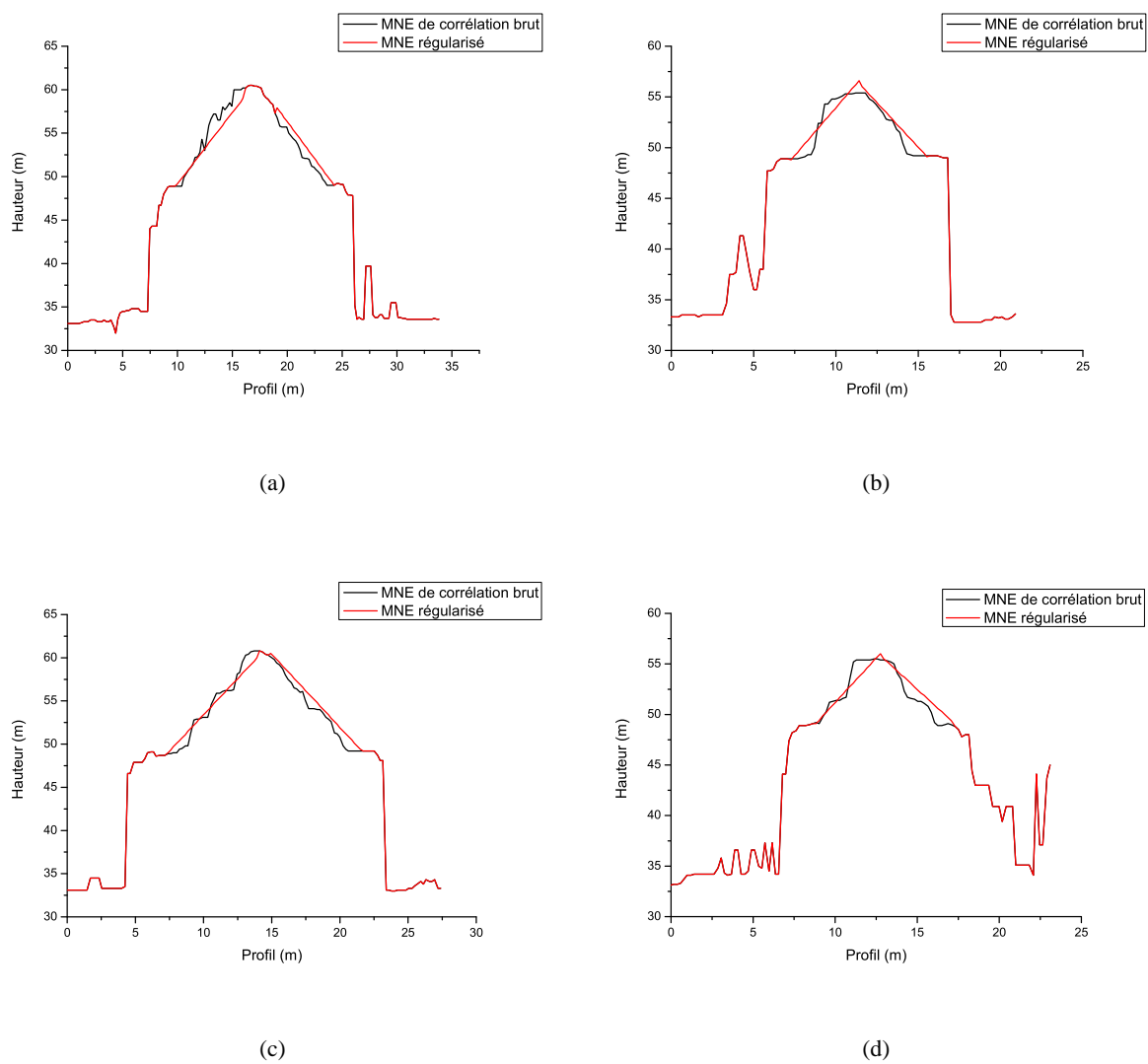


FIG. 4.8 – Série de profils comparant un MNE de corrélation et un MNE régularisé.

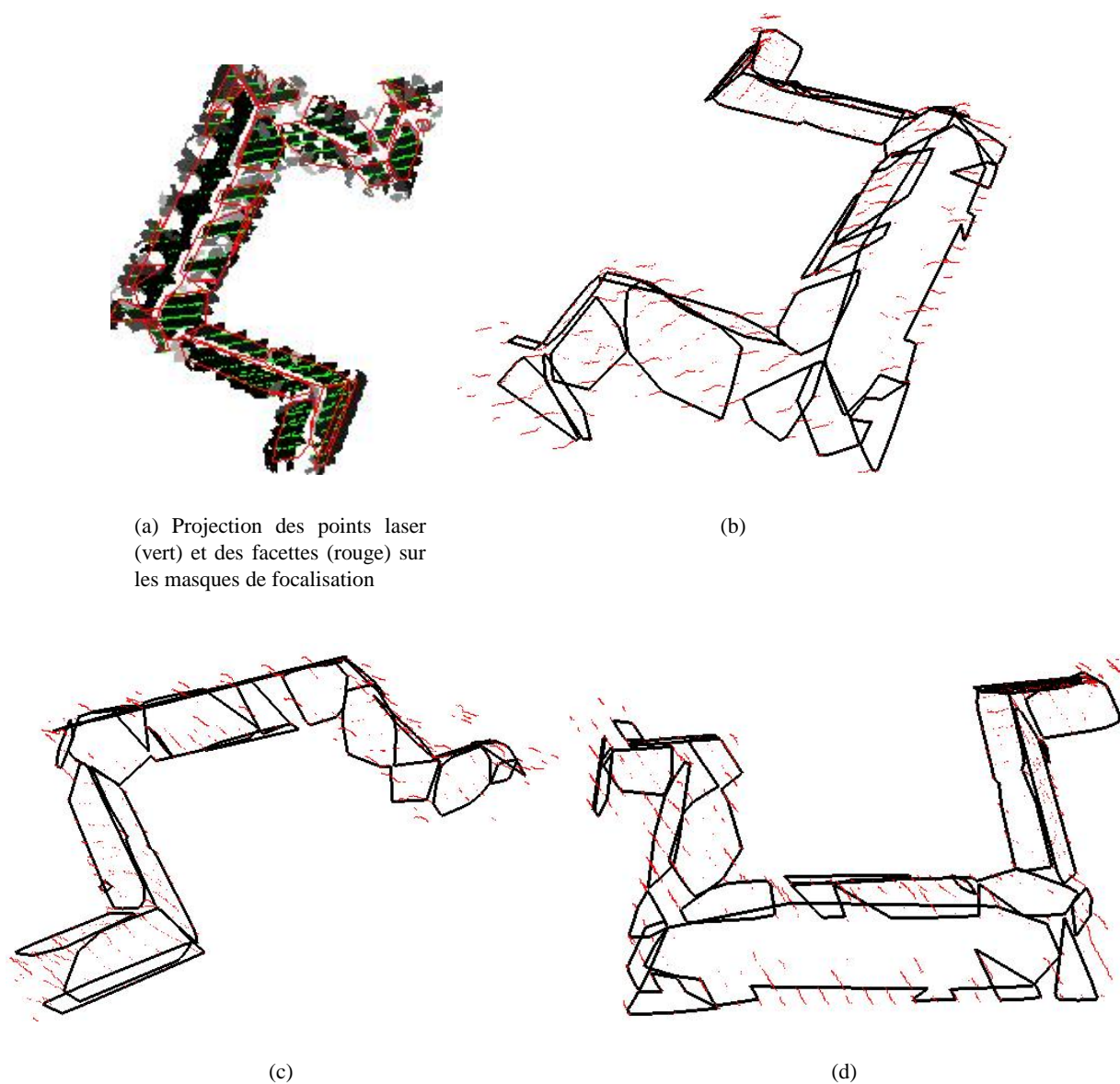


FIG. 4.9 – Détection de plans sur un bâtiment.  $\overline{d_{cr}} = 0.12 m$ . Les points laser (rouges) représentés sur les vues 3D n'appartiennent à aucun ensemble support.

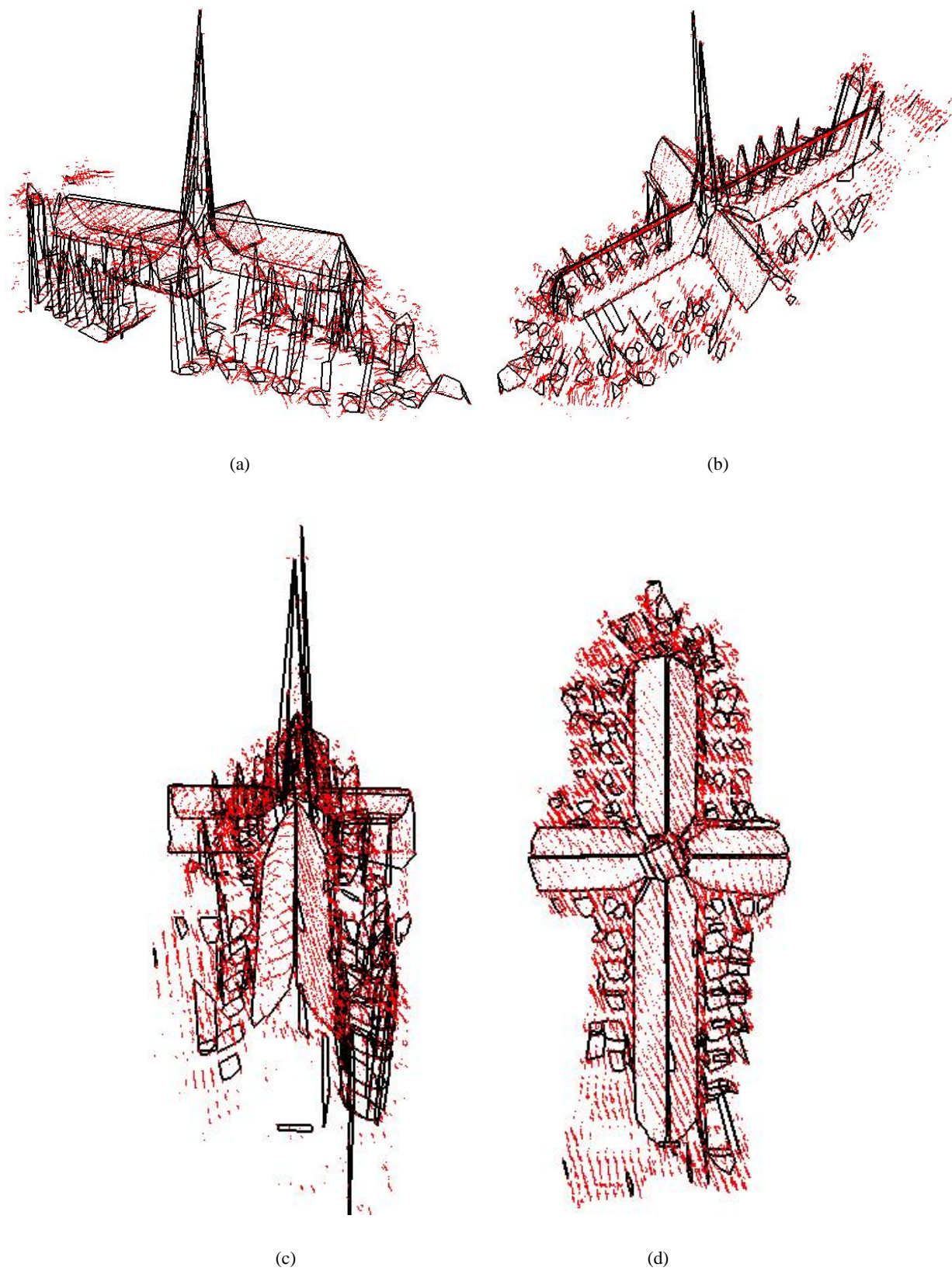
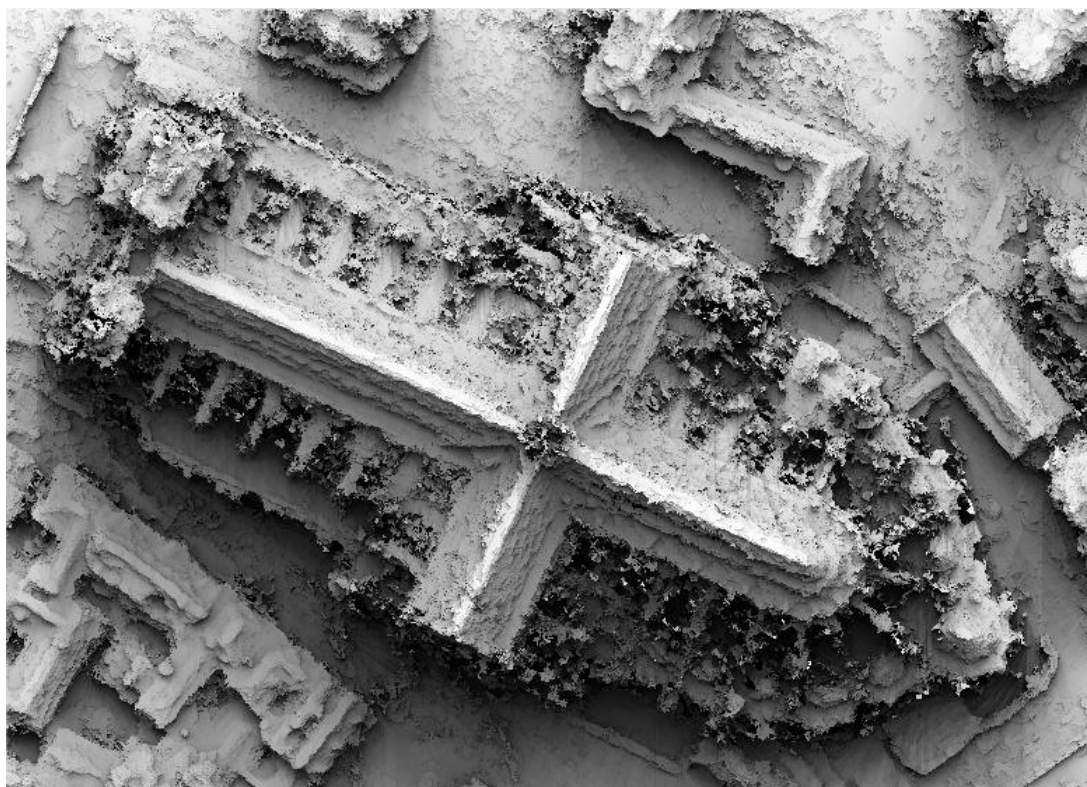
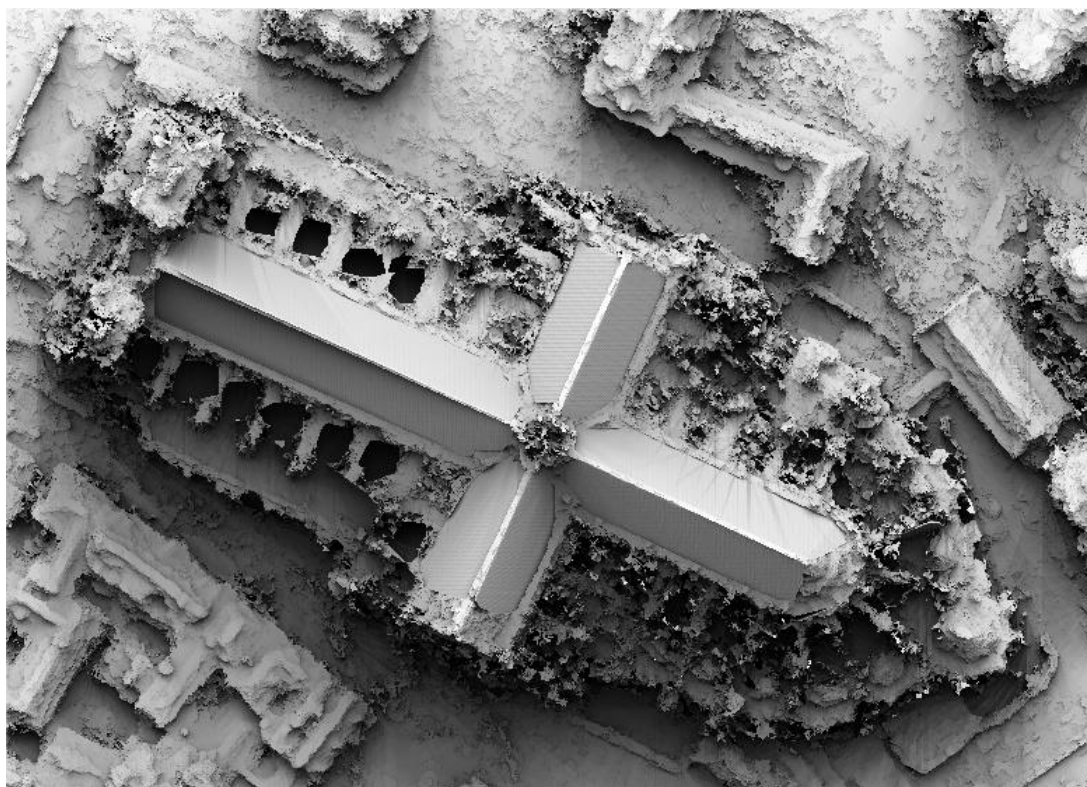


FIG. 4.10 – Résultats de la détection de plans sur la cathédrale d'Amiens.  $\overline{d_{cr}} = 0.15 m$ . Les points laser (rouges) représentés sur les vues 3D n'appartiennent à aucun ensemble support.





(a) MNE de corrélation



(b) MNE régularisé

FIG. 4.11 – Effet de l'introduction des facettes RANSAC dans un MNE de corrélation ombré sur la cathédrale d'Amiens.

**Troisième partie**

**Couplage Photogrammétrie/laser**



# Chapitre 5

## Recalage de surfaces

### 5.1 Introduction

La confrontation de géométries exogènes pour une même scène tridimensionnelle, c'est-à-dire construite à partir de capteurs physiquement et techniquement hétérogènes, laisse en général apparaître des décalages dont une exploitation conjointe des données respectives ne peut se satisfaire. Le problème du recalage de surfaces 3D est vaste et difficile, il est d'ailleurs transdisciplinaire. De la vision par ordinateur à l'imagerie médicale en passant par la télédétection, l'acquisition de données de profondeur à partir de différents points de vues et de différents capteurs complémentaires, fournit des scènes 3D exprimées chacune dans son propre repère. Le but du recalage géométrique de deux surfaces<sup>1</sup> est de faire coïncider ces repères au sein d'une géométrie commune. Les objets de la scène finale auront donc une description géométrique unique. Malgré de nombreux travaux effectués concernant le problème du recalage 3D (RFL02), aucune solution générique et optimale ne semble s'être dégagée.

Dans le cadre de l'étude conjointe des données laser et image, notre problème de recalage se pose en ces termes : d'une part, nous disposons d'un (ou plusieurs) nuage de points échantillonnés dans l'espace de manière très irrégulière. Ces points (laser) proviennent directement du calcul de la trajectographie de l'avion (cf. chapitre 2), qui, par définition, entretient une forte dépendance temporelle. D'autre part, l'information image exploitée l'est sous la forme d'une grille d'altitude (possiblement dense) issue de la corrélation d'images dont la géométrie est le fruit d'une aérotriangulation. Si ces deux ensembles de points sont *théoriquement* cohérents au sein d'un système de référence, ce n'est, en pratique, pas le cas. La précision absolue des systèmes laser annoncée par les constructeurs est de l'ordre de 40 cm en planimétrie. En supposant que cette précision s'applique également à la planimétrie d'un MNE photographique, le faible décalage ne sera visible que sur des structures pérennes et stables comme les bâtiments (par opposition à des structures végétales) pour lesquels le risque de confondre les différences observées avec une modification du relief naturel est moindre. La correction d'un décalage sera donc particulièrement pertinente sur des chantiers de types urbains où une description cohérente et fine des structures est une nécessité dans les processus de modélisation automatiques. Au-delà des applications développées dans le chapitre 6 en lien avec l'extraction de primitives 3D au niveau de bâtiments, nous envisageons d'intégrer les points laser recalés au sein d'un mécanisme d'optimisation globale pour la génération de Modèles Numériques de Surfaces à partir d'images aériennes (PDP05).

Parmi les conditions initiales du problème, il est à mentionner le caractère par nature globalement non superposable du nuage de points laser et de la zone équivalente dérivée des processus de corrélation.

---

<sup>1</sup>Le recalage de  $n$  surfaces (Pul99) (BJ98) ne sera pas traité ici

D'abord, la corrélation estime une altitude à partir d'images 2D alors qu'un laser la mesure directement en 3D. Les deux surfaces, bien que représentant la même topographie n'auront donc pas le même aspect, notamment sur les zones de végétation où les impulsions laser pénètrent plus ou moins. Puis, en ce qui concerne les données dont nous disposons jusque maintenant, les dates d'acquisitions sont espacées de 1 à 3 ans, la topographie ayant sans doute changée de manière perceptible. Nous n'avons donc pas pris explicitement en compte ces problèmes de diachronisme, sachant qu'à terme, l'IGN envisage l'acquisition simultanée des données laser et image dans un contexte de production d'information altimétrique.

Formulons, de manière générale, le problème du recalage de deux surfaces : soit un ensemble de points  $\mathcal{E}_1 = \{p_i\}_{i \in \mathbb{N}}$  que l'on souhaite recalcr avec un autre ensemble  $\mathcal{E}_2 = \{p'_j\}_{j \in \mathbb{N}}$  avec possiblement  $\text{card}(\mathcal{E}_1) \neq \text{card}(\mathcal{E}_2)$ . Recaler ces deux surfaces consiste à retrouver la transformation géométrique  $\mathcal{M}_{th}$  à  $n$  paramètres (si elle existe) permettant de passer d'un repère à l'autre. Le problème du recalage est double. Il s'agit d'abord d'identifier des éléments caractéristiques communs aux deux ensembles, puis d'estimer une transformation  $\mathcal{M}$  en minimisant la fonction de coût suivante :

$$\mathcal{F}(\mathcal{M}) = \sum_i d(\mathcal{M}(X_i), Y_i) \quad (5.1)$$

où  $X_i$  et  $Y_i$  sont les éléments homologues dans  $\mathcal{E}_1$  et  $\mathcal{E}_2$ , et  $d$  la métrique d'erreur. Si certaines applications imposent la nature de  $\mathcal{M}$  (le plus souvent une transformation rigide), sa formulation peut devenir plus complexe si l'on tient compte de la géométrie caractéristique de l'acquisition.

Rappelons qu'un chantier laser contiendra plusieurs bandes ayant un pourcentage de recouvrement volontairement important, tant pour augmenter la densité de points dans la zone intra bande que pour assurer un contrôle de la cohérence au sein du nuage entier. On entendra donc par recalage de bandes laser d'abord un recalage entre bandes, mais aussi un recalage sur une autre surface issue de la photogrammétrie par exemple, les méthodologies étant en fait peu éloignées. La principale différence entre le recalage de surfaces obtenues à partir d'une station fixe (laser terrestre par exemple) et celles obtenues à partir d'un vecteur aérien (laser aéroporté par exemple) concerne la nature de la transformation liant les deux géométries. Existe-t-il effectivement une transformation globale valide sur la totalité d'une bande laser ? Si elle existe, doit-on la décrire globalement ou bien uniquement localement ?

Nous allons présenter dans ce chapitre un ensemble de solutions au problème du recalage 3D. En rappelant en premier lieu les méthodes couramment utilisées ainsi que certaines améliorations notoires, nous introduirons les solutions spécifiques développées pour le recalage de données laser (ajustement de bandes) et la détection d'éléments homologues. Nous aborderons le problème de l'ajustement de bandes laser, pour lequel des méthodologies spécifiques ont été développées, uniquement dans la partie 5.2 dans le cadre de l'état de l'art. Nous présenterons en effet une des contributions importantes et originale de cette thèse, à savoir un algorithme autonome de recalage d'une bande laser sur une surface issue de la photogrammétrie. Cette méthodologie se veut indépendante du système laser utilisé pour la collection des points. De la recherche de morceaux de surface homologues à la modélisation globale des déformations le long de la bande laser, nous justifierons la pertinence de la méthodologie sur des données simulées avant de présenter des résultats sur des bandes laser réelles. La connaissance des déformations linéaires locales nous permet d'estimer un modèle continu sur la totalité de la bande. Contrairement à la plupart des modèles proposés dans l'état de l'art, nous ne définirons pas d'expression analytique globale. Notre modèle simulera une dépendance temporelle à travers une correction par fenêtre glissante le long de la bande, dans le sens chronologique d'acquisition des données.

## 5.2 État de l'art

### 5.2.1 ICP, variantes et alternatives

Une première catégorie de solutions au problème du recalage de surfaces a été introduite simultanément par *Besl et McKay* (BM92) et *Zhang* (Zha94) (Zha92). Il s'agit de la solution itérative (très) connue de l'*Iterative Closest Point* (ICP). À partir d'un recalage grossier des deux surfaces, l'algorithme converge vers une solution fine en réduisant itérativement l'erreur entre les deux nappes. Initialement, la méthode consiste à trouver un ensemble de correspondances entre les deux nuages de points ainsi que la **transformation rigide** les reliant. C'est une méthode générale permettant de recalibrer toute sorte d'entités géométriques entre elles (ensembles de points, de segments, de courbes 2D implicites et paramétriques, d'ensembles de points triangulés, de surfaces 3D implicites et paramétriques). Le processus d'alignement itératif utilise le concept du point le plus proche pour passer d'une itération à une autre en minimisant la distance euclidienne entre les points du premier ensemble et leurs plus proches voisins dans le second ensemble. C'est un algorithme robuste pour l'estimation d'un mouvement rigide entre deux entités géométriques tant que l'écart type du bruit ne dépasse pas 10% de la taille de l'objet (BM92). On reproche à cet algorithme de converger trop souvent vers un minimum local. Le recalage final dépendra donc de la qualité de la transformation initiale choisie. Si la version de *Besl* nécessite qu'il y ait effectivement des points homologues, c'est-à-dire que le deuxième ensemble soit un sous-ensemble du premier, la version de *Zhang* tolère les fautes de mesure et les occultations.

Cet algorithme a connu (et connaît (ZSN03a)) un nombre considérable d'améliorations détaillées par *Goshtasby* (Gos98) et plus récemment par *Gruen et Akca* (GA05) dont les variantes les plus performantes sont comparées par *Rusinkiewicz et Levoy* (RL01). Les diverses améliorations se focalisent sur les différentes étapes de l'algorithme.

#### 1. Sélection des points dans les ensembles

- (a) Parcours des ensembles : Si *Zhang* (Zha92) propose d'emblée l'utilisation des *k-D Trees* (FBF77) pour la recherche de voisins, *Zinßer* (ZSN03b) compare plusieurs structures de voisinages (*Triangle Induced Nearest Neighbor* (GGT), *Coordinates Axis Sort* (FBS75), *Spherical Triangle Constraint Nearest Neighbor* (GG01) ) pour effectivement conclure à la primauté de leur version modifiée des *k-D Trees*.
- (b) Choix des points à apparier : Si *Besl* (BM92) choisit d'apparier **tous** les points, *Turk* (TL94) propose un sous échantillonnage uniforme des points disponibles tandis que *Masuda* (MSY96) propose un sous échantillonnage aléatoire.
- (c) Pour résoudre des cas dégénérés comme le recalage de deux surfaces planes ou symétriques, *Godin* (GRB94) utilise des informations complémentaires liées à la couleur des images ou à leur intensité.

#### 2. Mise en correspondances des points

Contrairement à l'approche point-point de *Besl* (BM92), *Chen et Medioni* (CM92) propose une approche surface-surface où les surfaces sont approchées par leur plan tangent. *Low* (Low04) reprend l'approche point-plan. *Park et Subbarao* (PS03) introduisent une approche point-projection précise et rapide consistant à projeter le point source sur la surface destination et à cette projection sur la normale du point source.

#### 3. Définition de la métrique d'erreur

La formulation initiale de l'ICP utilise la distance euclidienne entre primitives géométriques (points, segments, normales). Certains auteurs ont enrichi la métrique euclidienne en introduisant de nouvelles caractéristiques aux points 3D. Cette métrique est dès lors définie sur des vecteurs  $\mathbf{p} = (\mathbf{p}_e, \mathbf{p}_f)$ ,

$\mathbf{p}_e$  étant le point 3D et  $\mathbf{p}_f$  le vecteur des caractéristiques. La distance entre deux vecteurs  $\mathbf{p}$  et  $\mathbf{q}$  est alors

$$d(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \alpha(\mathbf{p} - \mathbf{q})(\mathbf{p} - \mathbf{q})^T \quad \alpha \in \mathbb{R}^3 \quad (5.2)$$

C'est le cas de *Johnson et Kang* (JK97) qui utilisent la couleur dans l'espace RGB, quand elle est disponible, en plus des informations tridimensionnelles. *Feldmar et Ayache* (FA96) et *Godin* (GLB01) proposent une métrique de  $\mathbb{R}^8$  en analysant la structure intrinsèque des surfaces (normales et courbures principales). *Sharp* (SLW02) définit une métrique basée sur des éléments invariants par transformation rigide comme la courbure, les moments d'ordre 2 et les harmonies sphériques. Une approche utilisant des images de torsion (JH99) (*spin image*) semble donner des résultats intéressants

Très récemment, *Boughordel* (BKAA04) a proposé une métrique basée sur des champs Gaussiens. Il définit un critère global mesurant la qualité du recalage d'une surface par rapport à l'autre sous la forme d'une énergie Gaussienne ce qui permet d'assurer des bassins de convergences convexes sur un grand voisinage.

#### 4. Estimation du modèle - Optimisation

Le modèle est traditionnellement estimé par moindres carrés. Prenons l'exemple de l'estimation d'une transformation rigide  $(\mathcal{R}_{\omega\phi\kappa}, \mathcal{T})$ . On cherche à minimiser la fonction

$$\sum_i \|Y_i - \mathcal{R}_{\omega\phi\kappa} X_i - \mathcal{T}\|^2 \quad (5.3)$$

avec

$$\mathcal{R}_{\omega\phi\kappa} = \begin{pmatrix} \cos \phi \cos \kappa & -\cos \phi \sin \kappa & \sin \phi \\ \cos \omega \sin \kappa + \sin \omega \sin \phi \cos \kappa & \cos \omega \cos \kappa - \sin \omega \sin \phi \sin \kappa & -\sin \omega \cos \phi \\ \sin \omega \sin \kappa - \cos \omega \sin \phi \cos \kappa & \sin \omega \cos \kappa + \cos \omega \sin \phi \sin \kappa & \cos \omega \cos \phi \end{pmatrix} \quad (5.4)$$

La méthode d'*Arun et Huang* (AHB87) consiste à séparer l'estimation optimale de la rotation et de la translation en faisant une décomposition en valeurs singulières de la matrice de variance covariance des deux ensembles centrés sur les coordonnées barycentriques. Cette décomposition fournit la meilleure transformation rigide au sens des moindres carrés. La méthode reprise par *Zhang* (Zha92) des quaternions unitaires et des quaternions duaux est une approche itérative permettant une résolution plus aisée des non linéarités introduites par la rotation. *Masuda* (MSY96) utilise un estimateur robuste Least Median of squares tandis que *Blais* (BL95) propose une recherche de la meilleure transformation par recuit simulé.

D'autres approches ont été développées pour pallier deux inconvénients majeurs de l'ICP.

1. l'initialisation de la transformation
2. la convergence vers un minimum local

*Robertson et Fisher* (RF02) s'affranchissent de la convergence vers un minimum local en prenant un ensemble varié de conditions initiales. Les performances de l'algorithme sont particulièrement intéressantes grâce à une implémentation parallèle. *Pottman* (PLH04) présente une méthode de recalage d'un nuage de points 3D sur un modèle CAD sans utiliser d'ICP. Cette méthode est basée sur une étude de la géométrie de la fonction distance euclidienne qu'il approxime localement par des termes quadratiques. Il introduit surtout des notions de cinématiques à travers le calcul d'un champ de vitesse attaché à chaque point 3D. L'approche de *Roth* (Rot99) est un peu différente car elle exploite les images d'intensité d'un imageur laser. Après une détection des points d'intérêt dans les images de gradient, les points 3D correspondants sont triangulés. Pour chaque paire de triangles compatibles dans les deux ensembles, on estime

une transformation. La transformation finale est celle qui aligne le plus grand nombre de points d'intérêts. Cette approche ressemble au RANSAC sans le choix aléatoire des échantillons. Bauer (BKKP04), dans le cadre d'applications terrestres, propose le recalage grossier de paires d'images de profondeur sous l'hypothèse principale qu'il existe un plan commun (détectées par RANSAC) aux deux ensembles de points. L'estimation du mouvement rigide (par moindres carrés) est effectuée sur les points d'intérêts de Harris. Un seul exemple est donné sur une façade.

L'utilisation directe de l'ICP semble difficile dans le cas du recalage de bandes laser, même si nous allons voir que certains auteurs l'utilisent localement pour l'estimation de translations. Les surfaces décrites sont à la fois trop détaillées pour fournir des informations intrinsèques globales (les exemples tirés de la littérature concernent le recalage de MNT sur d'autres surfaces), et trop bruitées pour converger convenablement. Nous avons d'ailleurs effectués au cours nos investigations quelques tests non décrits dans ce manuscrit confortant nos choix.

### 5.2.2 Transformation de Hough et modifications

Le recalage par ICP est basé sur une résolution conjointe de la mise en correspondance et de l'estimation de la transformation par minimisation d'une métrique d'erreur. Une approche "duale" serait de se placer dans l'espace de Hough (Hou62) de la transformation, contournant ainsi l'étape d'optimisation. Sur les traces de *Tian* (TS94) (TS97), *Habib* (HKA00) (HL01) (HS99) propose d'estimer une similitude (7 paramètres) en explorant de manière exhaustive l'espace de la transformation. Soit  $\mathcal{E}_1^{TIN}$  la forme triangulée de  $\mathcal{E}_1$ . Une similitude est calculée pour chaque ensemble de 7 points de  $\mathcal{E}_2$  et son ensemble d'homologues sur  $\mathcal{E}_1^{TIN}$  (projection). On définit un espace de vote (accumulateur) à 7 dimensions que l'on incrémente à chaque nouvelle transformation calculée. La similitude correcte correspondra au maximum de cet accumulateur. La combinatoire étant très élevée, *Habib* propose une estimation séquentielle des paramètres réduisant la recherche à une seule dimension.

L'approche de *Barequet* (BS97) concernant l'estimation d'un mouvement rigide consiste à séparer la recherche de la rotation de celle de la translation par une analyse de la morphologie d'un accumulateur 3D. Reprenons nos deux ensembles  $\mathcal{E}_1$  et  $\mathcal{E}_2$ . Soit  $\mathcal{R}_k, k \in \mathbb{N}$ , l'ensemble des rotations potentielles (échantillonnées selon un pas constant d'angles d'Euler). À chaque point  $\mathcal{R}_k(p), p \in \mathcal{E}_2$ , on associe un "voisinage" de points  $p' \in \mathcal{E}_2$ . On vote pour chaque vecteur  $p' - \mathcal{R}_k(p) \in \mathbb{R}^3$  dans une table de votes  $T_k$  associée à  $\mathcal{R}_k$ . Plus la rotation  $\mathcal{R}_k$  sera proche de la rotation effective entre les deux ensembles  $\mathcal{E}_1$  et  $\mathcal{E}_2$ , plus les votes seront *groupés* dans  $T_k$ . Inversement, plus  $\mathcal{R}_k$  en sera éloignée, plus les votes seront *diffus*. On associe donc un score  $SC(T_k)$  à chaque rotation  $\mathcal{R}_k$  représentant le caractère "contracté" ou "diffus" de la table de vote  $T_k$ .

$$SC(T_k) = \sum_{1 \leq i \leq j \leq n_{T_k}} \left( \frac{M_i M_j (M_i + M_j)}{D_{ij}} \right) + \sum_{1 \leq i \leq n_{T_k}} \frac{M_i^3}{R_i} \quad (5.5)$$

où  $M_i$  est le nombre de votes de la  $i^{\text{ème}}$  cellule de  $T_k$ ,  $D_{ij}$  la distance euclidienne entre deux cellules et  $R_i$  la résolution de la table de vote. Ces scores sont alors immergés dans l'espace des rotations. La rotation finale est celle associée au meilleur score. La meilleure translation est celle correspondant au maximum de votes de la table associée à la meilleure rotation.



### 5.2.3 Ajustement de bandes laser

#### Mise en correspondance

On trouve dans la littérature différentes méthodes pour recalcr des bandes laser entre elles, toutes basées sur la détection d'éléments caractéristiques communs dans la zone de recouvrement. La position planimétrique d'un point laser n'étant pas déterministe (elle dépend de l'attitude de l'avion, de la structure du paysage, et du mécanisme de détection des échos) comme l'est celle d'un point 3D photogrammétrique, il est illusoire de chercher à mettre en correspondance des points laser, que ce soit entre bandes adjacentes ou par rapport à un MNE. C'est un point critique que certains résolvent à la main (PKM99). Les méthodes automatiques de mise en correspondance d'ensembles de points laser sont donc orientées vers la détection de structures au sein du nuage et concernent essentiellement la détection de surfaces planes. Dans certaines approches (KK01) (KP01), les morceaux de surfaces possiblement homologues sont approchés par des plans parallèles. C'est la distance entre ces plans que l'on minimisera lors de l'estimation du modèle global. Si des plans les plus horizontaux possible sont utilisés pour la détermination des décalages verticaux, il est nécessaire que les plans soient inclinés pour estimer les décalages planimétriques (Fil02). *Maas* (Maa00) propose de mesurer les décalages dans les trois directions en mettant en correspondance des morceaux de surface sous leur forme triangulée. On retrouve ici une méthode de la famille de l'ICP appliquée à l'estimation d'une translation, les points à recalcr étant projetés sur une représentation TIN de la surface de référence. Le recalage planimétrique est satisfaisant d'après l'auteur sur les zones à fort gradient. La méthode est par contre inadaptée quand les surfaces sont coplanaires. Nous discuterons cette éventualité dans le cadre de cette thèse. Une alternative est cependant proposée par l'auteur (Maa01) (Maa02). Il s'agit d'utiliser les informations d'intensité laser lorsqu'elles sont disponibles. Sur les zones plates, l'auteur propose d'estimer un déplacement planimétrique en corrélant les images d'intensité. La précision du décalage dépendra de la résolution des images d'intensité. Les images d'intensité, bien que d'utilisation délicate, sont utilisées dans le même dessein par *Vosselman* (Vos02). Il propose d'extraire de l'image d'intensité des segments en modélisant la réponse de l'intensité laser sur les bords de bâtiments. Le biais maximum sur la localisation du bord dans des images de réflectance serait la moitié de la distance moyenne entre deux points laser moins le rayon de la tâche au sol.

#### Modélisation

Le problème de la correction globale des données consiste essentiellement à faire des hypothèses sur la nature de la transformation. En somme, quelle forme doit-on donner à  $\mathcal{M}$  ? Nous avons vu que de nombreuses applications autorisaient d'emblée l'estimation d'une transformation rigide, notamment le recalage de nuages de points acquis à partir de deux stations fixes. L'hypothèse la plus simple pour modéliser nos mouvements est une correction polynomiale de la bande laser par un polynôme (KR03) (CRdM00) (KK01) (KP01) ne contenant que des puissances des coordonnées planimétriques.

$$P(x, y) = \sum_{i=0}^n (a_i x^i + b_i y^i) \quad (5.6)$$

où les coefficients  $a_i$  et  $b_i$  sont les inconnues du système. Le degré du polynôme ne doit pas être trop élevé afin de maîtriser le comportement de la fonction à grande échelle. En pratique, les polynômes estimés sont rarement de degrés supérieurs à 2. *Kornus* (KR03) estime un polynôme de degrés 0 à une seule inconnue. Cette correction correspond à un simple décalage altimétrique des bandes. La simplicité de ce dernier modèle a cependant permis de mettre en évidence des décalages journaliers sur la calibration du système laser utilisé variant de 10 à 20 cm ainsi que des décalages du même ordre de grandeur entre les bandes acquises la même journée. *Crombaghs et al.* (CRdM00) proposent un modèle polynomial de degrés 1 à trois paramètres. Cette correction correspond à une inclinaison de la surface selon une certaine

penne. Ils proposent en outre une correction parabolique du *smile effect*. En considérant les conditions particulières de prise de vue, ainsi que la méthode de positionnement, plusieurs hypothèses peuvent être émises sur la nature du mouvement le long d'une bande. D'abord, on peut considérer les angles de rotations comme faibles, ce qui, en linéarisant l'équation 5.4, revient à une correction polynomiale spécifique.

$$\mathcal{R}_{\omega\phi\kappa} \simeq \begin{pmatrix} 1 & -\kappa & \phi \\ \kappa & 1 & -\omega \\ -\phi & \omega & 1 \end{pmatrix} \quad (5.7)$$

*Postolov* (PKM99) propose d'estimer une transformation de Helmert sous la forme

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \\ \Delta Z \end{pmatrix} + m \begin{pmatrix} 1 & -\kappa & -\phi \\ \kappa & 1 & -\omega \\ -\phi & \omega & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{pmatrix} \quad (5.8)$$

D'autres hypothèses peuvent être avancées, notamment la dépendance temporelle du biais et des angles de la rotation. *Kilian* (KHE96), le premier, propose un modèle linéaire à 12 paramètres sur des morceaux de surface planes homologues.

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \\ \Delta Z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \delta X \\ \delta Y \\ \delta Z \end{pmatrix} t + \left[ \begin{pmatrix} 1 & -\kappa & -\phi \\ \kappa & 1 & -\omega \\ -\phi & \omega & 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & -\dot{\kappa} & -\dot{\phi} \\ \dot{\kappa} & 0 & -\dot{\omega} \\ -\dot{\phi} & \dot{\omega} & 0 \end{pmatrix} t \right] \begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{pmatrix} \quad (5.9)$$

où  $t$  représente le temps, ou bien, dans un repère orienté selon l'axe de vol de la bande, l'abscisse du point. *Behan* (BMV) et *Vosselman* (VM01) proposent un modèle à 9 paramètres très proche de celui de *Kilian* en supprimant la variation temporelle du biais.

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \\ \Delta Z \end{pmatrix} + \left[ \begin{pmatrix} 1 & -\kappa & -\phi \\ \kappa & 1 & -\omega \\ -\phi & \omega & 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & -\dot{\kappa} & -\dot{\phi} \\ \dot{\kappa} & 0 & -\dot{\omega} \\ -\dot{\phi} & \dot{\omega} & 0 \end{pmatrix} t \right] \begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{pmatrix} \quad (5.10)$$

D'autres approches, plus ambitieuses, consistent à réécrire la transformation en introduisant des paramètres liés à la gestion des erreurs de mesure (Sch01). Les coordonnées d'un point laser  $\begin{pmatrix} x_l \\ y_l \\ z_l \end{pmatrix}$  acquis à partir d'un système lidar théorique parfait peut s'exprimer en fonction du vecteur laser selon :

$$\begin{pmatrix} x_l \\ y_l \\ z_l \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ Z_0 \end{pmatrix} + \mathcal{R}_{INS} \left[ \begin{pmatrix} \delta_x \\ \delta_y \\ \delta_z \end{pmatrix} + \mathcal{R}_{Laser}^{Avion} \mathcal{R}_{Faisceau}^{Laser} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \rho \end{pmatrix} \right] \quad (5.11)$$

où  $\begin{pmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ Z_0 \end{pmatrix}$  est la position du centre de phase GPS,  $\begin{pmatrix} \delta_x \\ \delta_y \\ \delta_z \end{pmatrix}$  est le décalage entre l'antenne GPS et l'émetteur/récepteur laser,  $\mathcal{R}_{Laser}^{Avion}$  est la matrice rotation entre le repère associé au lidar et celui de l'avion,  $\mathcal{R}_{Faisceau}^{Laser}$  est la matrice rotation entre le repère lié au faisceau laser et le repère associé au lidar,  $\rho$  est le vecteur laser dans le repère faisceau. Une modélisation réaliste d'un système lidar suppose l'introduction d'erreurs sur chaque mesure faite par le système. *Schenk* (Sch01) en introduit au niveau de la mesure des angles par la centrale inertielle, au niveau de la mesure du vecteur laser, au niveau de l'angle de scan dans le cas d'un système à miroir oscillant. Il introduit un biais de montage ainsi que des erreurs aléatoires. Il est clair que l'accès aux données "premières" (GPS, INS,  $\rho$ ) permet une description plus précise de la physique de la mesure. Si *Burman* (Bur00)(Bur02) (ainsi que *Morin* (MES02)) propose un premier

modèle intégrant un décalage  $\begin{pmatrix} \delta X_0 \\ \delta Y_0 \\ \delta Z_0 \end{pmatrix}$  constant de l'antenne GPS

$$\begin{pmatrix} x_l \\ y_l \\ z_l \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ Z_0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \delta X_0 \\ \delta Y_0 \\ \delta Z_0 \end{pmatrix} + \mathcal{R}_{INS} \left[ \begin{pmatrix} \delta_x \\ \delta_y \\ \delta_z \end{pmatrix} + \mathcal{R}_{Laser}^{Avion} \mathcal{R}_{Faisceau}^{Laser} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \rho \end{pmatrix} \right] \quad (5.12)$$

*Filin* (Fil03a) propose d'écrire les coordonnées d'un point laser de manière plus précise :

$$\begin{pmatrix} x_l \\ y_l \\ z_l \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ Z_0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \delta X_0 \\ \delta Y_0 \\ \delta Z_0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \delta \dot{X}_0 \\ \delta \dot{Y}_0 \\ \delta \dot{Z}_0 \end{pmatrix} t \\ + \mathcal{R}_{INS} [\Delta \mathcal{R}_{INS} + \Delta \dot{\mathcal{R}}_{INS} t] \left[ \begin{pmatrix} \delta_x \\ \delta_y \\ \delta_z \end{pmatrix} + \mathcal{R}_{Laser}^{Avion} \mathcal{R}_{Faisceau}^{Laser} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \rho + \delta \rho \end{pmatrix} \right] + \begin{pmatrix} \bar{e}_x \\ \bar{e}_y \\ \bar{e}_z \end{pmatrix} \quad (5.13)$$

où  $\begin{pmatrix} \delta \dot{X}_0 \\ \delta \dot{Y}_0 \\ \delta \dot{Z}_0 \end{pmatrix}$  est une dérive temporelle de la position de l'antenne GPS,  $\Delta \mathcal{R}_{INS}$  et  $\Delta \dot{\mathcal{R}}_{INS}$  sont un biais et une dérive temporelle des angles de la centrale inertielle,  $\delta \rho$  l'erreur sur la mesure du vecteur laser et  $\begin{pmatrix} \bar{e}_x \\ \bar{e}_y \\ \bar{e}_z \end{pmatrix}$  une erreur aléatoire. *Filin* (Fil03b) résoud une version simplifiée de l'équation 5.12 en contraignant les points laser à appartenir à une surface paramétrique  $\mathcal{P}$  (généralement un plan) extraite dans les zones de recouvrement (Fil02) puis modélisée. Une résolution complète est envisagée par d'autres auteurs (Kag04) au sein d'un système global permettant de régulariser les variations (RKS02) des données d'attitude (variations des angles de la centrale inertielle et centres GPS). Nous ne disposons cependant généralement que des points 3D. On ne peut donc pas facilement séparer les contributions des différentes erreurs. Il faut simplifier le modèle (FV04) (Fil03b) pour finalement retomber sur des formulations polynomiales proches de celles présentées précédemment.

### 5.3 Contribution au recalage de surfaces

La physique d'acquisition des données laser ainsi que leur mode de référencement nous autorise à formuler l'hypothèse que les variations temporelles des biais de mesures liées à la géométrie laser sont de fréquence suffisamment faible pour considérer régulières les fonctions  $\mathcal{M}$  les modélisant. Notre stratégie consiste donc en premier lieu à estimer localement à l'ordre 0 (translations 3D locales) la transformation  $\mathcal{M}$ , c'est-à-dire à rechercher des morceaux de surfaces homologues (cf. figure 5.1).

#### 5.3.1 Recherche de morceaux de surfaces homologues

Définitions :

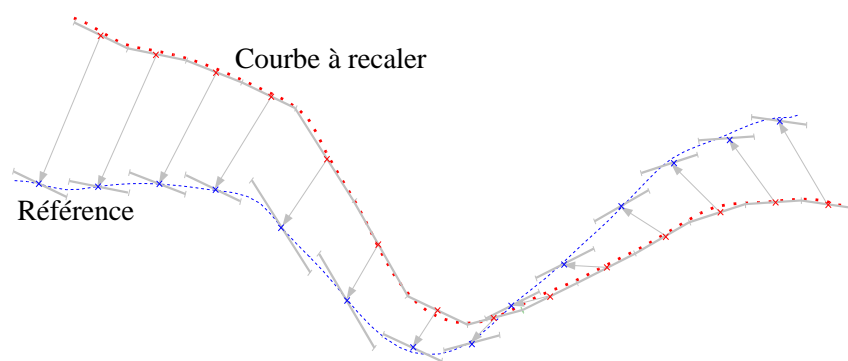
Soit  $R$  le voisinage d'un point de  $\mathbb{R}^3$  et l'ensemble  $L_R$  des points laser  $l_k$  appartenant à  $R$ .

$$R = [x_1, x_2] \times [y_1, y_2] \in \mathbb{R}^2 \quad (5.14)$$

$$L_R = \{l_k(x_k, y_k, z_k)_{k \in [0, K]}^{laser} \in \mathcal{N} / (x_k, y_k) \in R\} \quad (5.15)$$

Soit  $\mathcal{V}_{l_k}$  un voisinage de points appartenant à  $\mathcal{E}_1$  (ici le MNE photogrammétrique) centré sur les coordonnées planimétriques du point laser  $l_k$ .  $\mathcal{V}_{l_k}$  contient l'ensemble des points homologues potentiels de  $l_k$ . Un voisinage de forme carrée a été utilisé, mais cela a peu d'importance.

$$\mathcal{V}_{l_k} = \{p_j(x_j, y_j, z_j)_{j \in \mathbb{N}} \in \mathcal{E}_1 / \begin{cases} |x_k - x_j| \leq C \\ |y_k - y_j| \leq C \end{cases}, C \in \mathbb{R}\} \quad (5.16)$$

FIG. 5.1 – Approximation de  $\mathcal{M}$  en 2D par ses plans tangents.

Localement, il s'agit de trouver la translation  $\mathbf{T}_{L_R}$  qui minimise une fonction du type :

$$\sum_{\forall p \in L_R} d(p + \mathbf{T}, MNE) \quad (5.17)$$

où  $d$  est une distance et  $\mathbf{T}$  une translation de  $\mathbb{R}^3$ .

Une première méthode par minimisation directe consisterait par exemple à trouver  $\mathbf{T}_{L_R}$  au sens des moindres carrés (Maa02). Nous préférons l'estimer par calcul inverse dans l'espace de Hough sur les points du MNE. On se place donc dans l'espace  $\mathcal{D}$  des translations de  $\mathbb{R}^3$ , qui est aussi l'ensemble des translations potentielles par lesquelles les deux morceaux de surfaces sont potentiellement homologues. On vote dans l'espace  $d_{\mathcal{D}}$  en évaluant toutes les translations entre chaque point de  $L_R$  et ses voisins respectifs dans le MNE (figure 5.2). La translation pour laquelle a été obtenu le plus grand nombre de votes est celle représentant effectivement les surfaces homologues. On définit donc  $\mathbf{T}_{L_R}$  par :

$$\mathbf{T}_{L_R} = \arg \max_{\mathbf{t} \in \mathcal{D}} d_{\mathcal{D}}(\mathbf{t}) \quad (5.18)$$

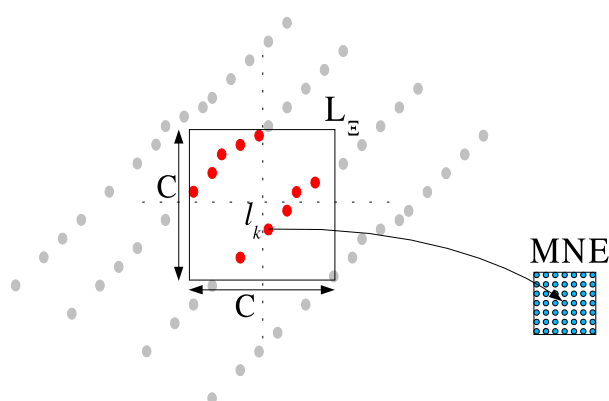


FIG. 5.2 – Construction de  $\mathcal{D}$ . Le point homologue de  $l_k$  est un des points du MNE correspondant à l'argmax de la distribution des homologues potentiels.

### 5.3.2 Analyse morphologique de l'espace des votes

La pertinence du maximum recherché dépend de la morphologie de la distribution, et donc de la topographie des paysages à recalcr. Elle sera optimale s'il existe un point d'accumulation clairement défini. Une telle configuration est obtenue si la topographie de la scène possède certaines caractéristiques. Si la composante  $z$  de  $\mathbf{T}_{LR}$  est toujours déterminée avec précision (à la résolution de  $d_D$  près) grâce à la nature surfacique 2.5D des données, les composantes planimétriques de  $\mathbf{T}_{LR}$  dépendent de la géométrie de la nappe dans  $R$ . En effet, si  $R$  contient un morceau de surface présentant une invariance par translation et que cette invariance est isotrope, la distribution sera uniforme en  $x$  et en  $y$  (cf. figure 5.3). Pour une translation donnée selon l'axe des  $z$ , la courbure de la nappe sera faible, voire nulle dans le cas d'un paysage parfaitement plat. Si l'invariance est directionnelle et bien que la distribution soit de forme diifférente, l'incertitude sur le positionnement planimétrique du maximum est elle aussi importante (cf. figure 5.4). On retrouve ici les problèmes soulevés dans (Maa02) que les auteurs résolvent en introduisant les données d'intensité. Un maximum sera par contre clairement défini s'il existe au moins deux directions de fort gradient dans  $R$ . Nous montrons sur la figure 5.5(c) le volume  $d_D$  obtenu sur une surface correspondant à la jonction orthogonale de deux bâtiments.

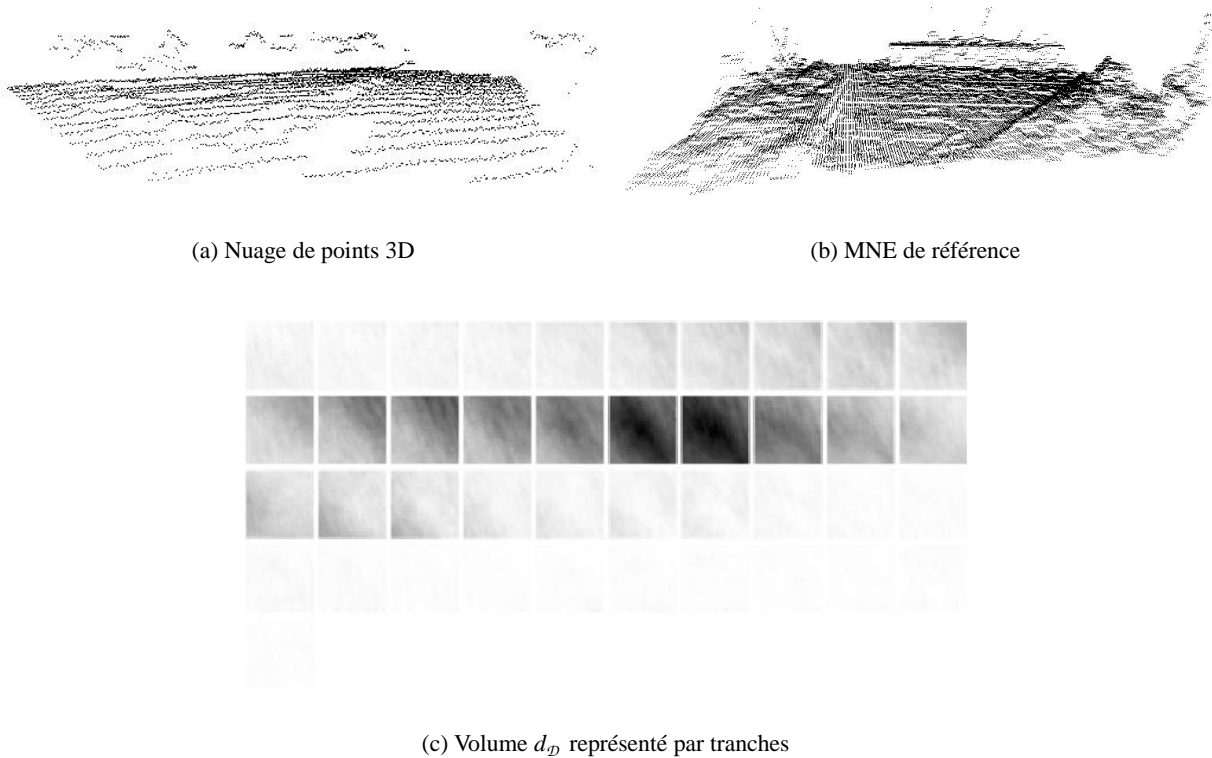


FIG. 5.3 – Distribution correspondant à un paysage présentant une invariance isotrope par translation.

L'approximation de la transformation globale par des translations locales sera d'autant plus pertinente que la scène étudiée contiendra de reliefs appropriés comme celui de la figure 5.5. Or, nous avons déjà mentionné que la précision en général d'un nuage de points laser était telle que le recalage précis sur une surface photogrammétrique ne s'entendait que sur des paysages contenant des structures stables et pérennes, comme c'est le cas en milieu urbain. De plus, notre méthodologie étant basée sur l'étude d'une distribution, un grand nombre d'échantillons sont nécessaires pour valider statistiquement la distribution empirique  $d_D$ , ce que l'on obtient avec une forte densité de points laser (description suffisamment fine

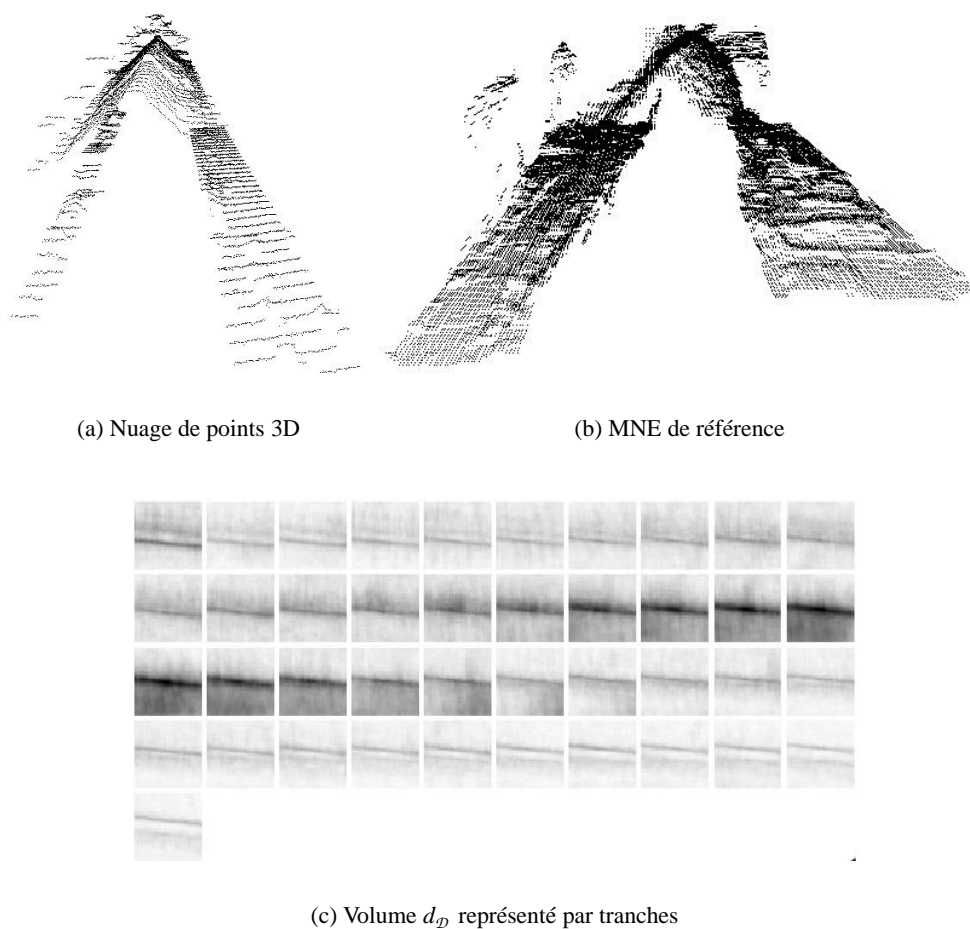


FIG. 5.4 – Distribution correspondant à un paysage présentant une invariance directionnelle par translation. Le morceau de surface ne contient qu’une seule rue bordée par un bâtiment.

des structures par rapport à la surface photogrammétrique). Les spécifications d’un vol laser étant directement liées aux applications envisagées, et donc aux types de paysages, les zones urbaines jouiront d’une densité de points plus élevée que les zones rurales pour des applications communes de reconstruction ou de calcul de MNT. Finalement, sous l’hypothèse urbaine, on considère que le parcours ou le pavage exhaustif d’une bande laser fournira suffisamment de reliefs appropriés, donc de mesures non erronées du maximum de  $d_D$ . Ainsi, sans affirmer formellement qu’il est illusoire de recalibrer des bandes laser sur un MNE de corrélation en utilisant la méthodologie développée en milieu purement rural, les expériences de recalage que nous avons menées le furent à partir de données urbaines où la correction est particulièrement visible.

La précision de l’approximation locale dépend avant tout de la résolution (ou de la densité) de la surface à recalibrer par rapport à celle de la surface de référence. Plus ces surfaces seront résolues, plus le recalage sera fin et la proximité des homologues améliorée. Dans le cas du recalage d’un nuage de points laser sur un MNE de corrélation, l’affectation d’un homologue MNE à un point laser ne peut être plus précise qu’à la moitié de la résolution du MNE. Pour prendre en compte cette incertitude sur l’homologue, le vote dans la table de distribution s’effectue selon une gaussienne d’écart type la résolution planimétrique de la distribution.

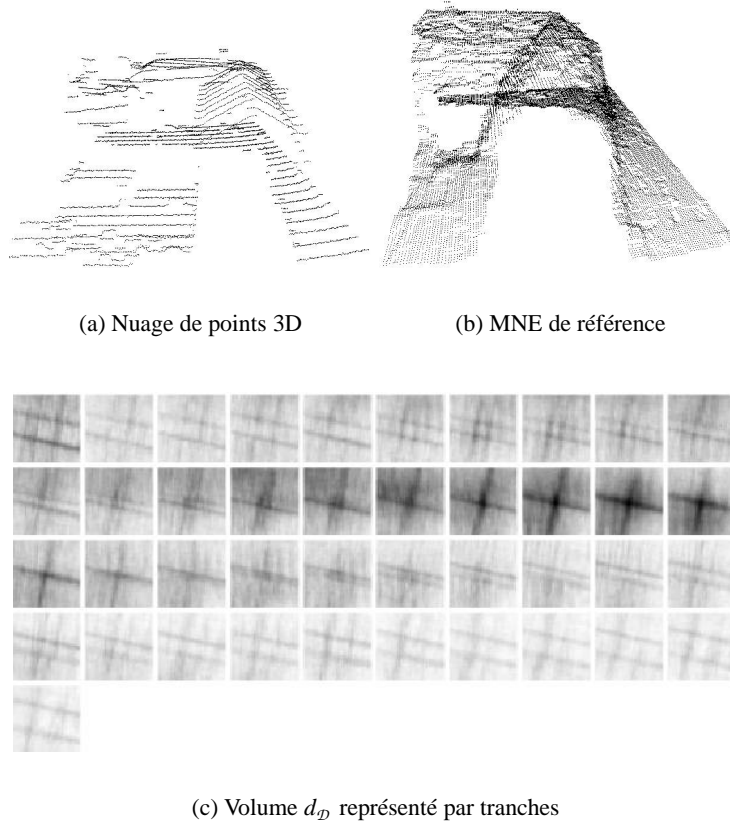


FIG. 5.5 – Distribution correspondant à un paysage topographique contraint en planimétrie (coin de bâtiment).

L'échantillonnage de la densité empirique  $d_D$  dépend du caractère régulier voire dense d'une des surfaces. Si on peut choisir arbitrairement la discrétisation de la densité selon la direction  $z$ , la précision planimétrique est contingentée par la résolution du MNE. La translation  $\mathbf{T}_{L_R}$  est définie comme le centre de la cellule de poids maximal de  $d_D$ . La disparité planimétrique entre deux vecteurs  $\vec{p}_j l_k$  et  $\vec{p}'_j l'_k$  de  $\mathcal{D}$  sera proportionnelle à la résolution du MNE ( $\vec{p}_j l_k - \vec{p}'_j l'_k = \vec{p}_j p'_j = (\gamma r_{MNE}, \gamma' r_{MNE}, \Delta(z_{MNE}))$ ) où  $\gamma, \gamma' \in \mathbb{N}$ ). La résolution planimétrique de  $d_D$  est donc imposée *de facto* par la résolution du MNE. Dans le cas du recalage de deux ensembles de points dont l'un est un sous-ensemble de l'autre (c'est le cas des simulations à venir), il suffira de **centrer**  $d_D$  sur les coordonnées planimétriques de  $\vec{p}_j l_k$  afin d'obtenir une approximation de meilleure qualité.

Une distribution théorique qui serait calculée à partir de deux sous-ensembles est, dans le cas de données réelles, bruitée non seulement par la non existence de points homologues vrais due à la différence d'échantillonnage des données, comme nous venons de le voir, mais aussi par le fait que les deux surfaces à recalcer soit ne décrivent pas exactement le même paysage (données acquises à des dates différentes), soit ne représentent pas le paysage de la même manière (les discontinuités sont beaucoup plus franches sur des données laser que sur des données photogrammétriques). L'effet de ce bruit "morphologique" se matérialise par une dispersion excessive des votes au-delà du décalage théorique. Malgré le lissage gaussien appliqué *a posteriori* à la distribution, nous avons remarqué sur des simulations que le maximum de la distribution ne correspondait pas toujours à la déformation théorique. Dans certains cas, bien que proche du maximum global, la déformation théorique ne constitue pas même un maximum local

de la distribution. Le critère le plus discriminant quant au choix de la translation locale consiste en un retour aux données par la calcul de l'erreur moyenne quadratique entre les points laser et la surface MNE (interpolation Plus Proche Voisin) pour les translations locales ayant recueilli le plus de votes<sup>2</sup>

L'ensemble des  $R$  est défini de manière à recouvrir l'emprise de la bande laser. L'implémentation actuelle considère un pavage de la bande laser, avec d'éventuels recouvrements entre  $R$  voisins. On pourrait envisager de définir une mesure de  $\mathbf{T}_{L_R}$  pour chaque point laser.

---

**Algorithme 7:** Recherche de morceaux de surfaces homologues
 

---

**Données :** MNE,  $\mathcal{N}$

**Début**

**Pour Tous les  $R$  Faire**

**Pour Chaque  $l_k \in \mathcal{N} \cap R$  Faire**

      Extraction de  $\mathcal{V}_{l_k} \subset \text{MNE}$

**Pour Chaque  $p_j \in \mathcal{V}_{l_k}$  Faire**  $\mathcal{D} \leftarrow \overrightarrow{p_j l_k}$

$\mathbf{T}_{L_R} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{t} \in \mathcal{D}} d_{\mathcal{D}}(\mathbf{t})$

**Fin**

---

### 5.3.3 Modélisation de la transformation

Nous avons vu dans la partie 5.2.3 que différentes modélisations ont été proposées pour corriger une bande de points laser dans le cadre du problème de l'ajustement. Elles le sont à la lumière de la géométrie d'acquisition. Le choix d'une rotation (même linéarisée) à dérive temporelle est parfaitement justifié d'après l'équation générale du laser 5.11, produit de transformations rigides. Ces modèles reviennent, pour les faibles angles (ce qui est pratiquement vérifié), à appliquer une correction polynomiale dépendant de la position 3D et du temps.

La mise en correspondance locale de morceaux de surface, effectuée sous les conditions décrites dans le paragraphe précédent, fournit un champ de déformations tridimensionnel entre la bande laser et le MNE de corrélation, qui pour l'instant, n'intègre pas la dépendance temporelle. Il est de plus discontinu à cause de la discrétisation de la distribution. L'approche que nous proposons consiste à estimer une transformation (isométrie ou affinité) au sein d'une fenêtre glissante le long de la bande laser (figure 5.6). Le choix de modéliser le mouvement local par une affinité est motivé par la prise en compte des distorsions pouvant apparaître dans le nuage final, dont la source ne peut réellement être identifiée. La fenêtre glissante simulera l'évolution du mouvement au cours du temps. Une transformation sera estimée à chaque étape à partir des plans tangents de  $\mathcal{M}$  calculés précédemment. Cette démarche ajoute au modèle un nombre de degrés de liberté égal au nombre de fenêtres glissantes nécessaires pour couvrir la bande entière.

Compte tenu de la géométrie d'une bande laser, nous fixons la largeur  $w$  de la fenêtre glissante à la largeur de la bande. Sa longueur  $L$  le long de l'axe de vol est paramétrée linéairement par sa largeur. On pose

$$L = aw, a \in \mathbb{R}^{+*} \quad (5.19)$$

---

<sup>2</sup>en pratique, on analyse les 10 plus fortes valeurs de la distribution pour choisir la translation locale correspondant à l'erreur moyenne quadratique minimale.



Cette fenêtre évolue selon un pas constant  $k > 0$ . On préfère cependant introduire un pourcentage de recouvrement  $\zeta = 1 - \frac{1}{L}$  en imposant  $\zeta > 0.5$  afin que chaque point de la bande soit vu au moins deux fois par deux fenêtres différentes au cours du processus de correction. En effet, une correction propre à chaque transformation (donc indépendante d'une fenêtre sur l'autre) est proposée aux points 3D. En fonction de  $\zeta$ , un point aura  $E[\frac{1}{1-\zeta}]$  corrections, où  $E$  désigne la partie entière. Afin d'assurer une continuité de la correction de la bande, le point final sera la moyenne pondérée des différentes corrections. La fonction de pondération  $\mathcal{W}$  doit traduire le fait que la correction d'un point sera "meilleure" s'il se trouve à une distance  $d$  faible de l'axe médian transversal à la direction de vol. Une première forme de  $\mathcal{W}$  linéaire en fonction de  $d$  n'a pas fourni de résultat satisfaisant. Notre choix s'est porté sur une fonction de pondération de type gaussienne dépendant de  $d$  et du pourcentage de recouvrement inter-fenêtres. On définit donc  $\mathcal{W}$  par

$$\mathcal{W}(d) = e^{-\left(\frac{d}{k}\right)^2} = e^{-\left(\frac{d}{L(1-\zeta)}\right)^2} \quad (5.20)$$

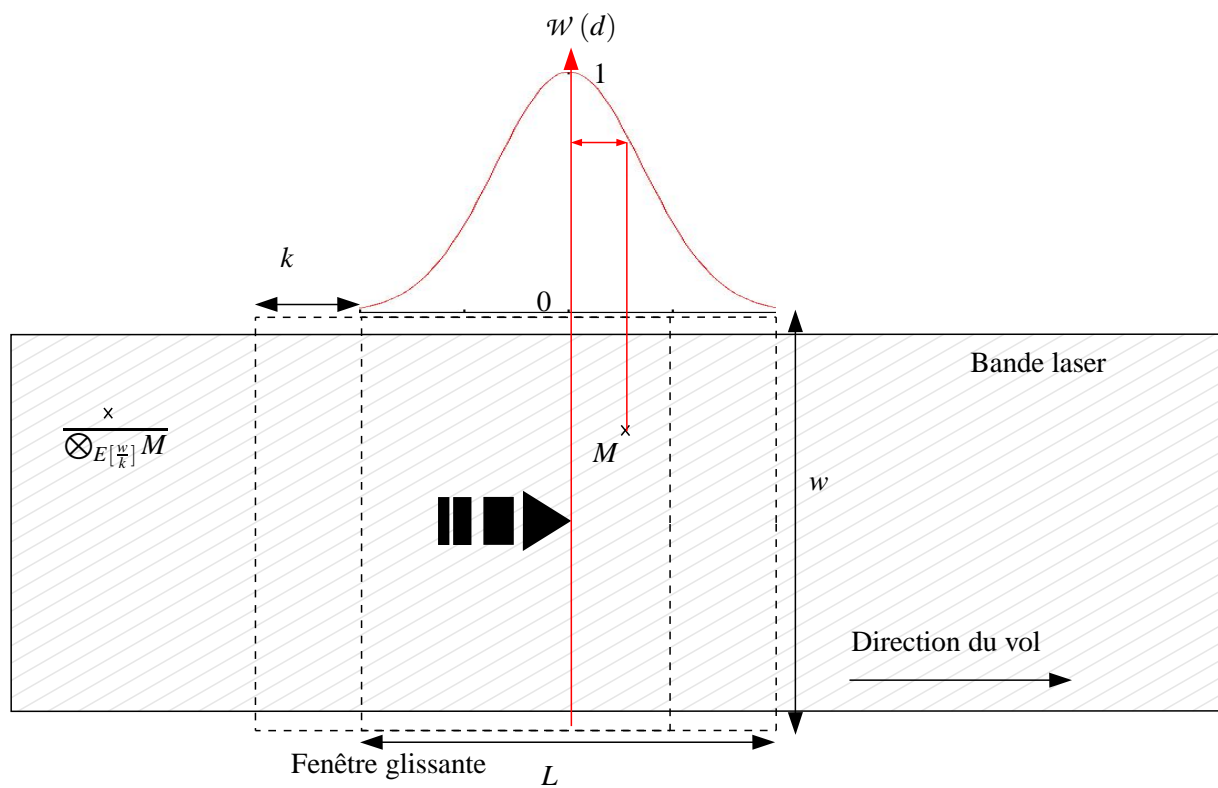


FIG. 5.6 – Schéma de la correction par fenêtre glissante le long de l'axe de vol.

## 5.4 Simulation

### 5.4.1 Description

La simulation consiste à appliquer une déformation paramétrique connue à la surface de référence puis à appliquer successivement les algorithmes de mise en correspondance et de modélisation. Nous avons extrait du MNE de référence une bande de 240 m de largeur sur 1,5 km de longueur (figure 5.7) afin de

s'approcher au plus près de la géométrie d'acquisition des systèmes laser. La bande extraite est ensuite sous-échantillonnée aléatoirement pour atteindre une densité de  $10 \text{ points}/m^2$ . Une déformation, dont les paramètres peuvent évoluer au cours du temps, est enfin appliquée le long de l'axe de vol, l'origine des temps étant fixée à l'abscisse minimale des points projetés sur l'axe de vol.

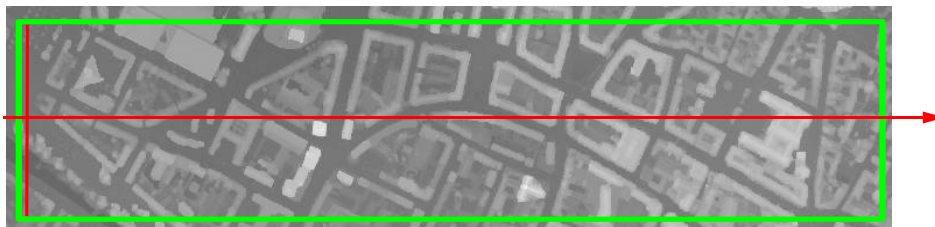


FIG. 5.7 – Emprise cartographique de la bande laser simulée (en vert) à partir de point MNE sous-échantillonné. La densité moyenne du nuage de points est de  $10 \text{ points}/m^2$ . L'origine des temps est fixée à l'origine du repère (en rouge).

Les transformations simulées sont basées sur l'évolution temporelle des paramètres rotatifs d'une isométrie. La première simulation considère une évolution temporelle **linéaire** de l'isométrie dont une formulation est donnée dans le tableau 5.1 (simulation 1) tandis que la seconde considère une évolution **sinusoïdale** (simulation 2, tableau 5.1). Ces simulations ont été initialisées avec les paramètres suivants :

$$\omega_{t_0} = 0.15^\circ, \omega_{\Delta t} = -0.15^\circ, \phi_{t_0} = 0.01^\circ, \phi_{\Delta t} = -0.01^\circ, \kappa_{t_0} = -0.03^\circ, \kappa_{\Delta t} = 0.03^\circ$$

où l'indice  $\Delta t$  matérialise la date finale de la simulation. Aux variations temporelles des paramètres liés à la rotation, nous avons adjoint un biais constant de  $10 \text{ cm}$  (resp.  $-5 \text{ cm}$  et  $5 \text{ cm}$ ) selon l'axe des  $x$  (resp. de  $y$  et de  $z$ ).

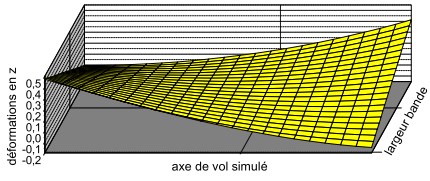
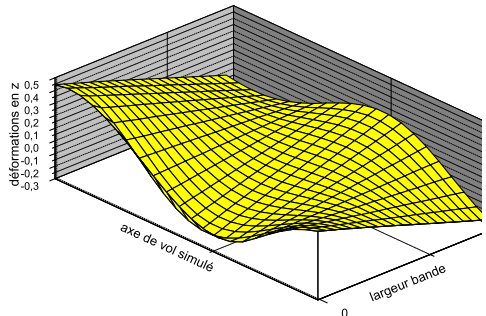
En ce qui concerne l'application de la méthode de correction par fenêtre glissante et dans le cadre des simulations, les paramètres suivants ont été utilisés : des morceaux de surfaces de  $5 \text{ m} \times 5 \text{ m}$  contenant environ 250 points ont été extraits tous les  $5 \text{ m}$  (résolution du pavage). La résolution du MNE de référence est ici de  $25 \text{ cm}$ . La résolution de la distribution  $d_D$  en  $z$  est de  $5 \text{ cm}$ . Il parut en outre pertinent de comparer la modélisation que nous présentons dans ce chapitre à d'autres, notamment celle de *Kilian* et de *Behan*, en fonction de la nature de la dépendance temporelle des déformations.

## 5.4.2 Résultats et Interprétation

La transformation globale calculée à la suite de l'algorithme de recalage se présente sous la forme d'un champ 3D de déformations. La figure 5.8 est un exemple de résultats correspondant au champ de déformations calculé à partir de la simulation 1 puis projeté sur le MNE de référence (en fond). La composante  $z$  du champ 3D est représenté par le niveau de gris.

De manière générale, l'algorithme présenté permet de calculer un champ de déformation très proche de celui des déformations théoriques. Plus précisément, nous avons comparé trois profils correspondant aux simulations 1 et 2 le long de l'axe de vol : un profil central (B) et deux profils latéraux (A et C) que nous présentons sur la figure 5.10. Les composantes des translations locales issues de la recherche de morceaux de surface homologues sont représentées en pointillés gris.

On remarque que la composante altimétrique de l'approximation linéaire de la transformation est discrétisée selon le pas d'échantillonnage en  $z$  de la distribution  $d_D$ . Les composantes planimétriques sont par contre pratiquement continues grâce au centrage de la distribution (§5.3.2). En faisant abstraction des effets d'*aliasing* (les champs de déformations sont des images trois canaux), la modélisation par fenêtre glissante et affinité proposée convient aussi bien pour des évolutions temporelles linéaires des

Simulation 1	$\omega(t) = \frac{\omega_{\Delta t} - \omega_{t_0}}{\Delta t} t + \omega_{t_0}$ <hr/> $\phi(t) = \frac{\phi_{\Delta t} - \phi_{t_0}}{\Delta t} t + \phi_{t_0}$ <hr/> $\kappa(t) = \frac{\kappa_{\Delta t} - \kappa_{t_0}}{\Delta t} t + \kappa_{t_0}$	
Simulation 2	$\omega(t) = \omega_{t_0} \cos(2\pi \frac{t-t_0}{\Delta t})$ <hr/> $\phi(t) = \phi_{t_0} \cos(2\pi \frac{t-t_0}{\Delta t})$ <hr/> $\kappa(t) = \kappa_{t_0} \cos(2\pi \frac{t-t_0}{\Delta t})$	

TAB. 5.1 – Variations temporelles des paramètres de la rotation au cours des simulations. La colonne de droite représente les déformations théoriques subies par la bande le long de l'axe de vol.

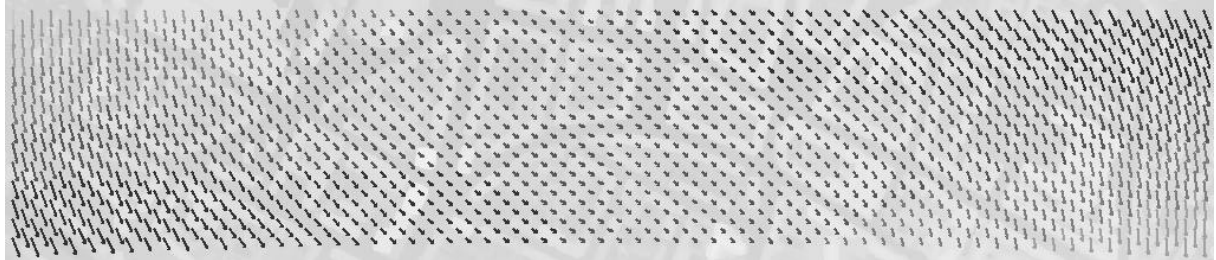


FIG. 5.8 – Champ de déformations calculé pour la simulation 1.

paramètres d'une isométrie (simulation 1) que pour des variations plus complexes (simulation 2). Diverses combinaisons des paramètres  $a$  et  $\zeta$  ont également été testées afin de quantifier leur influence sur la qualité de la modélisation finale. Les trois composantes  $x$ ,  $y$  et  $z$  des déformations pour la simulation 2 ont été séparées puis analysées sous la forme d'un écart moyen quadratique ( $emq$ ) où, si  $D_x, D_y$  et  $D_z$  (resp.  $D_x^{théorique}, D_y^{théorique}$  et  $D_z^{théorique}$ ) sont les déformations calculées (resp. théoriques), on a :

$$emq_x = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (D_x - D_x^{théorique})^2} \quad emq_y = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (D_y - D_y^{théorique})^2} \quad emq_z = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (D_z - D_z^{théorique})^2}$$

La figure 5.9 rassemble les résultats de ces expériences. Il semble que les paramètres  $a$  et  $\zeta$  aient peu d'influence sur le comportement global de la modélisation en matière d' $emq$ . L' $emq$  en planimétrie est de

l'ordre de  $3\text{ mm}$  quelque soit les valeurs du couple  $(a, \zeta)$  et de  $5\text{ mm}$  selon la composante  $z$ , de l'ordre du pas de discrétisation de la distribution. Ces conclusions, nous le verrons, ne s'appliquent pas directement aux données réelles pour lesquelles les mêmes expériences seront faites.

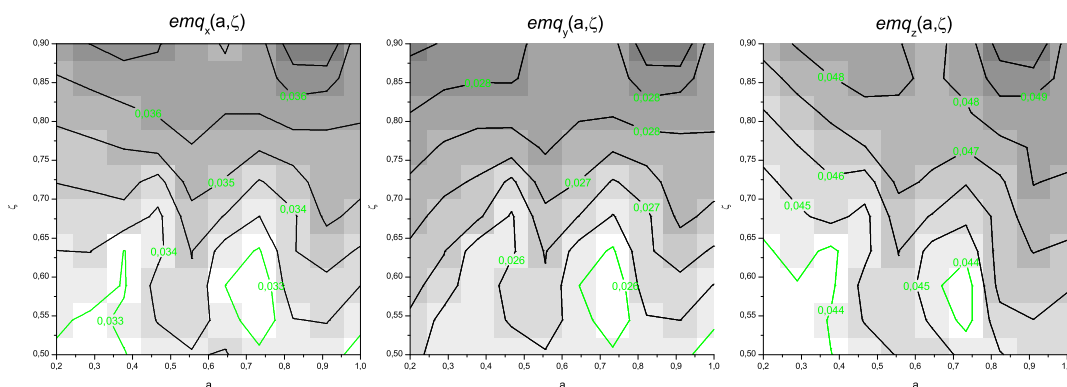
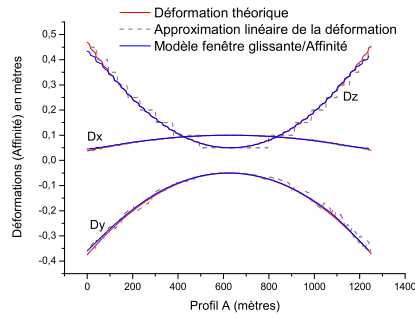


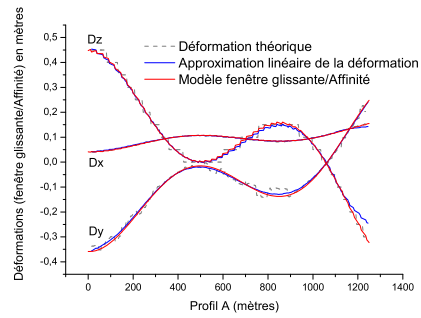
FIG. 5.9 – Variations d' $emq$  entre les déformations théoriques (simulation 2) et leur modélisation par l'algorithme présenté en fonction des valeurs du couple  $(a, \zeta)$

Les modèles jusque-là utilisés pour la mise en géométrie des bandes laser se présentent le plus souvent sous la forme d'une correction polynomiale, incluant parfois une dépendance temporelle linéaire. Nous avons comparé ces modélisations globales (celles de *Kilian* à 12 paramètres et celle de *Behan/Vosselman* à 9 paramètres) à notre approche. En reprenant l'analyse des mêmes profils que sur la figure 5.10, nous présentons sur les figures 5.11 et 5.12 les résultats de la comparaison. Lorsque l'évolution temporelle des déformations est linéaire, les trois modèles testés sont équivalents, ceux de *Kilian* et de *Behan/Vosselman* étant plus simples que celui par fenêtre glissante. Cependant, quand il s'agit de modéliser des déformations à évolution temporelle non linéaire, on remarque que les modèles de *Kilian* et de *Behan/Vosselman* sont éloignés des déformations théoriques, ne prenant pas en compte les déformations locales.

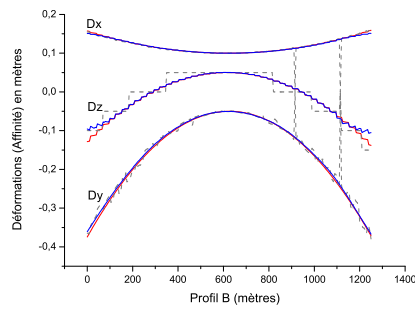
Pour conclure, il semble que la mise en correspondance de surface soit une approximation satisfaisante par plans tangents d'une déformation globale *a priori* inconnue. La modélisation par fenêtre glissante permet en outre d'inclure dans un mouvement global des distorsions locales, ce que ne permettent pas d'autres modèles globaux.



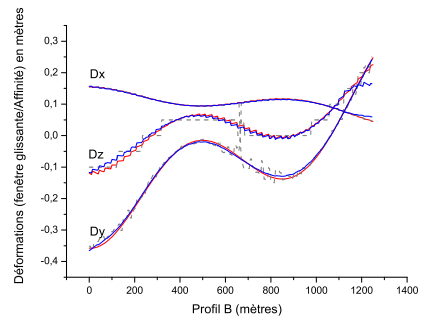
(a) Simulation 1. profil A. Modèle FG Affinité



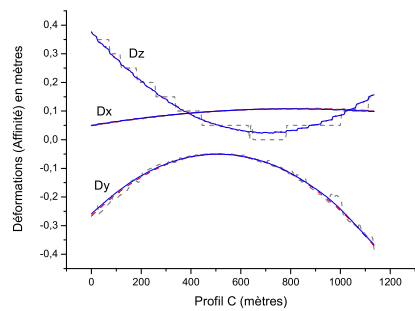
(b) Simulation 2. profil A. Modèle FG Affinité



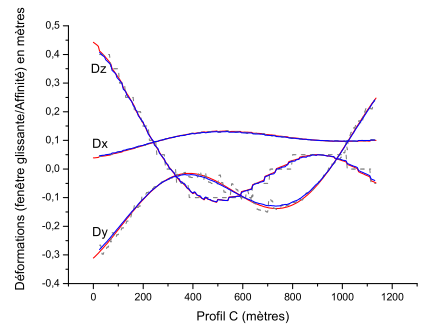
(c) Simulation 1. profil B. Modèle FG Affinité



(d) Simulation 2. profil B. Modèle FG Affinité

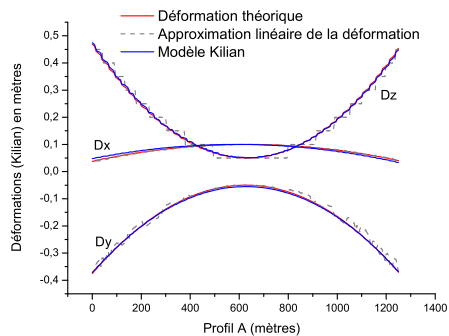


(e) Simulation 1. profil C. Modèle FG Affinité

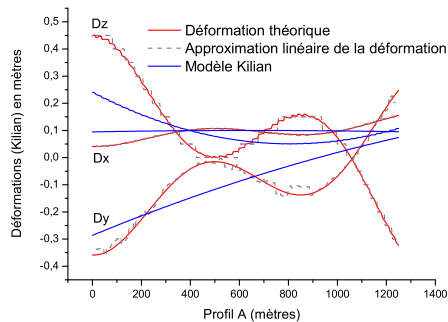


(f) Simulation 2. profil C. Modèle FG Affinité

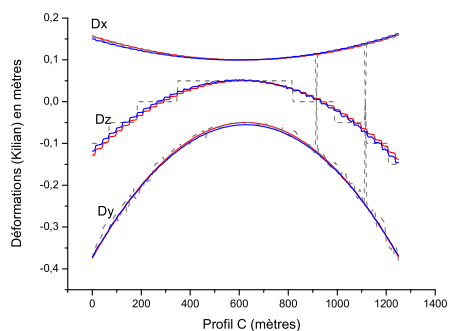
FIG. 5.10 – Profils des déformations selon la simulation 1 (a,c,e) et la simulation 2 (b,d,f). Modélisation des mouvements par le modèle fenêtre glissante (FG) en estimant une affinité.  $D_x$ ,  $D_y$ ,  $D_z$  correspondent aux composantes  $x$ ,  $y$  et  $z$  de la déformation.



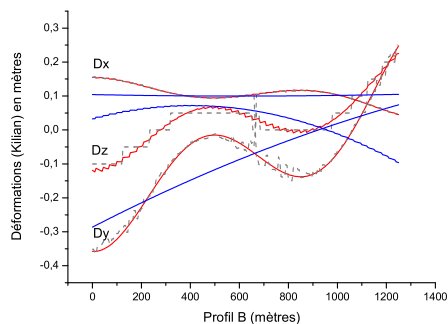
(a) Simulation 1. profi 1 A. Modèle de Kilian



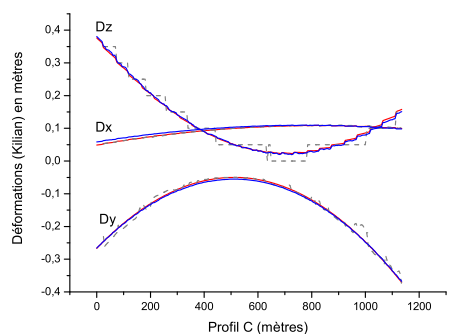
(b) Simulation 2. profi 1 A. Modèle de Kilian



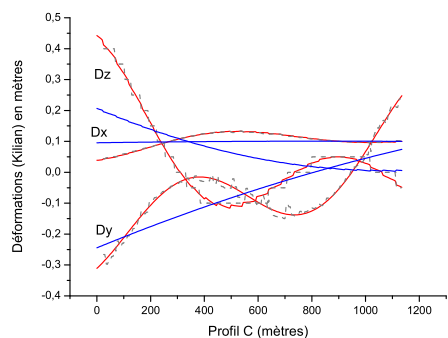
(c) Simulation 1. profi 1 B. Modèle de Kilian



(d) Simulation 2. profi 1 B. Modèle de Kilian

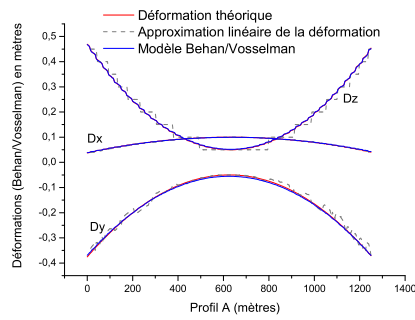


(e) Simulation 1. profi 1 C. Modèle de Kilian

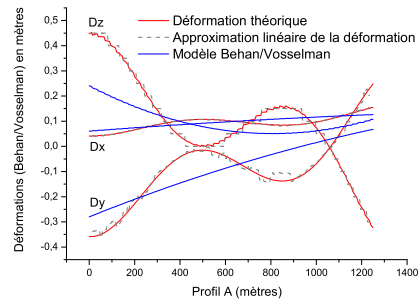


(f) Simulation 2. profi 1 C. Modèle de Kilian

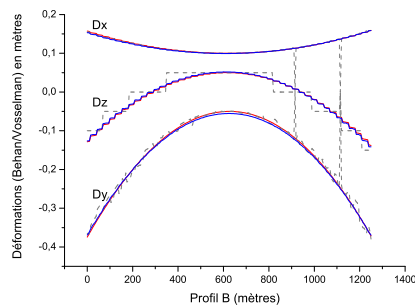
FIG. 5.11 – Profils des déformations selon la simulation 1 (a,c,e) et la simulation 2 (b,d,f). Modélisation des mouvements par le modèle de **Kilian**.  $D_x, D_y, D_z$  correspondent aux composantes  $x, y$  et  $z$  de la déformation.



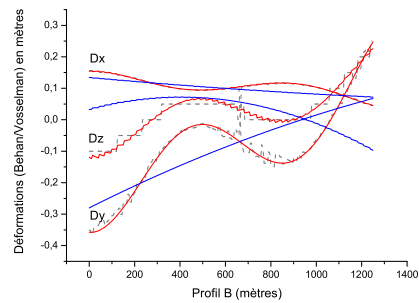
(a) Simulation 1. profil A. Modèle de Behan/Vosselman



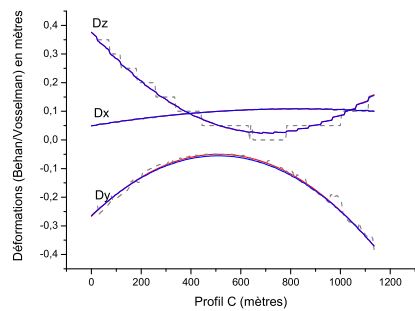
(b) Simulation 2. profil A. Modèle de Behan/Vosselman



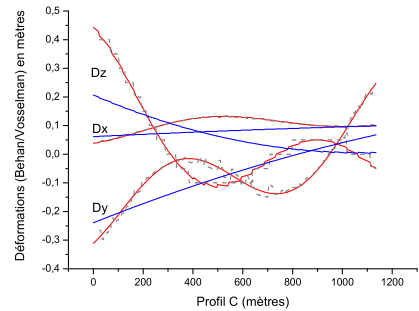
(c) Simulation 1. profil B. Modèle de Behan/Vosselman



(d) Simulation 2. profil B. Modèle de Behan/Vosselman



(e) Simulation 1. profil C. Modèle de Behan/Vosselman



(f) Simulation 2. profil C. Modèle de Behan/Vosselman

FIG. 5.12 – Profils des déformations selon la simulation 1 (a,c,e) et la simulation 2 (b,d,f). Modélisation des mouvements par le modèle de **Behan/Vosselman**.  $D_x, D_y, D_z$  correspondent aux composantes  $x, y$  et  $z$  de la déformation.

## 5.5 Evaluation sur des données laser réelles

Nous présentons dans cette partie quelques résultats sur des données laser réelles du chantier Amiens. La correction a été appliquée sur une partie des bandes correspondant au centre ville. On étudiera l'influence des paramètres  $a$  et  $\zeta$  ainsi que la forme du modèle estimé au sein de la fenêtre glissante (isométrie ou affinité), puis nous comparerons les déformations à celles obtenues en appliquant les modèles de *Kilian* et de *Behan/Vosselman*.

La figure 5.13(a) représente le champ de déformation calculé par la mise en correspondance locale de morceaux de surfaces de  $30\text{ m} \times 30\text{ m}$  (résolution du pavage  $20\text{ m}$ ). La composante  $z$  des translations 3D est représentée par le niveau de gris reprenant pour cette figure le pas d'échantillonnage de la distribution. Le champ de déformation modélisé (et continu) par fenêtres glissantes et affinités est représenté sur la figure 5.13(b). La composante  $z$  est maintenant continue. Nous avons échantillonné ces valeurs sur 20 niveaux de gris. On y remarque de fortes non linéarités aussi bien sur les composantes planimétriques qu'altimétriques. L'apport du recalage entre les points laser et le MNE est quantifié par le calcul d'une *emq* globale. Dans le cas précis du jeu de données étudié ici (dénommé bande 12), l'*emq* globale passe de  $3,37\text{ m}$  à  $3,22\text{ m}$ . On a représenté sur la figure 5.14 trois profils caractéristiques des performances géométriques de l'algorithme de recalage. Afin de rendre les résultats visuellement plus significatifs, les points laser ont été translétés, en plus du décalage réel existant, du vecteur  $(-1\text{ m}, 1\text{ m}, -1\text{ m})$ .

Étudions maintenant l'influence du couple  $(a, \zeta)$  sur l'*emq* globale. Deux bandes laser adjacentes (dénommées bande 12 et bande 13) ont été analysées. La figure 5.15 présente sur les bandes 12 et 13 les variations d'*emq* globale en fonction de  $\zeta$ , de  $a$  et de la transformation estimée au sein des fenêtres glissantes successives, à savoir des affinités ou des isométries. Pour chaque  $\zeta \in \{0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9\}$ , des valeurs de  $a \in \{0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9; 1\}$  ont été évaluées.

On remarque que l'*emq* globale est améliorée d'une valeur sensiblement égale pour chaque bande quelque soient les valeurs du couple  $(a, \zeta)$  et que la transformation estimée soit une affinité ou une isométrie. Ces résultats laissent entendre que les paramètres  $a$  et  $\zeta$  ne sont pas des paramètres critiques de l'algorithme. Or, si la transformation estimée a effectivement peu d'influence sur le champ de déformation,  $a$  et  $\zeta$  ont une influence locale non négligeable qui ne s'exprime pas par un facteur global d'*emq*. La figure 5.16 représente les valeurs minimales et maximales du gain local (au niveau de la fenêtre glissante) d'*emq* entre données laser brutes et données recalées sur le MNE en fonction de  $a$  et de  $\zeta$ . On remarque que l'amplitude des variations diminue quand  $a$  augmente, quelque soit le taux de recouvrement  $\zeta$  et la transformation estimée. Mais dans le même temps, plus  $\zeta$  augmente, plus le gain local d'*emq* pour des faibles valeurs de  $a$  est négatif (l'*emq* est plus forte après la correction, on a donc augmenté le décalage). Le fait que les variations d'*emq* locale augmentent avec  $\zeta$  de manière proportionnelle explique que l'*emq* globale soit constante pour tous les  $\zeta$ . En termes de déformations, il semble que l'influence du coefficient  $a$  soit supérieure à celle du taux de recouvrement  $\zeta$ . Cela signifie que les transformations successives estimées sont proches et que l'écart type des points corrigés au sein des fenêtres glissantes (avant d'en prendre la moyenne pondérée) est faible.

On montre sur les profils<sup>3</sup> 5.17 et 5.18 l'influence de  $a$  sur les déformations des bandes 12 et 13. Elles se régularisent à mesure que  $a$  augmente tout en gardant un aspect non linéaire. Nous avons vu sur la figure 5.16 que de faibles valeurs de  $a$  peuvent entraîner une augmentation locale du décalage entre les deux nuages de points (*emq* négatives). Parallèlement, on observe nombre d'oscillations des déformations le long des profils pour des faibles valeurs de  $a$ . Il semble donc que ces oscillations n'aient pas de caractère physique et ne soient que des artefacts introduits par la méthode de modélisation. Ainsi, aux faibles

<sup>3</sup>Les profils A,B,C sont parallèles à l'axe de vol. Le profil D est transversal.

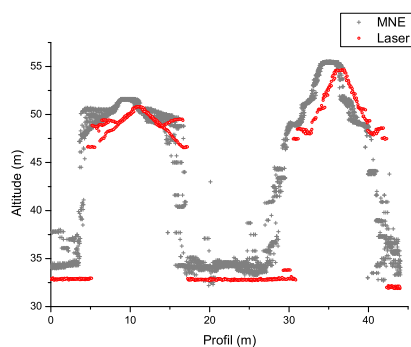




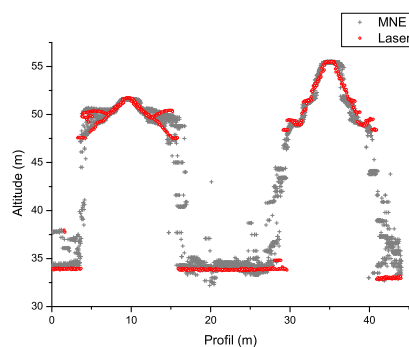
FIG. 5.13 – Champ de déformation mesuré et modélisé pour le recalage d’une bande laser sur un MNE photogrammétrique.

valeurs de  $a$  (aspect très local des déformations), on préférera un recalage toujours pertinent, c’est-à-dire choisir un  $a$  générant des variations positives d’ $emq$  locale ( $a \geq 0,5$  et  $\zeta \leq 0,7$ ). Une courbe de déformation régulière assurera un gain d’ $emq$  local (même s’il n’est pas optimal) en tenant compte d’éventuelles distorsions. Notons enfin que si la spécificité des isométries n’est pas mise en évidence au niveau de l’ $emq$  globale, il est au contraire bien visible au niveau des variations d’ $emq$  locales (figure 5.16(b) et 5.16(d)) devenant supérieures à celles obtenues par les affinités et surtout plus souvent négatives. On retrouve le caractère rigide de la transformation.

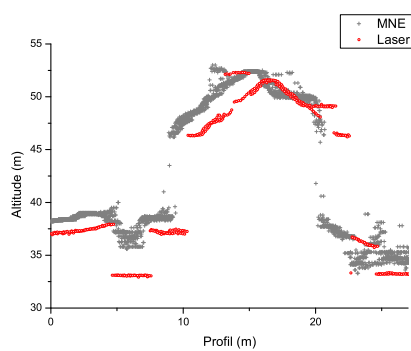
La comparaison sur des données réelles du modèle par fenêtres glissantes et affinités et des modèles polynomiaux de *Kilian* et *Behan/Vosselman* fait apparaître le même comportement que celui constaté sur la simulation 2 du paragraphe précédent, à savoir que ces modélisations ne prennent pas en compte les distorsions locales. Si elles peuvent sembler faibles sur les profils présentés, elles se manifestent par une augmentation de l’ $emq$  globale par rapport à la valeur initiale. Les modèles de *Kilian* et de *Behan* (somme toute très proches) ne sont donc par adaptés à une correction précise des données.



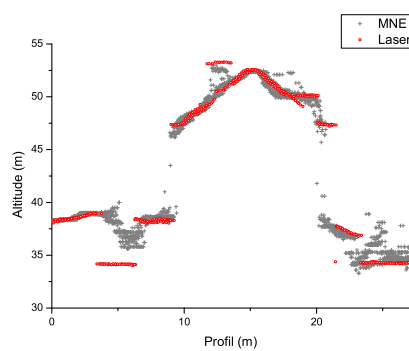
(a) Avant recalage



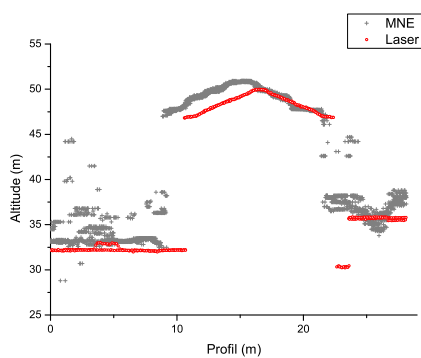
(b) Après recalage



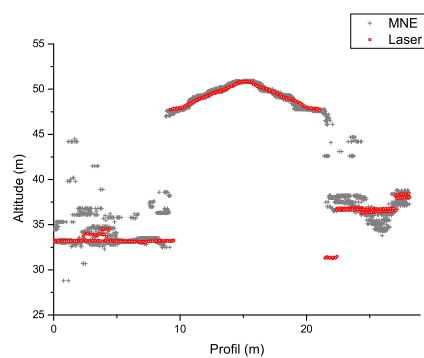
(c) Avant recalage



(d) Après recalage



(e) Avant recalage



(f) Après recalage

FIG. 5.14 – Profils de points MNE (gris) et de points laser (rouge) **avant** et **après** le recalage mutuel des surfaces.

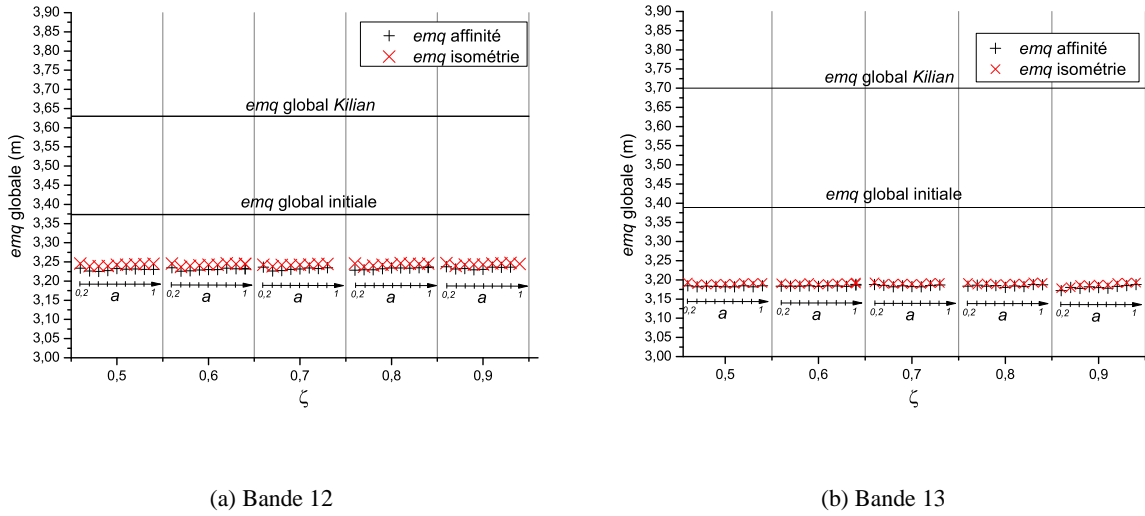


FIG. 5.15 – Variations d'*emq* globales en fonction des valeurs du couple  $(a, \zeta)$ .

Les mesures locales de mise en correspondance sont discrétisées à la valeur du pas d'échantillonnage de la distribution  $d_D$ . Nous avons vu que la discrétisation en planimétrie était contingentée par la résolution du MNE. L'erreur est donc au maximum de la moitié de la résolution du MNE, s'il est dense et si la structure à mettre en correspondance n'est pas périodique à l'intérieur du morceau de surface. Pour tester la répétitivité de la méthodologie sur des données réelles, nous avons appliqué plusieurs translations globales à la bande 12 et analysé les résultats en termes de robustesse. Le calcul, pour chaque translation globale  $\Lambda$ , de la moyenne des erreurs  $\bar{e}$  entre les déformations modélisées à  $\Lambda = 0$  ( $D^{\Lambda=0}$ ) et celles modélisées à  $\Lambda$  auxquelles on a simplement soustrait la translation  $\Lambda$ , fournit un facteur de répétitivité pertinent. On a :

$$\bar{e}_x(\Lambda) = \left\| \frac{1}{n} \sum (D_x^{\Lambda=0} - D_x^\Lambda - \Lambda_x) \right\| \quad \bar{e}_y(\Lambda) = \left\| \frac{1}{n} \sum (D_y^{\Lambda=0} - D_y^\Lambda - \Lambda_y) \right\| \quad \bar{e}_z(\Lambda) = \left\| \frac{1}{n} \sum (D_z^{\Lambda=0} - D_z^\Lambda - \Lambda_z) \right\|$$

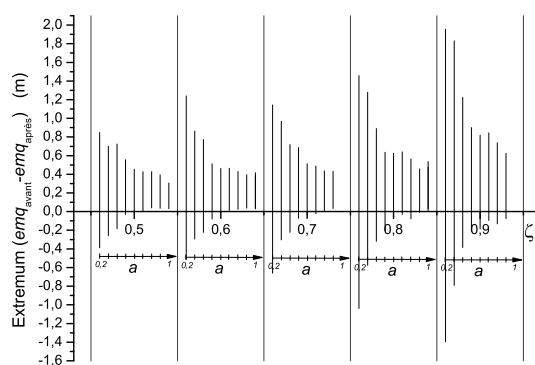
La figure 5.20 représente la moyenne des écarts par composante en fonction de la translation  $\Lambda$  appliquée. On remarque que l'écart sur la composante altimétrique est proche de zéro tandis que l'écart en planimétrie reste inférieur à 10 cm, moitié de la résolution du MNE.

Les déformations 3D calculées sur les exemples des bandes 12 et 13 ont-elles une explication physique ? D'abord, cette fonction de recalage est **relative** à la surface de référence, ici, le MNE de corrélation. Elle n'a donc pas de valeur **absolue**. Dans ce cas, peut-on lier ces déformations aux sources d'erreurs des systèmes laser ? Il semble que ce lien soit difficile à mettre en œuvre<sup>4</sup> directement, ne disposant pas des données d'attitude de l'avion au moment de l'acquisition.

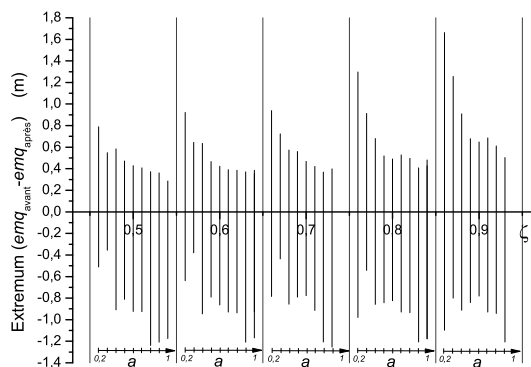
## 5.6 Conclusion

Le problème du recalage entre deux surfaces topographiques issues de données lidar et de processus de corrélation d'images se heurte à trois difficultés : D'abord, les géométries d'acquisition des deux systèmes sont physiquement très différentes. L'aspect temporel des dérives de la trajectographie n'est pas

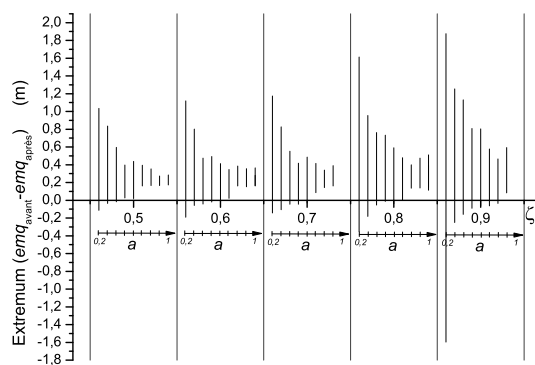
<sup>4</sup>hypotheses non fi ngo.



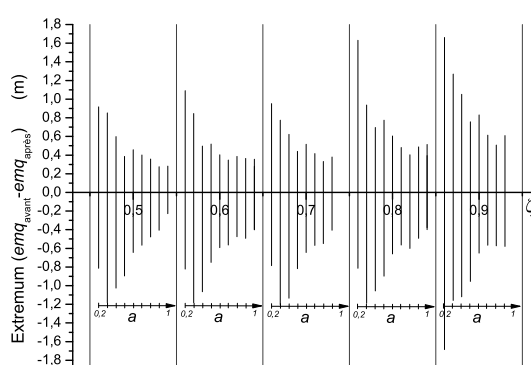
(a) Bande 12 - Affinité



(b) Bande 12 - Isométrie



(c) Bande 13 - Affinité

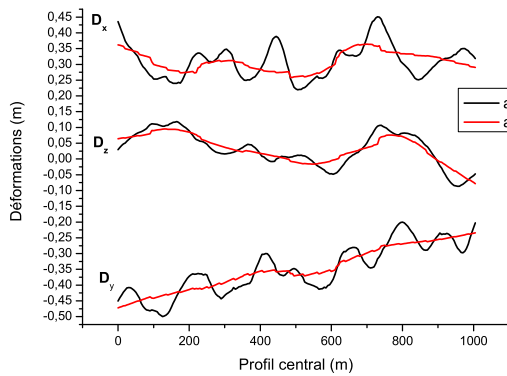


(d) Bande 13 - Isométrie

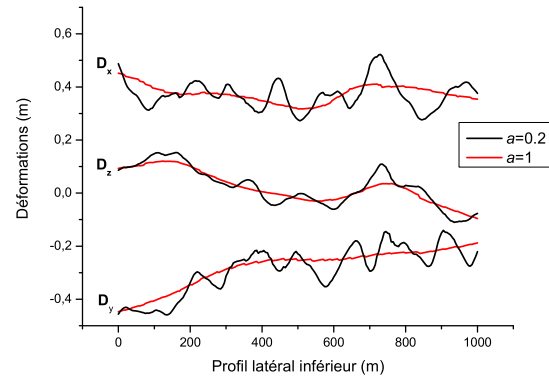
FIG. 5.16 – Extrema des gains d' $emq$  locales au niveau de la fenêtre glissante en fonction des valeurs du couple  $(a, \zeta)$  et de la transformation estimée, pour les bandes 12 et 13.

autant compensé sur les lidars qu'il ne l'est au cours d'une aérotriangulation traditionnelle par *bundle adjustment*. Puis, l'aspect des données laser étant purement ponctuel, à la différence du pixel photogramétrique qui est constant sur l'étendue de sa résolution, il est impossible de mettre en correspondance des points 3D, comme c'est traditionnellement le cas. Il faut alors soit extraire des invariants topographiques, soit choisir une stratégie plus globale de mise en correspondance de surfaces. Enfin, les données à recaler étant exogènes, un **même** paysage ne sera pas représenté de la même manière par un système altimétrique laser que par le résultat d'une estimation de processus de corrélation. Il s'agissait donc dans ce chapitre de recaler des surfaces morphologiquement proches et non parfaitement semblables.

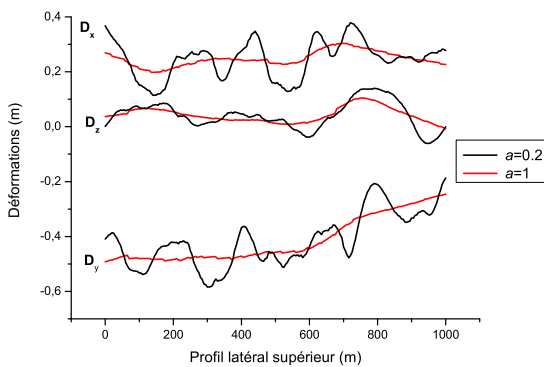
Nous y avons présenté une solution algorithmique de recalage de données laser sur un MNE photogramétrique, adapté à la géométrie d'acquisition par bande laser. Une première partie concerne la mise en correspondance de morceaux de surfaces homologues entre les deux surfaces basée sur l'analyse de la distribution d'un ensemble de vecteurs par lequel les morceaux de surface sont potentiellement homologues. Contrairement aux approches développées dans la littérature (Fil02), nous ne faisons pas d'hy-



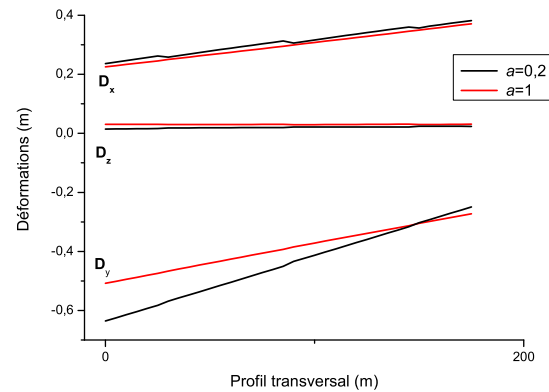
(a) Profil B - Bande 12



(b) Profil A - Bande 12



(c) Profil C - Bande 12

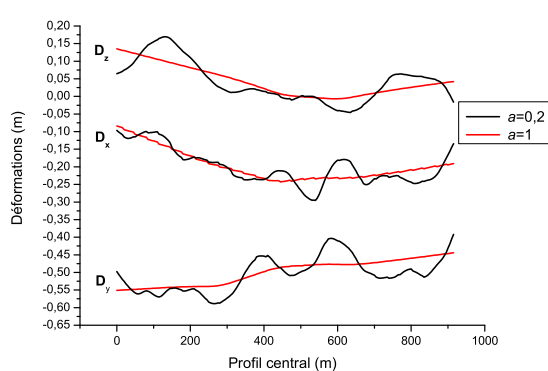


(d) Profil D - Bande 12

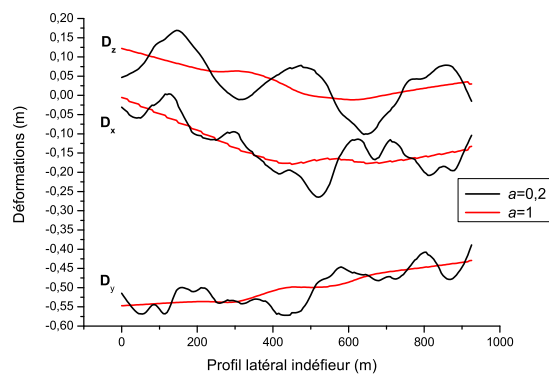
FIG. 5.17 – Analyse des déformations en fonction de  $a$  ( $\zeta = 0.6$ ) sur 4 profils de la bande 12.

pothèse sur la nature des éléments à mettre en correspondance. Même si la pertinence des homologues dépend de la topographie des morceaux de surfaces à mettre en correspondance, la multiplication des observations nous assure une redondance suffisante pour l'estimation d'un mouvement de déformation continu. Nous avons ensuite introduit un mécanisme de correction de la bande laser par un processus de fenêtre glissante le long de la bande dans laquelle une transformation est estimée à partir des homologues précédemment calculés. La comparaison de notre approche avec les modèles existants (BMV) (KHE96) a confirmé la modélisation plus souple de la fenêtre glissante sur les dépendances temporelles des déformations en prenant en compte les distorsions locales de la bande. La validité de la méthodologie a été testée sur des déformations simulées.

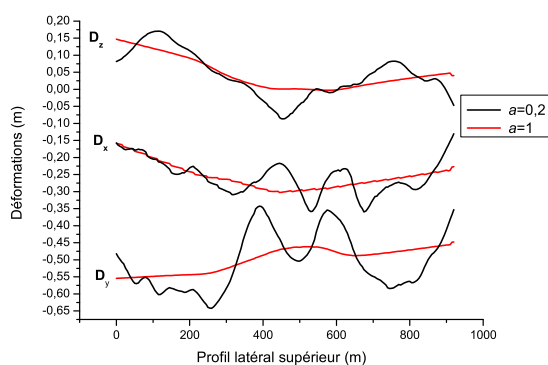
L'algorithme fonctionne de manière exhaustive sur la totalité de la bande laser, indépendamment de la morphologie de la surface et de la répartition spatiale des points laser. Or, nous l'avons constaté, il serait plus pertinent de focaliser la mise en correspondance sur des éléments stables et pérennes, typiquement les éléments bâtis de sursol, afin d'optimiser la ressemblance morphologique. L'introduction d'un



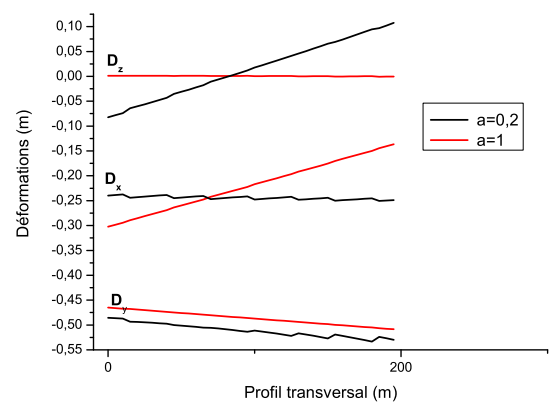
(a) Profil l B - Bande 13



(b) Profil l A - Bande 13



(c) Profil l C - Bande 13



(d) Profil l D - Bande 13

FIG. 5.18 – Analyse des déformations en fonction de  $a$  ( $\zeta = 0.6$ ) sur 4 profils de la bande 13.

masque de végétation, ou d'une classification des points laser sursol en bâtiment et végétation, ôterait les mises en correspondance des surfaces trop dissemblables.

Nous avons particulièrement travaillé sur des paysages urbains, ce sont sans doute ceux-ci qui méritent le plus de précision pour l'utilisation jointe laser et image. Cependant, il n'est pas exclu que la mise en correspondance de morceaux de surface fonctionne en paysage rural présentant du relief. Il suffira que la superficie de ces morceaux de surfaces soit suffisamment importante pour englober des reliefs caractéristiques selon les deux directions planimétriques.

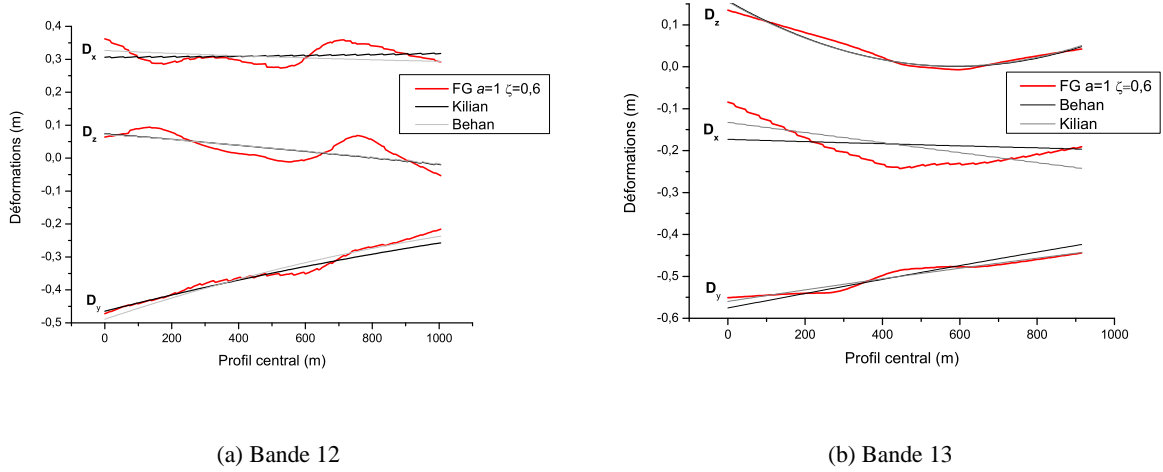


FIG. 5.19 – Comparaison d’un profil central des déformations selon les trois composantes le long de l’axe de vol modélisés successivement par fenêtres glissantes et affinités, par le modèle de *Kilian* à 12 paramètres et par le modèle de *Behan* à 9 paramètres.

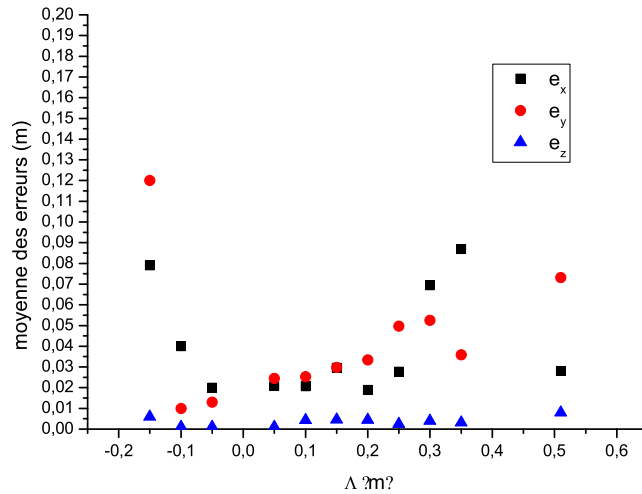


FIG. 5.20 – Moyenne des écarts entre les différentes modélisations pour différentes translations  $\Lambda$ . Pour cet exemple, les trois coordonnées de  $\Lambda$  sont égales à la valeur indiquée sur l’abscisse.

## Chapitre 6

# Segmentation couplée laser/Image

### 6.1 Introduction

Les clichés aériens numériques sont aujourd'hui le matériel essentiel pour entreprendre la restitution des paysages ainsi que pour la mise à jour des bases de données géographiques. L'image en elle-même ne suffit pas à cette tâche puisque l'aide d'un opérateur humain et celle d'une batterie d'algorithmes est requise pour tenter de reconnaître, de cartographier, les formes caractéristiques visibles comme les bâtiments, les routes ou les zones de végétation. Aujourd'hui, quel est l'état de nos connaissances<sup>1</sup> en matière de reconnaissance de structures ou de paysages au sein d'une image aérienne dans une optique cartographique ? La détection automatique du réseau routier a fait l'objet d'intenses recherches il y a quelques années menant à des solutions satisfaisantes d'un point de vue opérationnel (AJ95) (RA97) (BHW02). Plus récemment, des algorithmes développés en vue de détecter automatiquement la végétation à partir d'images aériennes fournissent (Gui03) eux aussi d'excellents résultats à l'échelle d'une prise de vue départementale, puisqu'ils sont dorénavant utilisés dans les chaînes de production de l'IGN. Enfin, la détection des zones urbaines et l'étude particulière des bâtiments, en vue de leur reconstruction pour alimenter les futures bases de données 3D, sont effectuées de manière partiellement automatiques (MF04).

Dans le cadre de ce mémoire de thèse, ces préoccupations chères à la communauté photogrammétrique, nous amènent tout naturellement à l'exploration sémantique d'une (ou plusieurs) image(s) aérienne(s) à la lumière des données laser. Parmi les thèmes abordés ci-dessus, l'analyse du bâti a particulièrement retenu notre attention et s'intègre dans la démarche du laboratoire concernant la reconnaissance et la reconstruction de bâtiments. Comme pour les campagnes photogrammétriques, les spécifications du vol d'acquisition (vitesse de l'avion, recouvrement entre bandes, cadence d'acquisition) dépendent des applications envisagées *a posteriori*. Une mission aérienne effectuée avec une base photogrammétrique courte pour une hauteur de vol importante limitera les parties cachées en zones urbaines, mais diminuera la précision des points altimétriques correspondants. Au contraire, une base plus longue accentuera l'effet stéréoscopique, mais les parties cachées seront plus nombreuses. Ce raisonnement est également vrai pour les campagnes d'acquisition laser. Si dans des zones de plaines à faible relief, une densité importante, disons supérieure à 1 point laser par mètre carré, n'est pas réellement nécessaire pour une description satisfaisante de la surface, ce n'est plus le cas en milieu urbain où les super-structures y jouent un rôle prépondérant. Ici, nous nous situons à une échelle intermédiaire, c'est-à-dire que nous disposons d'une densité de points laser suffisante pour la description d'un ensemble connexe de bâtiments mais insuffisante pour exploiter des structures de type cheminée ou chiens assis<sup>2</sup>. Nous nous intéresse-

---

<sup>1</sup>nous mentionnons uniquement quelques pistes pour introduire notre démarche, il convient au lecteur intéressé de se reporter à une bibliographie détaillée

<sup>2</sup>le laser n'est sans doute pas l'outil adapté pour ce genre d'application, on y préférera l'imagerie très haute résolution



rons donc aux propriétés surfaciques issues du laser que nous utilisons pour discriminer des bâtiments, et plus particulièrement pour décrire leur structure par facettes de toit.

La détection de plans au sein d'un nuage de points laser présentée au chapitre 4 fournit des informations surfaciques, sont-elles suffisantes pour décrire le bâtiment en 3D ? elle ne le sont pas comme nous l'avons vu sur les résultats. En se situant en amont des développements effectués en reconstruction 3D pure de bâtiments, nous souhaitons utiliser l'information radiométrique, la géométrie dense des images aériennes, ainsi que les données altimétriques laser pour aider à la reconstruction, notamment en élaborant une partition de l'image aérienne par facettes de toit dans le but de retrouver facilement des relations d'adjacences entre les plans 3D détectés. L'étude que nous présentons s'arrête à l'extraction de facettes 3D, comme dans le chapitre 4, mais propose surtout une topologie de voisinage sur les facettes détectées.

Segmenter une image, c'est en proposer une description simplifiée où les pixels partageant des propriétés communes sont regroupés au sein d'un même ensemble. Contrairement aux approches purement frontières dont l'utilisation est particulièrement développée sur d'autres types de données et qui sont d'emblée exclues compte tenu de leur caractère manifestement incompatible avec l'aspect lacunaire des données laser, nous nous intéresserons à la construction d'une **partition** de l'image. Nous définissons une  $n$ -partition  $\Delta_n I$  contenant  $n$  régions  $R_{i \in [1,n]}$  sur une image  $I$  par :

$$\Delta_n(I) = \bigcup_{i \in [1,n]} R_i \quad (6.1)$$

$$R_i \bigcap_{i \neq j} R_j = \emptyset \quad (6.2)$$

Une partition dépend des propriétés définies pour le regroupement des pixels (des exemples de partitions sont montrés sur le tableau 6.1). Ces propriétés peuvent être d'ordre divers comme la similarité radiométrique, le partage d'une géométrie commune, de textures communes *etc* (CP95). Le but de ce chapitre n'est pas de développer une nouvelle méthode de segmentation d'image, car il en existe de nombreuses, mais plutôt de se placer dans un cadre méthodologique offrant les meilleures potentialités de couplage avec des données altimétriques laser.

Il existe plusieurs stratégies pour construire une partition. La technique de *croissance de régions* à partir d'un ensemble de "germes", dans sa formulation la plus simple, consiste à choisir un ensemble de régions "germes" puis à agglomérer les pixels voisins à la région qui lui convient jusqu'au pavage complet de l'image. Cette méthode est contingente par le choix des régions germes et ne garantit plus une segmentation en zones d'intérêts.

Une autre famille méthodologique dite par *division et fusion* (ou *split and merge*) considère qu'à partir d'une partition initiale, disons quelconque, on peut obtenir une partition plus fine par un processus de division de régions ou bien moins fine par un processus de fusion de régions (TSR89). Ces processus obéissent à certaines règles que l'on peut exprimer, par exemple, dans le formalisme des champs de Markov (Pér98) (YJ03) ou bien via la notion de **groupement perceptuel**, certains auteurs (Gui03) les nomment cocons, qui matérialisent, au niveau de l'image segmentée, un objet significatif auquel on peut associer un contenu réel compréhensible. Cette dernière expression ouvre le champ des descriptions multi-échelles de l'image, c'est-à-dire d'une description de l'image à différents niveaux de compréhension et d'intelligibilité. Ces différents niveaux sont généralement regroupés au sein de **hiérarchies de partitions** qui intègrent les notions de filiation entre les régions constitutives des partitions.

Notre contexte de segmentation est très fortement contraint par son application à la reconstruction de

bâtiments. Nous n'avons donc pas besoin *a priori* d'une représentation multi-échelle de la scène, même si cela pourrait s'avérer pertinent non seulement pour une description par facettes, mais aussi pour une description par type de régions (sol/sursol). Nous avons utilisé une méthode que l'on pourrait qualifier de groupement perceptuel binaire local. Il s'agit, à partir d'une sur-segmentation de l'image, de regrouper successivement deux à deux les régions adjacentes de la partition courante dont les dissemblances sont les plus faibles globalement. L'ordre des fusions définit une échelle de regroupement qui n'a pas de signification en terme de partition caractéristique. Par contre, une combinaison de régions, choisies selon un critère propre à notre application, à divers niveaux de fusion, représentera la segmentation à laquelle nous voulons aboutir. Comme nous allons le voir, une segmentation admissible est définie en fonction de la planéité de l'ensemble des points laser appartenant à chaque région.

La première partie de ce chapitre est donc consacrée aux éléments de théorie à la base de notre implémentation de l'algorithme de segmentation d'une image aérienne par facettes de toits. Nous y définirons notamment la manière dont nous avons combiné les données laser et image. La seconde partie de ce chapitre est consacrée aux résultats obtenus pour la segmentation de divers bâtiments, nous discuterons la méthodologie employée avant de conclure.

## 6.2 Contribution pour la segmentation jointe

### 6.2.1 Rappels

Le contexte structurel de l'algorithme de segmentation emprunte son formalisme à la théorie des graphes, théorie qui modélise les relations entre objets, notamment ici, à travers la structure de Graphe d'Adjacence de Régions (couramment dénommé *Region Adjacency Graph* ou **RAG** dont une représentation est donnée sur la figure 6.1) dans lequel les nœuds représentent les régions de la partition et les arêtes les relations de voisinage entre deux régions ayant une frontière commune. Les arêtes de ce graphe sont valuées par une fonction dite de *dissimilarité* quantifiant la proximité ou l'éloignement des caractéristiques des deux régions voisines. Nous travaillerons directement sur cette structure pour faire évoluer la partition courante.

Le propre d'un algorithme de segmentation hiérarchique (CP95) est de générer un ensemble de partitions emboîtées dont les relations d'emboîtement sont modélisées par une pyramide de graphes, nommée arbre ou hiérarchie. On schématise souvent une hiérarchie par la figure 6.2.

Dans une approche ascendante, une hiérarchie de partitions sera un graphe dont les feuilles représentent les régions initiales, les nœuds intermédiaires, un ensemble de régions fusionnées, la racine de la hiérarchie étant l'image entière et les arêtes, les relations hiérarchiques père-fils d'emboîtement. La figure 6.3 synthétise la construction d'une hiérarchie à partir du RAG dont le principe est détaillé dans le paragraphe suivant.

### 6.2.2 Contraction d'arêtes et construction d'une hiérarchie

Une partition de l'image étant représentée par un RAG, l'algorithme de segmentation que nous avons implémenté repose sur la modification itérative de ce RAG jusqu'à l'obtention d'un unique nœud, c'est-à-dire jusqu'à ce que l'image ne soit plus représentée que par une seule région. Plusieurs stratégies sont envisageables, nous initialisons le RAG à partir d'une sur-segmentation de l'image. Nous construisons la hiérarchie par contraction itérative de l'arête de valuation minimale sur le RAG courant (figure 6.4(a)). Chaque contraction d'arête (figure 6.2.2), qui est une itération de l'algorithme de segmentation, conduit à la création d'un nœud père dans la hiérarchie dont les fils directs sont les deux régions fusionnées.

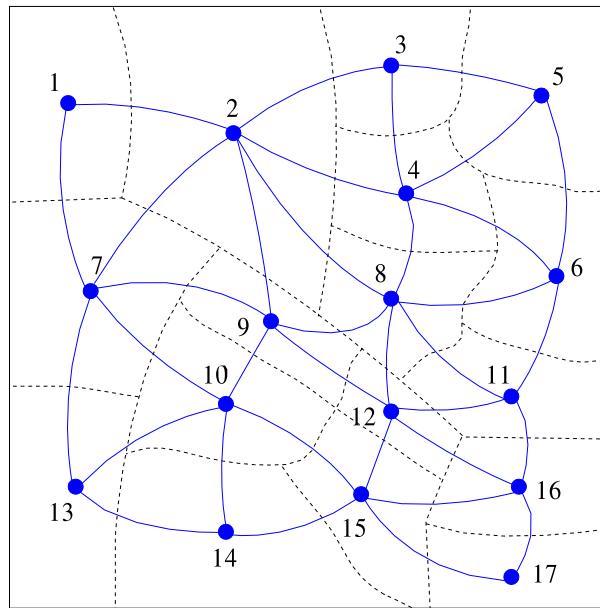


FIG. 6.1 – Graphe d'Adjacence de Régions superposé à la partition correspondante.

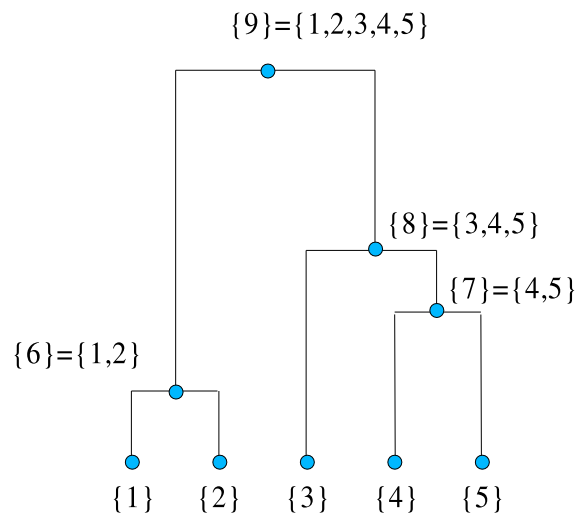


FIG. 6.2 – Représentation d'une hiérarchie sous la forme d'un dendrogramme. Les nœuds  $\{1\}$ ,  $\{2\}$ ,  $\{3\}$ ,  $\{4\}$ ,  $\{5\}$  sont les **feuilles**, le nœud  $\{9\}$  est la **racine**.  $\{6\}$  est le père de  $\{1\}$  et  $\{2\}$ ,  $\{6\}$  et  $\{8\}$  sont les fils de  $\{9\}$ .

Chaque contraction induit une ré-actualisation des relations de voisinage, et donc des nouvelles évaluations. La recherche de l'arête de poids minimale revient à trouver les deux régions dont la fusion induit une perte minimum d'information (War63) (au sens de la fonction de dissimilarité) lors du passage d'une  $n$ -partition de l'image à une  $n - 1$ -partition (HEMK98).

Une segmentation (ou une partition) correspond à une **coupe** dans la hiérarchie. Une coupe est un ensemble de nœuds de la hiérarchie n'ayant aucune descendance commune au sens des relations de filiations (emboîtement) définies sur la hiérarchie. Le mécanisme de coupe est schématisé sur la figure 6.5.

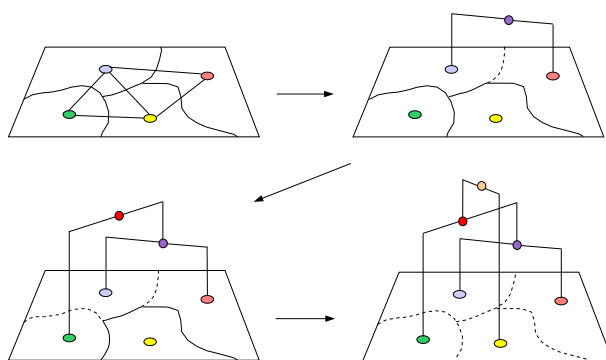
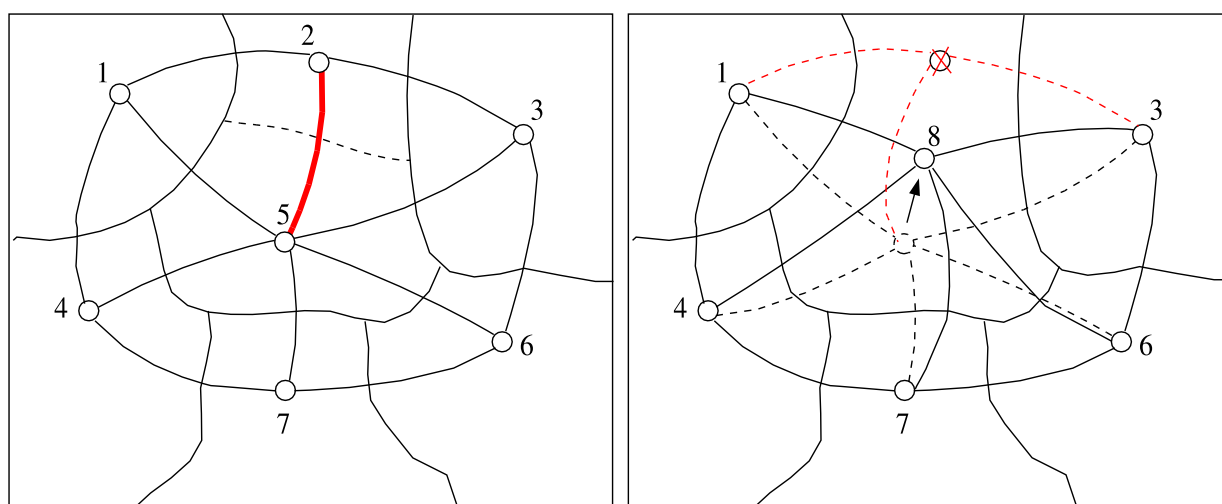


FIG. 6.3 – Construction d'une pyramide de graphes



(a) RAG avant contraction

(b) RAG après contraction

FIG. 6.4 – illustration de la contraction d'arête (Mal05). Les nœuds 2 et 5 de 6.4(a) fusionnent en un nœud 8 de 6.2.2.

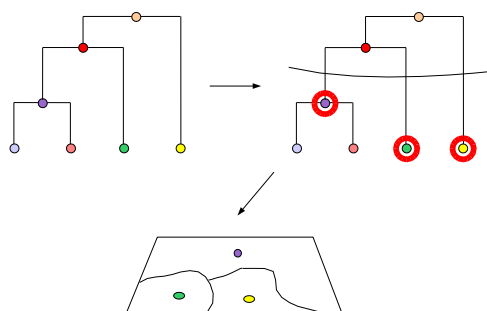


FIG. 6.5 – Équivalence entre une coupe (nœuds entourés en rouge) et une partition image.

L'ordre des fusions, donc la définition de la fonction de valuation, détermine le caractère admissible d'une partition. De manière plus précise et idéale, il faut contraindre les régions initiales constitutives de chaque facette de toit à fusionner mutuellement jusqu'à l'apparition d'un nœuds dans la hiérarchie représentant

la facette entière. Si des sous-parties de facettes fusionnent avec des régions voisines n'appartenant pas à leur facette support, on perd le niveau représentatif souhaité, la partition finale ne respectant plus la géométrie (figure 6.6).

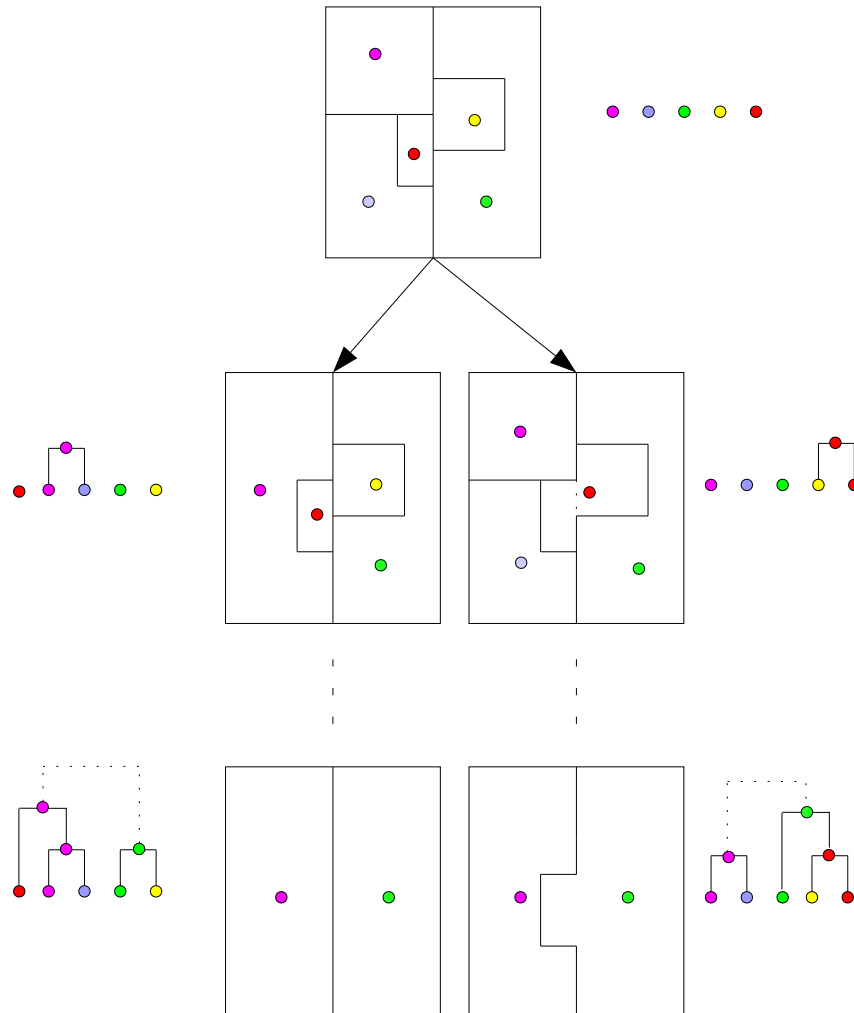


FIG. 6.6 – Exemple de création de hiérarchies conduisant l'existence ou non d'une partition admissible

Notre approche par fusions binaires sans recherche d'une description multi-échelle de l'image est un cas particulier de méthodologies plus générales gérant les fusions multiples pour un même niveau de représentation. C'est le cas de l'approche développée par *Guigues* (Gui03) qui minimise à chaque itération une énergie pondérée par un facteur d'échelle (création d'une hiérarchie indicée par ce facteur), ce dernier quantifiant le poids accordé à la description de l'image par un modèle prédéfini de celle se basant sur les données (radiométrie, longueur de frontières...). C'est aussi le cas de *Haxhimusa* (HK04) qui recherche à chaque itération, les arbres de poids minimum (*Minimum Spanning Tree*) qui génèrent des relations d'équivalence entre régions voisines. Elles se caractérisent par des fusions multiples à chaque niveau de la hiérarchie créée.

### 6.2.3 Fonctions de coût

Soit  $\mathcal{E}(R_i, R_j)$  la fonction de valuation d'une arête du RAG entre deux régions voisines  $R_i$  et  $R_j$ . La forme analytique de  $\mathcal{E}$  doit respecter certains critères d'agrégation au cours des itérations, notamment la

construction de sous-graphes propres à chaque facettes de toit. On veut exprimer  $\mathcal{E}$  en fonction d'informations radiométriques provenant des images aériennes, mais aussi altimétriques provenant des points laser (nous comparerons dans la partie 6.4 les segmentations obtenues à partir des points laser à celles obtenues à partir des points de corrélations). La détermination des facettes de toit nécessite une première décomposition de l'image en pixels **sol** et pixels **sur-sol**. Cette étape est très difficile, voire impossible, si l'on ne considère que les informations radiométriques. La classification des points laser nous fournit non pas une classification des pixels, car leur densité n'est pas aussi élevée que celle des images, mais une classification des régions contenant les points laser classés. Ainsi, certaines règles globales peuvent être dégagées pour la construction de  $\mathcal{E}$ . On distingue notamment le fait de retarder la fusion de deux régions adjacentes respectivement classées **sol** et **sur-sol**. Lors de l'initialisation du RAG, une région de la partition sera classée **sol** si au moins un point laser classé sol appartient à cette région. Lors de la fusion de deux nœuds voisins, la région résultante sera à son tour classée **sol** si l'un des deux nœuds fils est lui-même classé **sol**. On pose donc :

$$\mathcal{E}(R_i, R_j) = \infty \text{ si } R_i \text{ ou } R_j \text{ est } \mathbf{sol} \quad (6.3)$$

Ce retard de fusion permet de construire des sous-graphes sol/sursol nettement disjoints dont les ancêtres communs se situent pratiquement au niveau de la racine de la hiérarchie. En fonction du critère d'extraction de ces sous-graphes, le parcours de l'arbre pourra être nettement optimisé, notamment en calculant a priori la probabilité pour un nœud d'appartenir à la coupe.

Les fondements des définitions des fonctions de coût reposent sur une extrapolation du comportement des fusions au cours de la progression hiérarchique. Les caractéristiques radiométriques d'une région  $R$  sont approchées par la moyenne  $\mu$  des pixels.

$$\mu = \frac{1}{\|R\|_r} \sum_k I(k) \quad (6.4)$$

où  $I(k)$  est la valeur du pixel image au site  $k$  inclus dans  $R$  et  $\|R\|_r$  le nombre de pixels dans  $R$ . Le terme radiométrique est défini de manière classique par l'expression de *Ward* minimisant la perte d'information en passant d'une description de l'image en  $n$  régions à une description en  $n - 1$  régions (HEMK98). On a

$$\mathcal{E}_r = \frac{\|R_i\|_r \|R_j\|_r}{\|R_i\|_r + \|R_j\|_r} (\mu_i - \mu_j)^2 \quad (6.5)$$

On mesure l'adéquation des points laser contenus dans une région à une facette de toit en estimant un plan par moindres carrés classiques. La somme des résidus  $\sum_k r_k^2$  sur la région mesure la pertinence de l'estimation. Si  $\|R_i\|_l$  (resp.  $\|R_j\|_l$ ) est le nombre de points laser contenus dans les régions voisines  $R_i$  et  $R_j$ ,  $\rho_l^2 = \frac{1}{\|R_i\|_l + \|R_j\|_l} \sum_k r_k^2$  est la distance moyenne des points laser au plan estimé. Ces deux régions fusionneront donc prioritairement si cette expression est minimum, traduisant le fait qu'elles représentent la même facette de toit. Cette énergie géométrique est mise en relation avec un terme dépendant des propriétés purement radiométriques de l'image afin d'assurer une cohérence visuelle avec les objets représentés. Compte tenu de l'aspect irrégulier des points laser, cette propriété est particulièrement intéressante puisque les contours fins des facettes suivront préférentiellement les bords des régions initiales, elles-mêmes représentant potentiellement de véritables ruptures de pente. En cas d'absence de point laser dans une région, le terme radiométrique est le seul pris en compte dans la valuation de l'arête.

Les fusions doivent donc être prioritaires pour des régions ayant une distance moyenne au plan estimé faible, mais aussi être en accord avec le terme radiométrique. Nous avons donc retenu une expression de la forme

$$\mathcal{E}(R_i, R_j) = \frac{\|R_i\|_r \|R_j\|_r}{\|R_i\|_r + \|R_j\|_r} (\mu_i - \mu_j)^2 + \lambda \frac{\|R_i\|_l \|R_j\|_l}{\|R_i\|_l + \|R_j\|_l} \rho_l^2 \quad \lambda \in \mathbb{R} \quad (6.6)$$

Nous comparerons les résultats des partitions obtenues avec cette énergie à ceux obtenus en ne considérant que la seule énergie radiométrique.

---

**Algorithme 8:** Construction d'une pyramide de graphes
 

---

**Données :** Segmentation initiale

**Entrée :**  $\mathcal{N}^*$

**Sortie :** Hiérarchie H

**Début**

Création du RAG  $G(N, A)$

◇ Initialisation des nœuds de  $G(N, A)$

**Pour Tous les nœuds  $N \in G$  Faire**

┌ **Si**  $\exists p \in \mathcal{N}^* / p \in \text{sol}$  **Alors**  $N$  est sol

┌ **Si**  $N$  n'est pas sol **Alors**

└  $\rho_l^2 = \text{Estimation\_Plan\_Moindres\_Carrés}(N)$

◇ Initialisation des arêtes

**Pour Tous les arêtes  $A \in G$  Faire**

└ Valuation( $A$ ) =  $\mathcal{E}(A)$

◇ Initialisation de la hiérarchie  $H$

**Pour Tous les nœuds  $N \in G$  Faire**

└ Création d'un nœud

◇ Contraction d'arêtes

**Tant Que** Nombre de nœuds de  $G > 1$  **Faire**

┌ ◇ Recherche de l'arête minimale  $A_{min} = \text{argmin}_{A \in G} \mathcal{E}(A)$

┌ ◇ Suppression du nœud de degré maximum sur  $A_{min}$

┌ ◇ Création des nouvelles arêtes

┌ ◇ Mis à jour de  $H$

└ Création d'un nœud dans H

└ Création des relations père-fils binaires

**Fin**

---

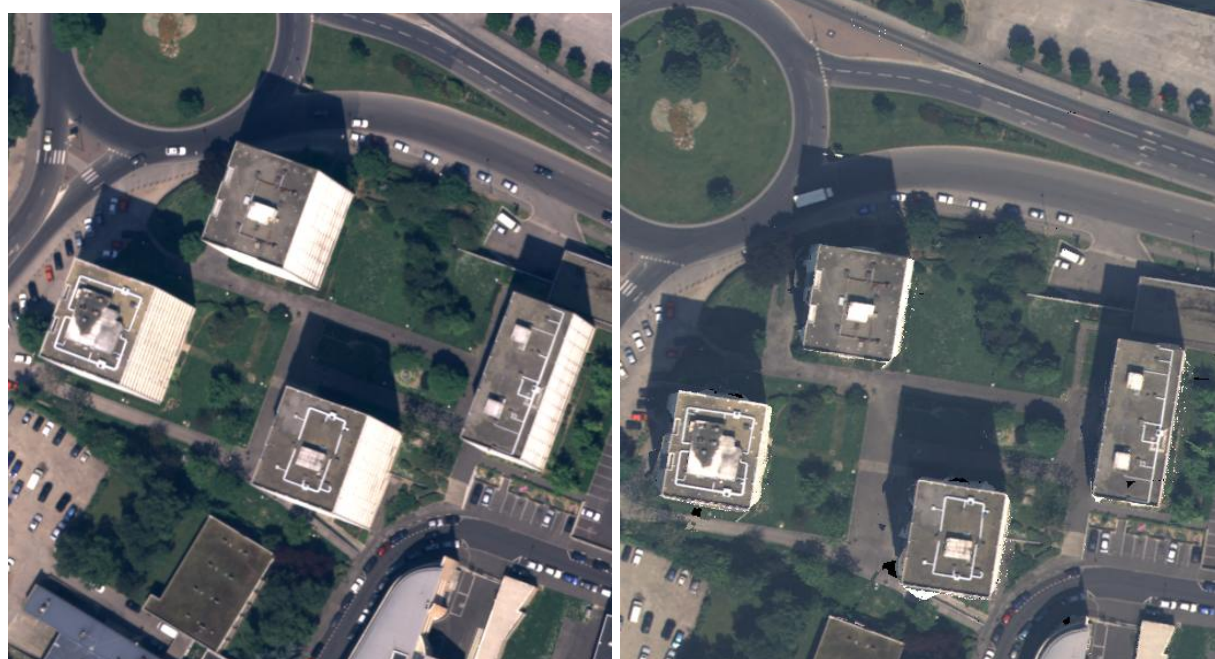
### 6.2.4 Recherche d'une partition optimale

Nous avons vu qu'une coupe était un ensemble de nœuds de la hiérarchie, qui dans notre cas, est un arbre binaire. Le parcours d'un arbre binaire est un algorithme classique en traitement d'image (CP95). Il s'agit de descendre récursivement les liens de filiations entre nœuds en partant du nœuds racine. Un nœud de coupe, donc une région de la partition finale, doit satisfaire un critère géométrique décrivant une facette. Dans notre cas, ce critère est un seuil au dessus duquel on considère que le niveau de généralisation de la facette est trop élevé. Ce seuil est défini comme la distance moyenne au plan estimé par moindres carrés sur les points laser contenus dans la région. C'est un paramètre de la coupe qui est fixé *a priori*. Ainsi, la recherche d'un nœud de coupe se poursuit récursivement (algorithme 9) jusqu'à ce que  $\rho_l^2$  soit inférieur au seuil.

**Algorithme 9:** Split (récursif)**Données :** H, seuil**Entrée/Sortie :**  $\mathbb{C}$ , Nœud père N**Début**    **Si** N n'est pas une feuille **Alors**  $(N^1, N^2) = \text{Fils}(N)$     **Sinon**  $\mathbb{C} \leftarrow N$  ; **Retourner**     $\rho_i^2 = \text{Estimation\_Plan\_Moindres\_Carrés}(N)$     **Si**  $\rho_i^2$  seuil **Alors**  $\text{Split}(N^1, \mathbb{C})$  ;  $\text{Split}(N^2, \mathbb{C})$     **Sinon**  $\mathbb{C} \leftarrow N$  ; **Retourner****Fin**

### 6.3 Aspects pratiques

Les images aériennes utilisées sont initialement mises en géométrie orthorectifiée. La technique mise en œuvre (JP03) s'attache particulièrement à la restitution de la radiométrie via des prises de vues multiples ainsi qu'à la précision géométrique des contours par l'utilisation des linéons. Le principal avantage de cette géométrie est qu'il permet de s'affranchir du problème de la segmentation des façades (figure 6.7), qui ne rentrent pas dans le contexte de cette étude. Son inconvénient majeur est la perte de la géométrie initiale d'acquisition et donc une description moins fine des bords de bâtiments (le bruit de corrélation est fort sur les façades de bâtiments qui sont souvent élargies par rapport à la réalité).



(a) Image en géométrie conique

(b) Image en géométrie orthorectifiée

FIG. 6.7 – Géométrie des images aériennes pour la segmentation

La segmentation initiale est basée sur le calcul d'une image de gradient (figure 6.8(c)) pour laquelle



l'opérateur de Canny-Deriche (Der87) a été appliqué ( $\alpha = 1$ ). Si la segmentation initiale peut être calculée de diverses manières (quadTree par exemple), on préfère appuyer les régions initiales sur les contours de l'image. Ainsi, une image de labels est calculée à partir d'un algorithme de ligne de partage des eaux (*watershed*) sur une combinaison (figure 6.8(d)) de l'image de gradient et de l'image de contours (figure 6.8(b)) obtenue après un seuillage par hystérésis de l'image de gradient. Intégrer les contours dans l'image initiale contraint les régions *watershed* à passer par les contours détectés dans l'image de gradient et augmente sensiblement le nombre de régions initiales.

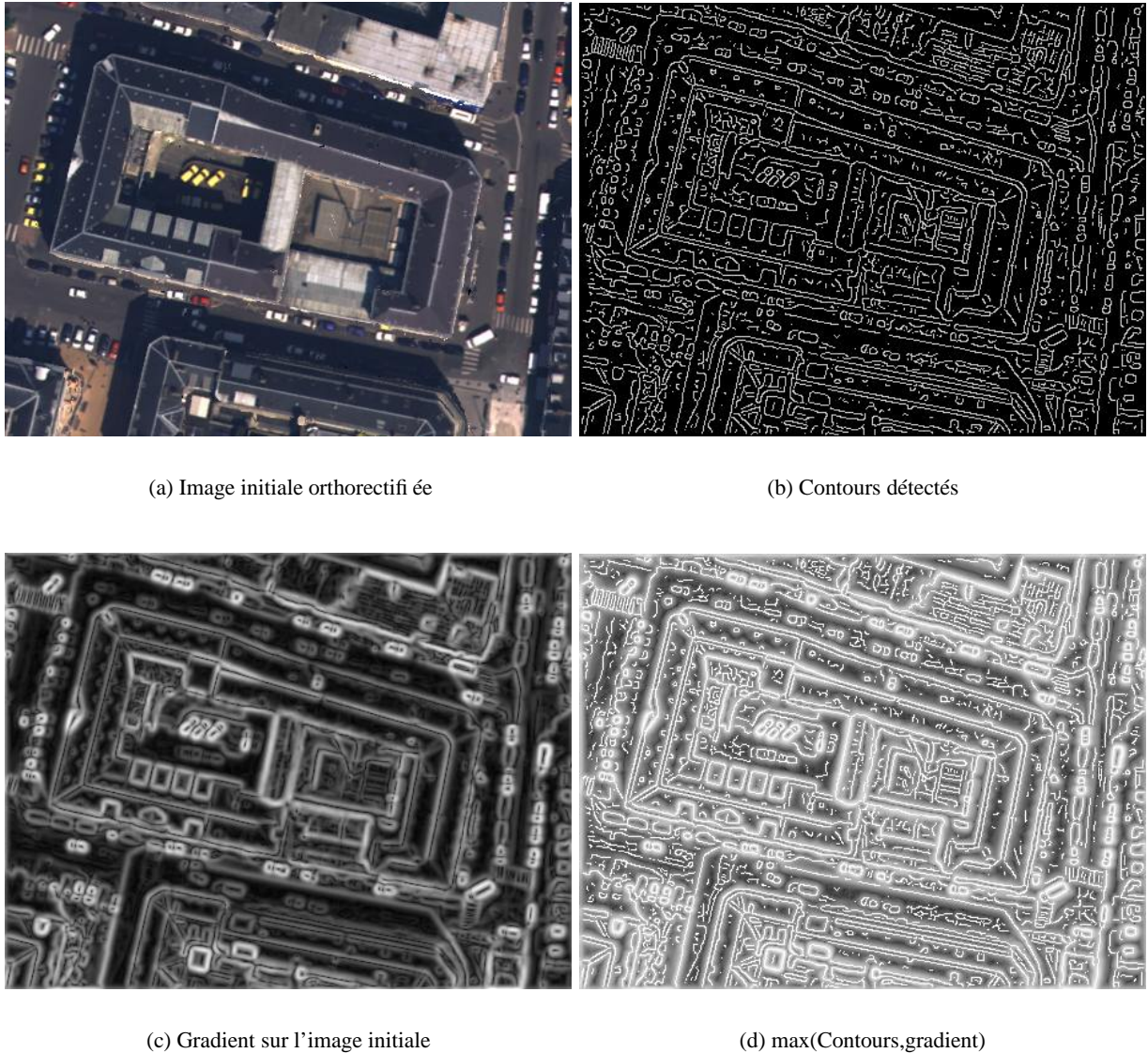
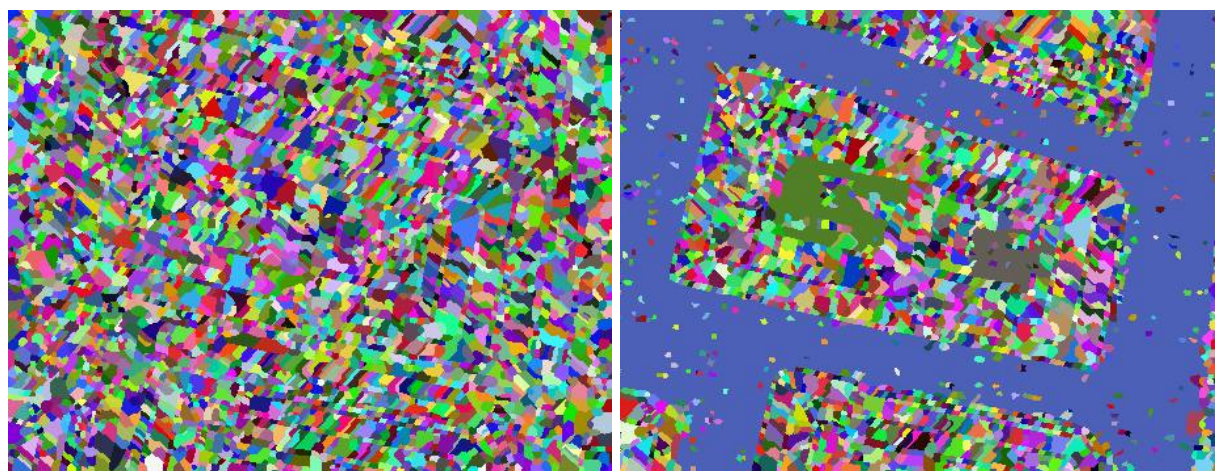


FIG. 6.8 – Génération de la segmentation initiale en régions élémentaires

La sémantique appliquée au nuage de points laser par l'algorithme de classification automatique développé au chapitre 3 apporte une information pertinente quant à la reconnaissance des régions sol et sur-sol. L'application d'un masque de sol sur la segmentation initiale permet de réduire considérablement le nombre de régions, et donc d'accélérer l'algorithme de segmentation. Les régions voisines contenant au moins un point laser classé sol sont regroupées pour n'en former qu'une seule. Comme nous le voyons

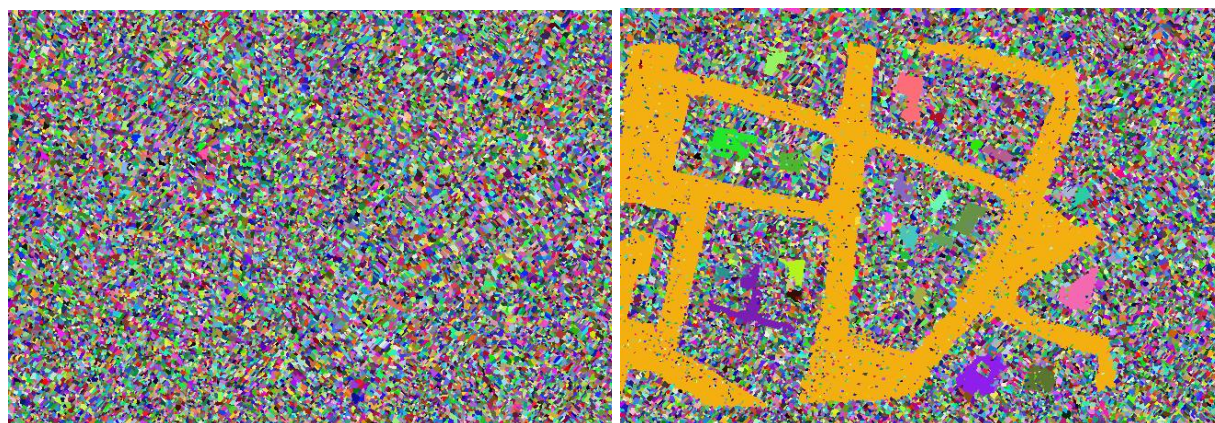


sur la figure 6.9, le réseau routier ne forme plus qu'une seule région connexe, tandis que les cours intérieures sont isolées en îlots connexes. Le masque de sol n'est lui-même pas parfaitement dense, certaines régions élémentaires initiales se situant entre deux fibres laser. Ces régions, virtuellement non classées, se retrouvent dans le masque de sol, et donc dans les segmentations que nous présentons dans la partie suivante. Notons de plus que sur les résultats présentés, les points laser ne couvrent pas l'image entière, mais seulement le bâtiment au centre de l'image. Ne seront donc considérées que les facettes appartenant au bâtiment central. Les limites du masque de sol provenant de la segmentation initiale est d'ailleurs clairement visible (figure 6.16(a)).



(a) Watershed initial utilisé pour les segmentations présentées dans le tableau 6.1

(b) Segmentation initiale après intégration des points laser sol



(c) Watershed initial d'une zone de plus grande superficie

(d) Segmentation initiale après intégration des points laser sol

FIG. 6.9 – Segmentations initiales

## 6.4 Résultats et Discussion

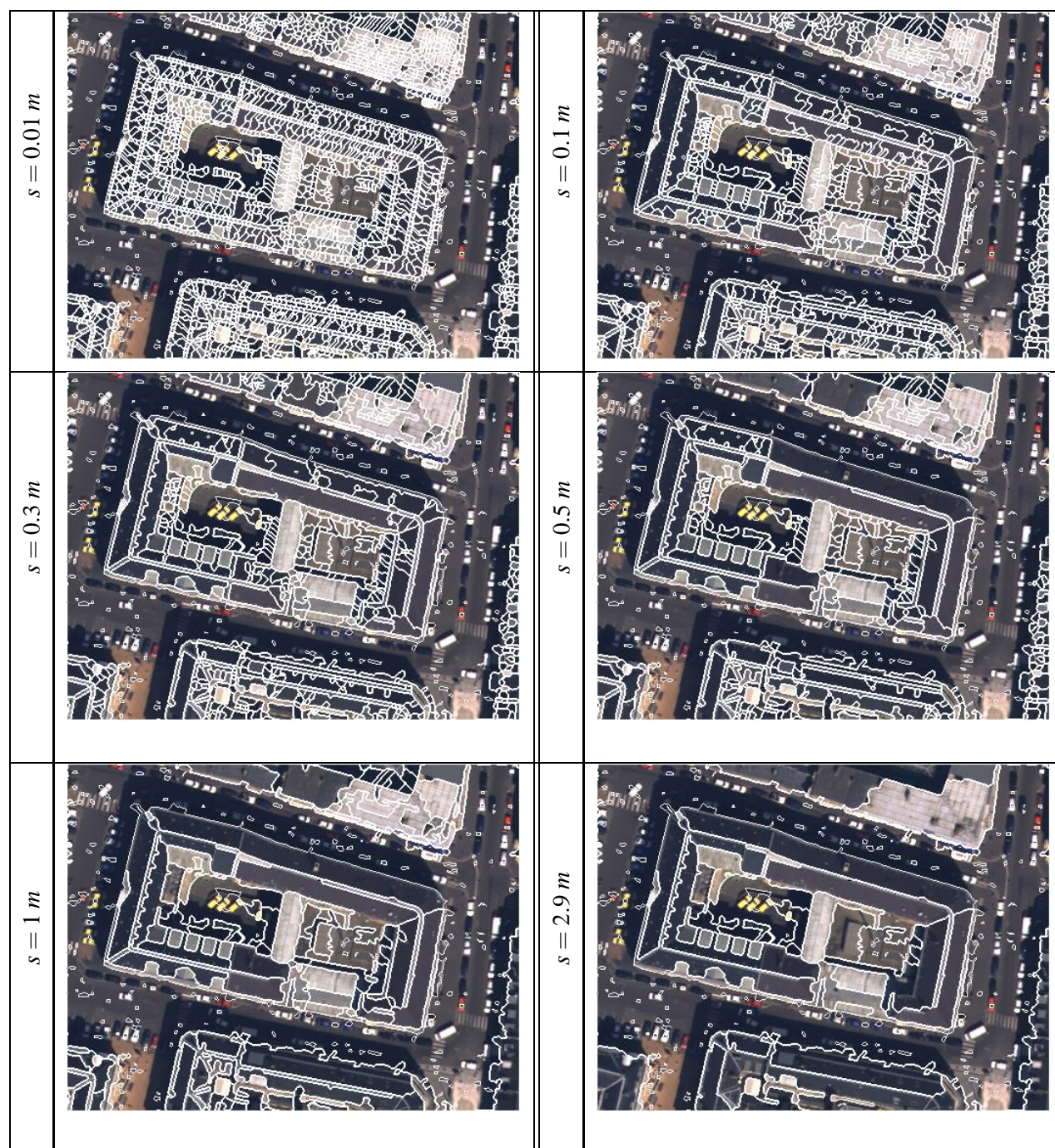
Nous présentons dans cette partie une série de résultats de segmentations sur plusieurs bâtiments de la ville d'Amiens. La présentation d'une unique partition par bâtiment est difficile, car le choix du seuil de coupe est subjectif et dépend du caractère visuellement admissible de la segmentation. Le tableau 6.1 rassemble diverses partitions obtenues à différents seuils de coupe. La segmentation initiale est encore nettement visible pour un seuil  $s = 0.01 m$ . On note que le niveau de description de l'image est insuffisant pour  $s = 2.9 m$ .

Existe-t-il un seuil de coupe optimale unique ? Le seuil de coupe dépend du niveau de généralité accordé à la modélisation de la facette. Nous avons vu qu'une représentation générale sans les superstructures répondait à notre problème. Cependant, la densité de ces superstructures à la surface d'un toit influence dans une large mesure l'estimation du plan au niveau de la région image. Ainsi, un seuil unique pour tous les bâtiments n'est pas envisageable, ce qui est visible sur les bâtiments présentés dans les pages suivantes où nous montrons des coupes à  $s = 0.5 m$  et  $s = 0.7 m$ . Les seuils intermédiaires pourraient correspondre à de meilleures segmentations. Dans l'état actuel des recherches, ce seuil n'est pas déterminé de manière automatique, et il est unique pour toutes les facettes d'un bâtiment, quelles que soient sa radiométrie et sa géométrie. Une "meilleure" segmentation considérerait un seuil différent pour chaque facette. Dans le contexte méthodologique développé, et en généralisant les résultats obtenus sur les divers bâtiments, en considérant que la précision altimétrique des données laser est inférieure à  $10 cm$ , une description de l'image par facettes n'est admissible expérimentalement sur un bâtiment entier qu'à partir d'une coupe effectuée à  $0.4 m$  (les coupes effectuées à  $0.1 m$  fournissent systématiquement une image sursegmentée des facettes présentes). Le seuil de coupe ne semble donc pas du même ordre que la précision altimétrique des données laser.

Si le seuil de coupe est le facteur prépondérant quant à la qualité (admissibilité) d'une partition, l'ordre dans lequel ont eu lieu les fusions de régions au sein de la hiérarchie (définition des fonctions de coût) mérite d'être exploré. Nous joindrons l'expression  $[C_{laser}]$  (resp. sur  $[C_{MNE}]$ ) à l'énergie  $\mathcal{E}_{Ward}$  pour désigner une coupe associée aux résidus des plans estimés sur les points laser (resp. les points de corrélation du MNE photogrammétrique). Comparons donc  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$  (auquel on associe toujours intrinsèquement une coupe selon les résidus laser) avec  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{laser}]$  sur les bâtiments présentés ci-après. Les figures 6.10, 6.13, 6.14, 6.18, 6.19 sont la superposition de deux partitions, obtenues à trois seuils de coupe différents, associées aux énergies  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$  et  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{laser}]$ . Dans toutes ces illustrations les contours verts représentent les contours issus de la partition  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ ; les contours rouges représentent alternativement les contours de  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{laser}]$  pour les figures 6.10, 6.13, 6.14, 6.18, 6.19 et  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{MNE}]$  pour les figures 6.11, 6.16, 6.17, 6.21, 6.22. Les contours jaunes sont les contours communs aux deux segmentations comparées. Pour un même seuil de coupe (particulièrement visible à partir de  $s = 0.5 m$ ),  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$  permet d'accéder à des segmentations plus représentatives que le sont celles de  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{laser}]$ . On le remarque sur les figures 6.10, 6.13, 6.14, 6.18, 6.19 où de nombreux contours rouges ( $\mathcal{E}_{Ward}[C_{laser}]$ ) persistent par rapport à ceux de  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ .

Quel est l'apport de l'altimétrie laser par rapport aux points de corrélation issus du MNE photogrammétrique au niveau de la segmentation ? Nous avons comparé les partitions obtenues à différents seuils de coupe sur des hiérarchies calculées à partir de  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$  et à partir de  $\mathcal{E}_{Ward}$  pour  $[C_{MNE}]$ . Pour des faibles seuils de coupe ( $s = 0.1 m$ ), on remarque que la coupe  $[C_{MNE}]$  est beaucoup plus segmentée que  $[C_{laser}]$  sur  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ , ce qui souligne la plus grande régularité des mesures laser sur les surfaces planes, mais ne correspond pas à un niveau de généralité suffisant comme nous l'avons déjà remarqué. Pour des seuils plus élevés, les différences entre les deux approches est moins nette, certaines facettes sursegmentées étant régularisées par une coupe  $[C_{MNE}]$  (les figures 6.11(b), 6.11(c), 6.16(b), 6.17, 6.21(b), 6.22 montrent une prépondérance de contours appartenant à la coupe de  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ ), tout en respectant les bords des facettes





TAB. 6.1 – Coupes dans la hiérarchie  $H(\mathcal{E}_{Ward}^{+laser})$  à divers seuils  $s$  sur les résidus des plans estimés à partir des points laser.

en accord avec l'image. Ainsi et dans le cadre de la méthodologie développée, nous n'avons pas observé un apport significatif des données laser par rapport aux points MNE issus de la corrélation d'image **au niveau de la description planimétrique des facettes**. Par contre, de tels résultats avec  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{MNE}]$  ont pu être obtenus exclusivement à partir de la segmentation initiale, qui rapellons-le est particulièrement pertinent grâce à une classification des points laser qu'il est illusoire de vouloir appliquer à un MNE de

type urbain compte tenu du bruit de corrélation au niveau des parties cachées (rues étroites par exemple). Dans une démarche globalisante, on peut se demander quelle place donner à des informations surfaciques extraites directement à partir du nuage de points laser comme cela est effectué au chapitre 4. Les facettes 3D détectées puis reconstruites sans support image sont certes pertinentes au niveau de leurs orientations spatiales car estimées de manière robuste, directement à partir de la mesure altimétrique. Elles ont cependant le net désavantage de n'être estimées qu'à partir d'un ensemble de points irrégulièrement distribués, leurs frontières ne pouvant donc être rapportées à aucune réalité physique contrairement à celles basées sur les forts gradients d'une image. Nous avons tenté d'introduire (BR05b) (Mal05) cette information dans une fonction de coût pour construire de manière optimale une hiérarchie. Il s'agissait de faire fusionner très rapidement les régions initiales appartenant aux facettes détectées par ND-RANSAC pour la création de la hiérarchie. Les résultats de cette étude semblent montrer que l'apport de telles données surfaciques soient redondantes avec les résidus calculés dans la fonction  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$  et que les partitions finales ne soient pas réellement meilleures.

La méthodologie mise en place permet de valoriser les données laser en leur fournissant un support dense pour décrire les surfaces. Les figures 6.12, 6.15 et 6.20, où seules les régions images contenant un nombre minimum de points laser sur-sol et ne dépassant pas  $30^\circ$  par rapport à la verticale, sont reconstruites. Elles illustrent l'apport du couplage laser/image, notamment en comparant la qualité des facettes reconstruites ici, à celle des facettes reconstruites à partir d'informations sur les vecteurs normaux locaux du chapitre 4.

## 6.5 Conclusion et Perspectives

Nous avons présenté dans ce chapitre une méthodologie de fusion de données images et de données altimétriques laser pour la segmentation d'images aériennes en milieu urbain. Plus particulièrement, nous avons proposé une description d'une image aérienne par facettes de toits comme démarche préliminaire à une stratégie de reconstruction 3D de bâtiments. La méthodologie utilisée consiste, à partir d'une partition initiale de l'image en régions élémentaires, en la création d'une hiérarchie de partitions construite itérativement par fusions binaires de deux régions voisines jusqu'à la description de l'image par une unique région. Une partition admissible est à son tour obtenue en parcourant la hiérarchie jusqu'à l'obtention de régions images satisfaisants à un critère de planéité. La segmentation initiale en régions élémentaires est ajustée par une connaissance de la nature (sol ou sur-sol) des points laser. Les régions élémentaires contenant des points laser sol sont donc regroupées au sein d'une même région. L'obtention d'une partition est contingentée par le choix d'un seuil de coupe adéquat, seuil qui peut varier en fonction de la morphologie du bâtiment. Notre approche permet donc de choisir le niveau de généralité souhaité pour la génération d'hypothèses de facettes 3D. Elle permet en outre de valoriser les données laser en leur fournissant un support dense pour décrire les surfaces.

À la lumière des expérimentations effectuées au cours de ce chapitre, il semble que, dans le cadre méthodologique développé, les données laser n'apportent pas autant de connaissance en matière de description des facettes que nous pouvions l'espérer en amont de cette étude. En se basant sur le jeu de données accessible au cours de l'étude présente sur la ville d'Amiens, c'est-à-dire des données laser de densité approximative  $7.5 \text{ pt}/\text{m}^2$  et d'un MNE photogrammétrique de corrélation multi-images de résolution  $20 \text{ cm}$ , la précision des données altimétriques laser ne contre balance pas la densité de l'information altimétrique issue de la photogrammétrie au niveau de la description des facettes de toit. Il semble en effet que le seuil de coupe ne soit pas directement lié à la précision intrinsèque des données altimétriques, mais le soit au niveau de la généralité dans la description des facettes. Une incertitude sur les données altimétriques, même proche du seuil de coupe admissible, n'affecte pas la description planimétrique des facettes. Par contre, une telle description n'est accessible **uniquement** grâce à la pertinence de la classification des régions élémentaires en régions sol et régions sur-sol, cette dernière étant directement liée à la classification des points laser. Cependant, la mission photogrammétrique à partir de laquelle nous avons travaillé est particulièrement contrainte à des thématiques de reconstructions urbaines (fort recouvrement latéral (60%) entre bandes images et rapport  $B/H$  moyen de 0,4) et ne rentre pas dans des spécifications de produits cartographiques grande échelle. Compte tenu de la similarité des résultats de reconstruction obtenus à partir des données altimétriques laser et photogrammétriques, il serait possible de passer outre le calcul d'un MNS photogrammétrique de moins bonne qualité si la résolution des images augmente et que le ratio  $B/H$  diminue, pourvu que la géométrie des points laser soit suffisamment rigide<sup>3</sup>. Ainsi, les points laser seraient seuls considérés comme source d'information altimétrique. Cet aspect est d'ailleurs envisagé à l'IGN où une acquisition simultanée d'images et de données laser assurerait la rigidité du système.

Les perspectives ouvertes par les résultats obtenus sont multiples. Avant de redéfinir un critère de coupe qui semble pertinent pour détecter des plans, il serait tout d'abord intéressant de travailler sur la définition de l'énergie de valuation afin de combiner les informations altimétriques laser et celles issues de la photogrammétrie de manière différente. Une comparaison précise de nos résultats avec ceux obtenus à partir d'une méthodologie plus lourde comme celle développée par *L. Guigues* au laboratoire déciderait de la pertinence des approches hiérarchiques pour la segmentation de paysages urbains. À ce titre, des approches différentes, notamment par régularisation markovienne, pourrait s'avérer aussi pertinente compte tenu de la "simplicité" relative du critère de segmentation.

<sup>3</sup>C'est un points sur lequel les constructeurs concentrent leurs efforts.

En outre, nous n'avons travaillé que sur des images en géométrie orthorectifiée afin de s'affranchir du problème des façades. Une extension de la méthodologie à des géométries coniques pour inclure les façades dans un niveau de description de l'image est fortement envisagée. L'utilisation de plusieurs images, par segmentation jointe, semble une piste prometteuse pour assurer les relations d'adjacence entre les facettes reconstruites indépendamment et pour la détection des façades.

Enfin, la technologie, aujourd'hui disponible, du lidar à onde complète fournit une description spatiale de la surface illuminée par chaque pulse laser. La délimitation des bords de bâtiments à une résolution supérieure à celle de l'image semble possible (Jut05). La démodulation spatiale de ce signal résoudrait le problème de la densité insuffisante des points jusque-là acquis pour la caractérisation des bâtiments.



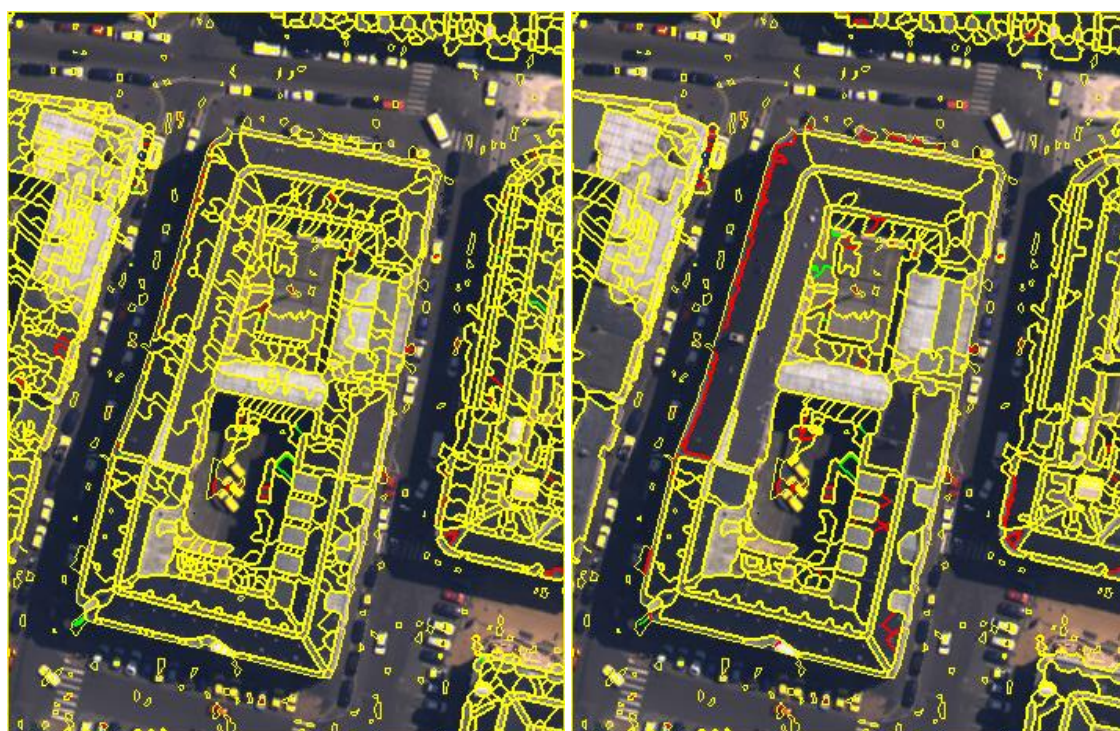
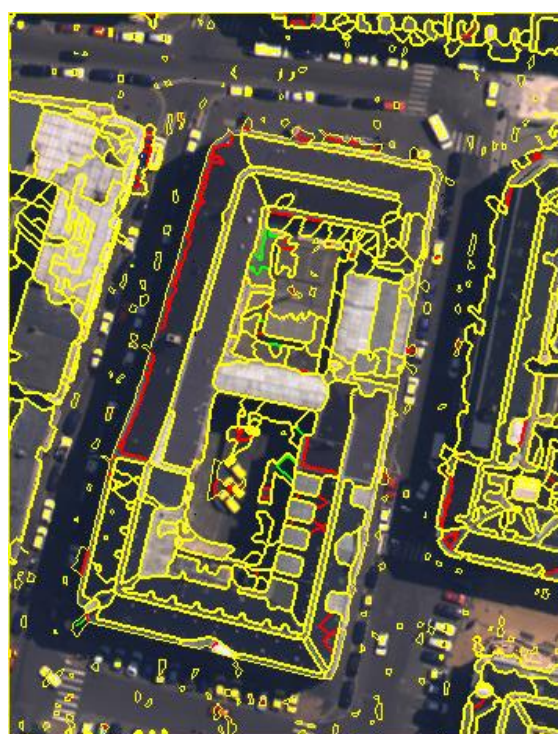
(a)  $s = 0.1 m$ (b)  $s = 0.5 m$ (c)  $s = 0.7 m$ 

FIG. 6.10 –  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$  (contours verts) vs.  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{laser}]$  (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes.



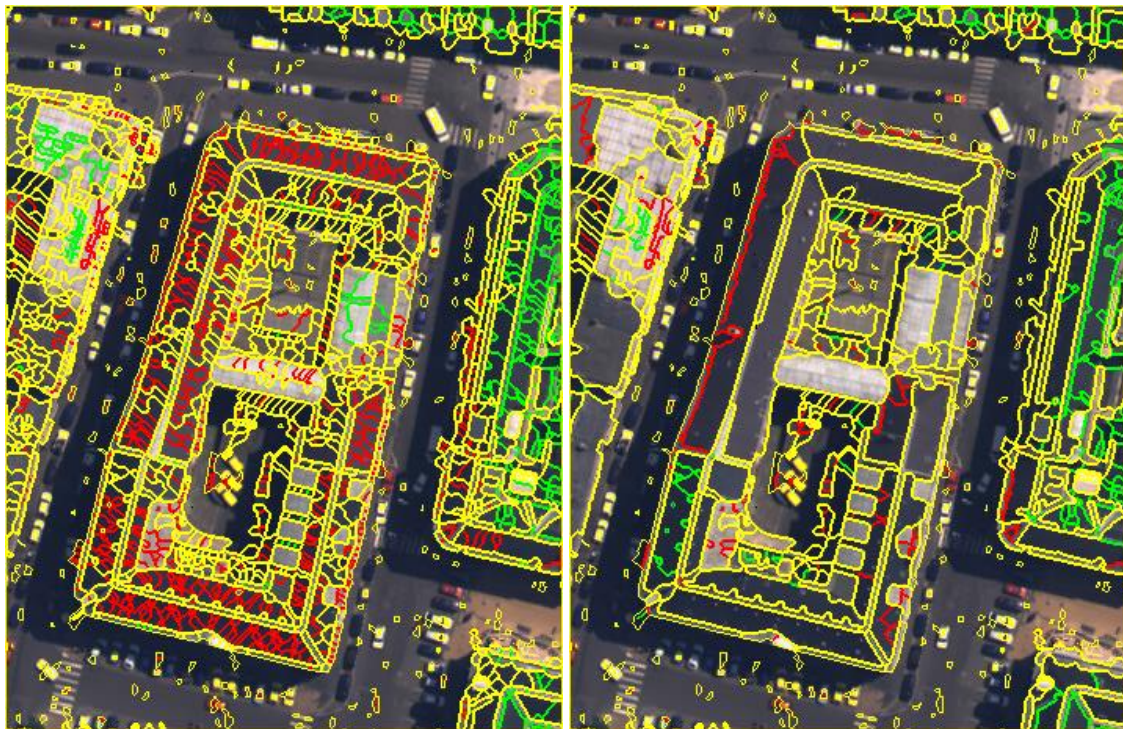
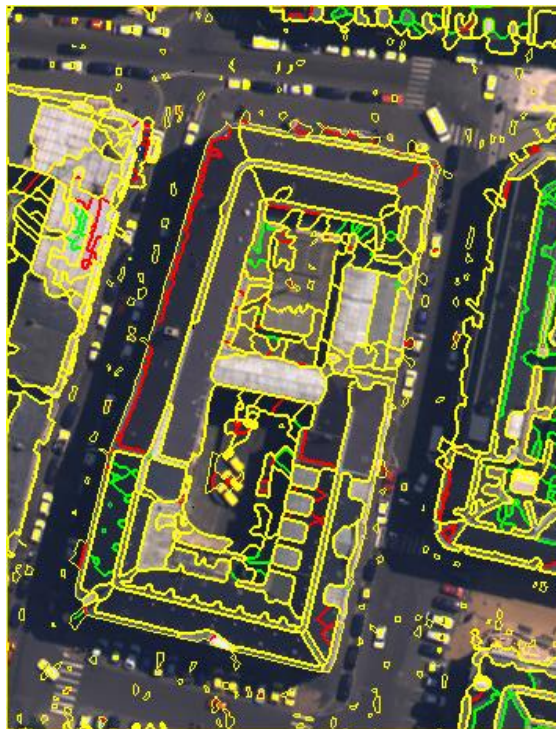
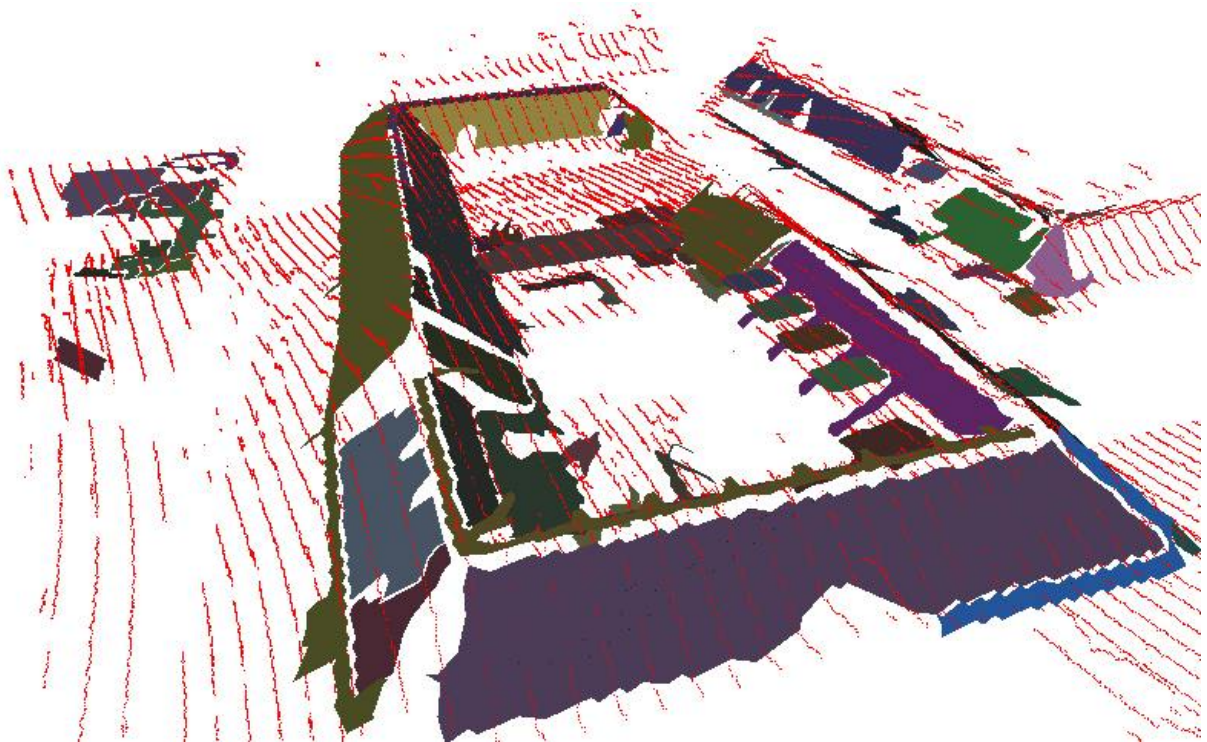
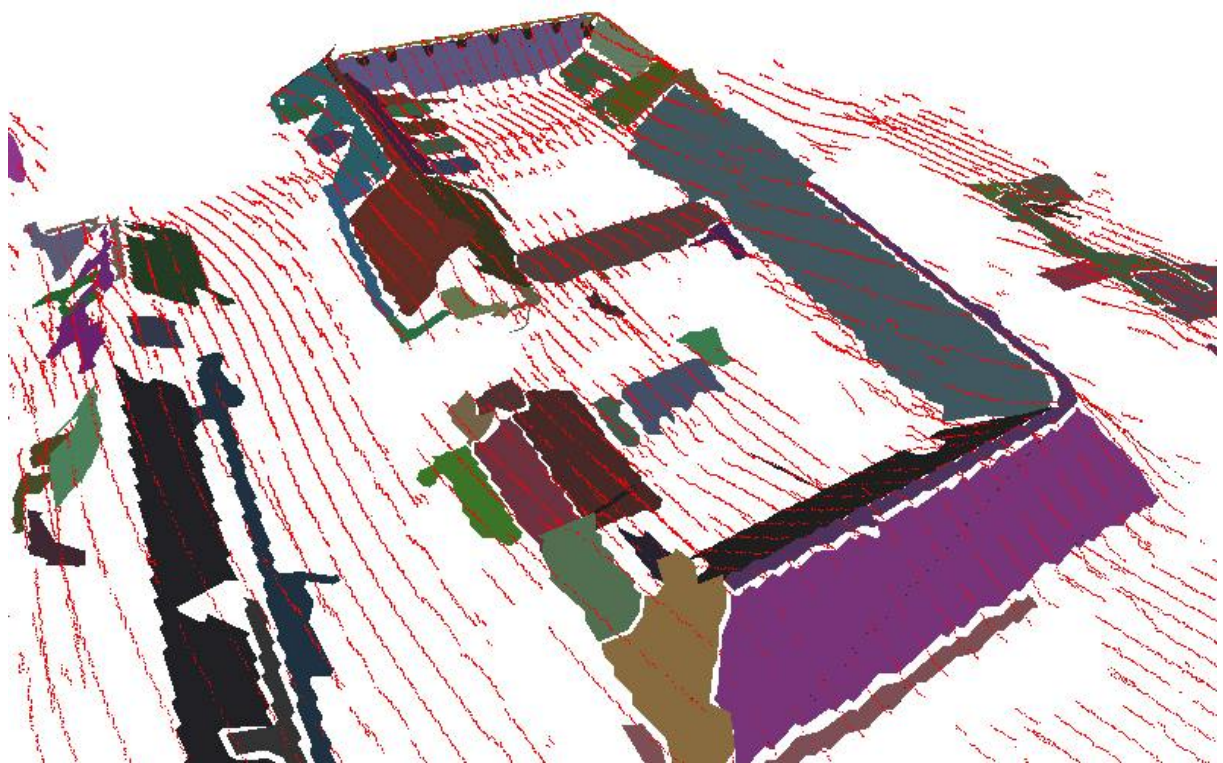
(a)  $s = 0.1 m$ (b)  $s = 0.5 m$ (c)  $s = 0.7 m$ 

FIG. 6.11 –  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$  (contours verts) vs.  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{MNE}]$  (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes.





(a)



(b)

FIG. 6.12 – Reconstruction des facettes 3D à partir des points laser



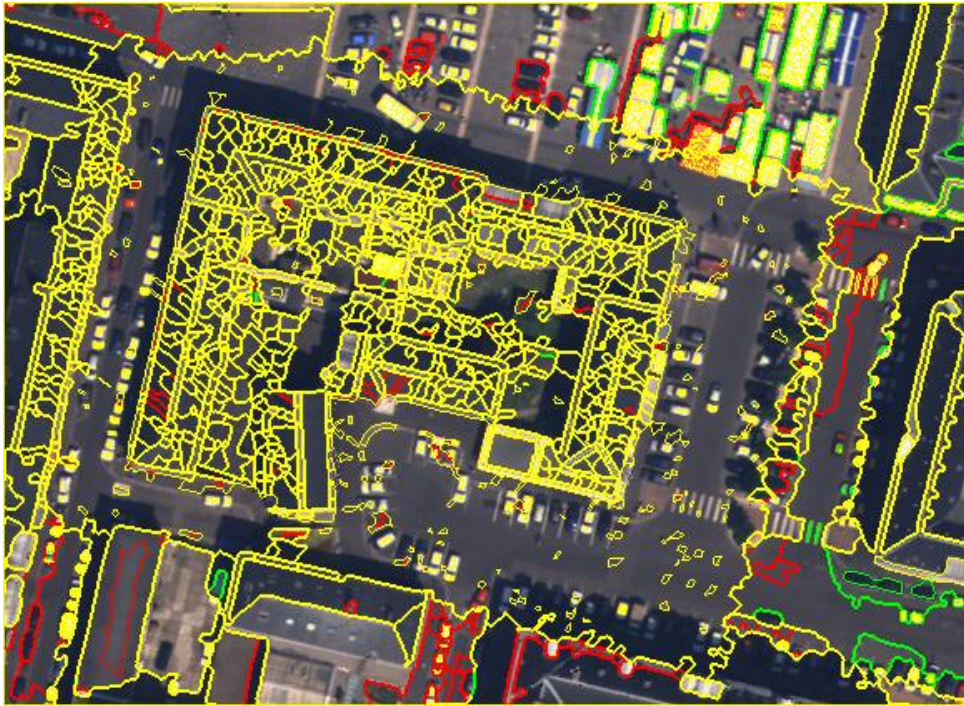
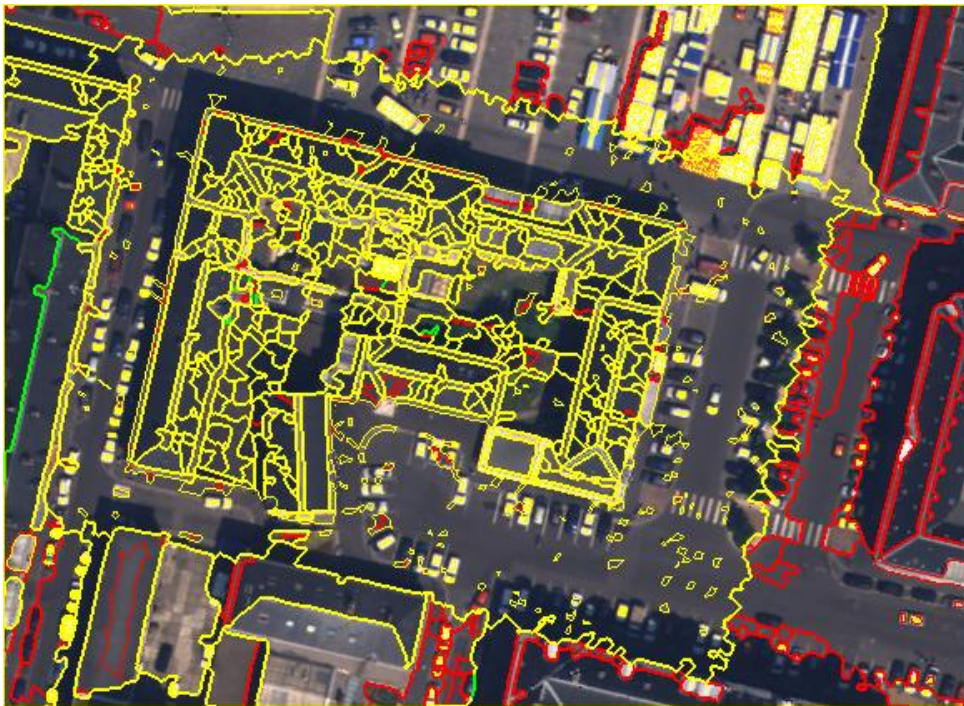
(a)  $s = 0.1 m$ (b)  $s = 0.5 m$ 

FIG. 6.13 –  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$  (contours verts) vs.  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{laser}]$  (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes.



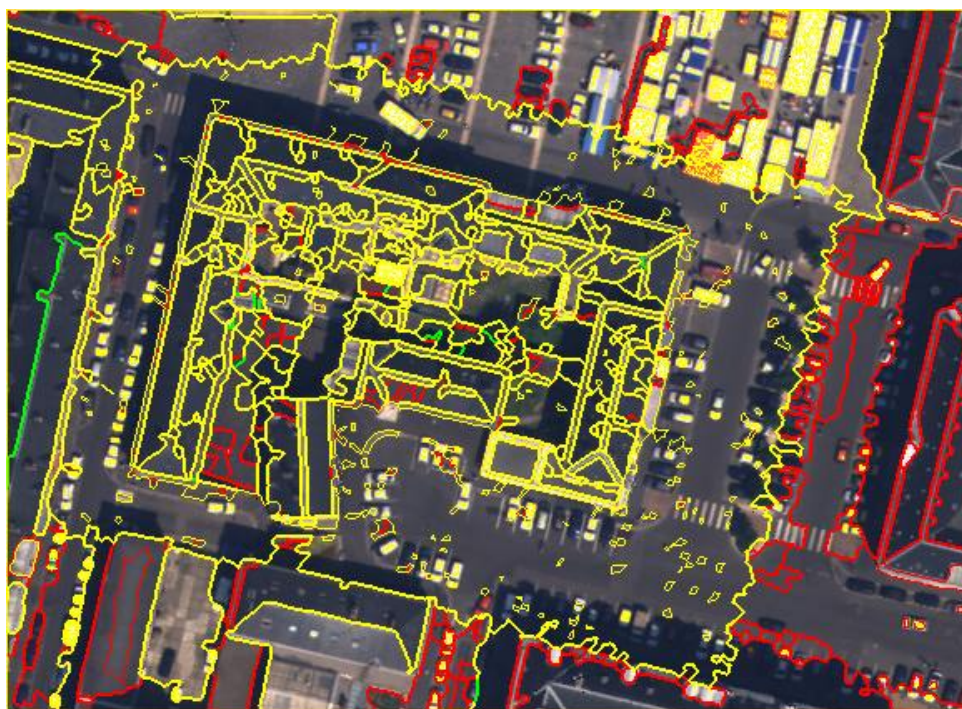
(a)  $s = 0.7 m$ 

FIG. 6.14 –  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$  (contours verts) vs.  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{laser}]$  (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes.

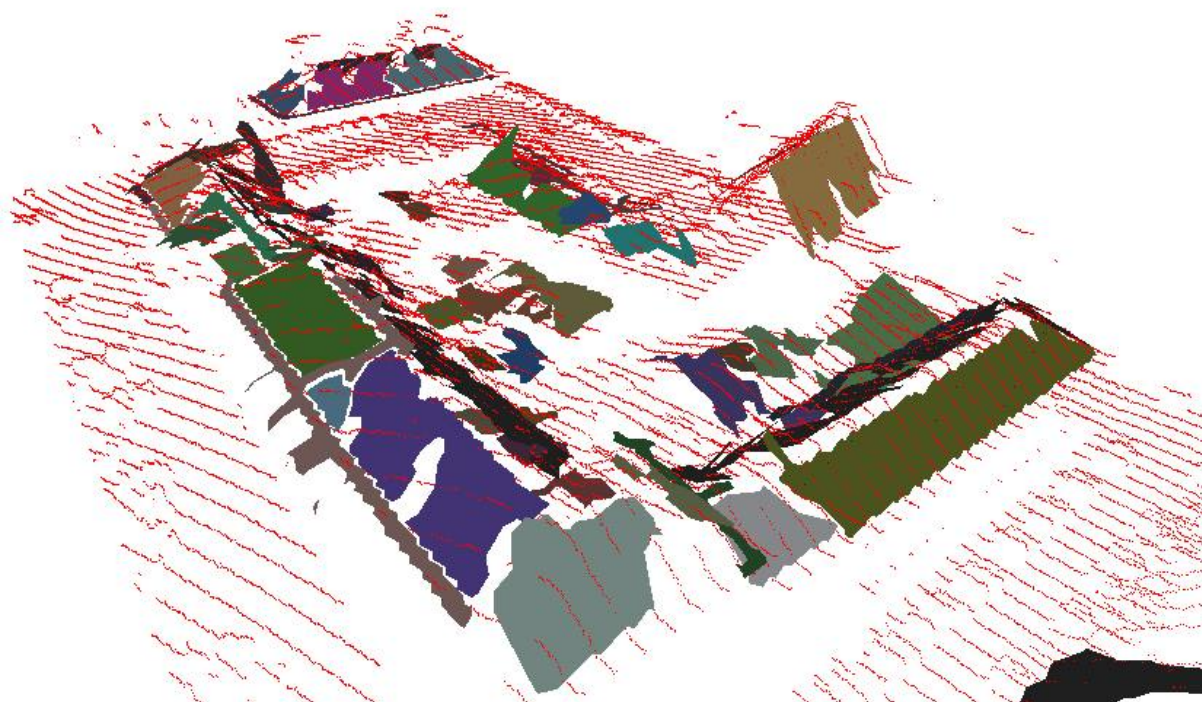


FIG. 6.15 – Reconstruction des facettes 3D ( $s = 0.7 m$ ) à partir des points laser



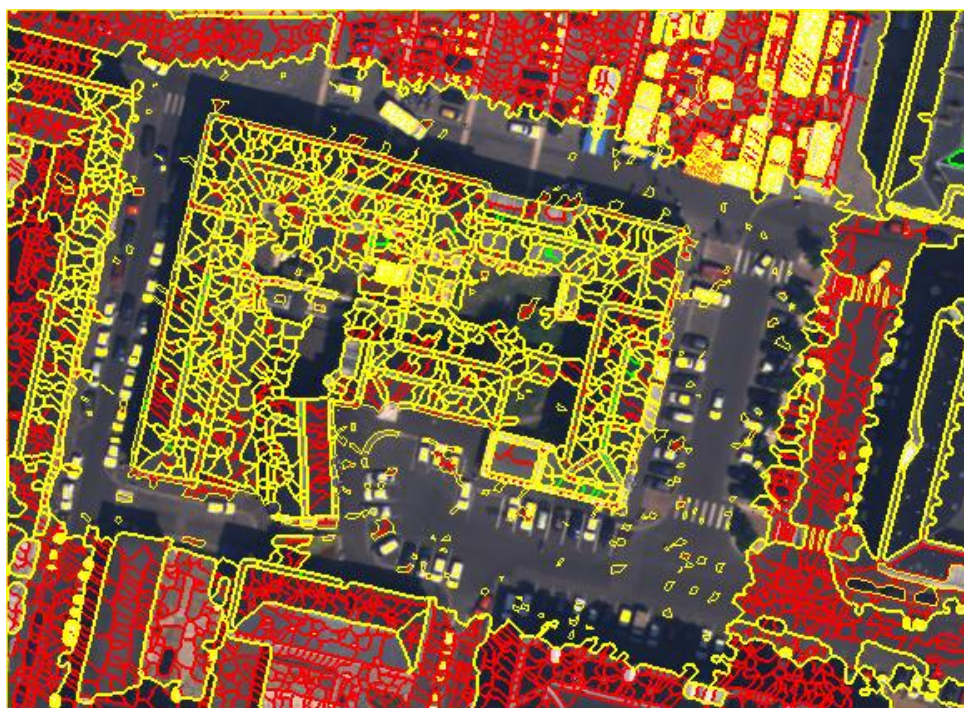
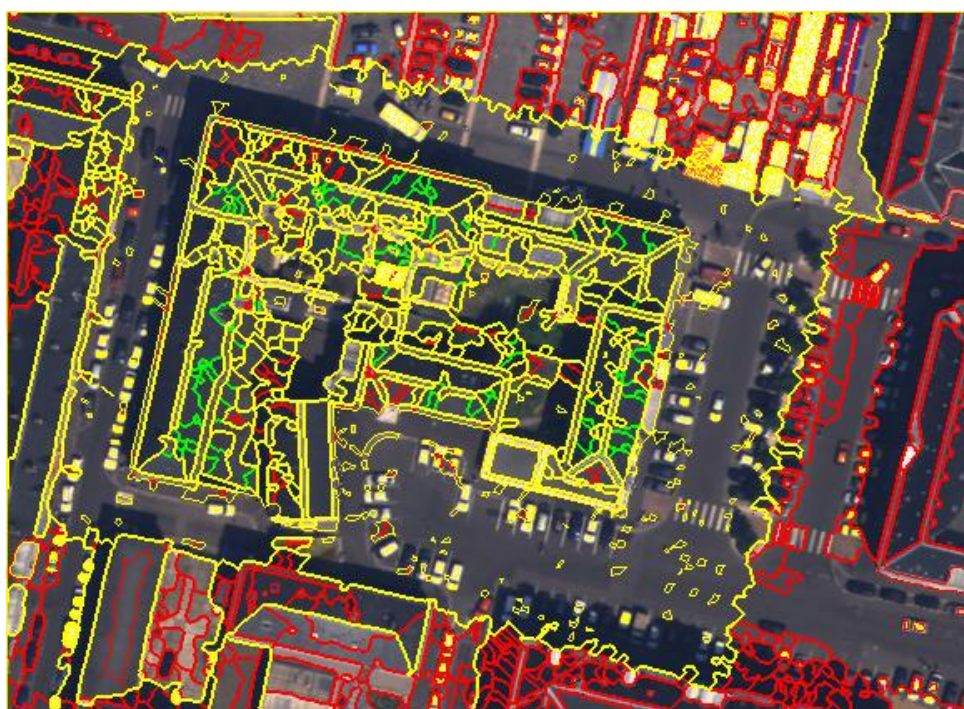
(a)  $s = 0.1 m$ (b)  $s = 0.5 m$ 

FIG. 6.16 –  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$  (contours verts) vs.  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{MNE}]$  (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes.

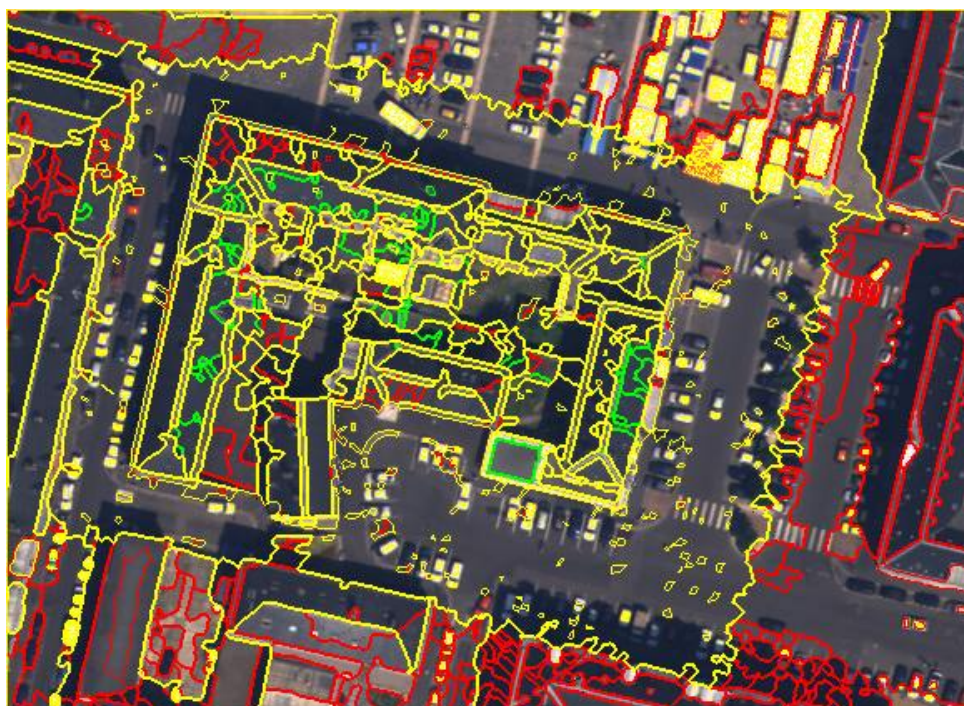
(a)  $s = 0.7 m$ 

FIG. 6.17 –  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$  (contours verts) vs.  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{MNE}]$  (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes.



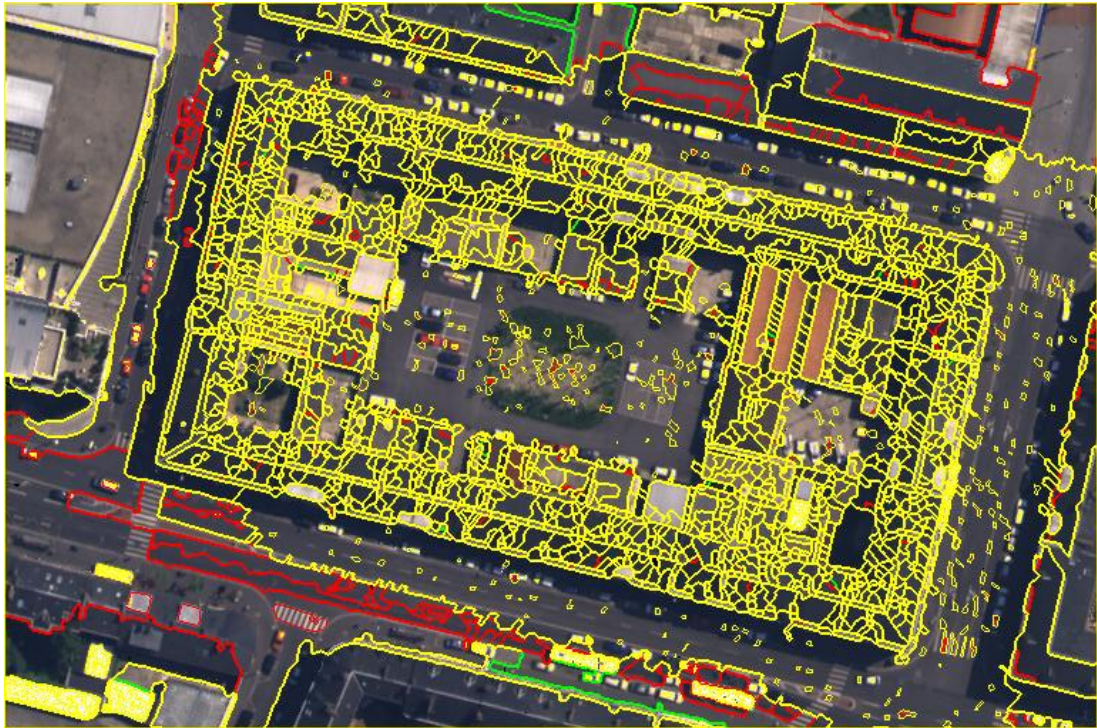
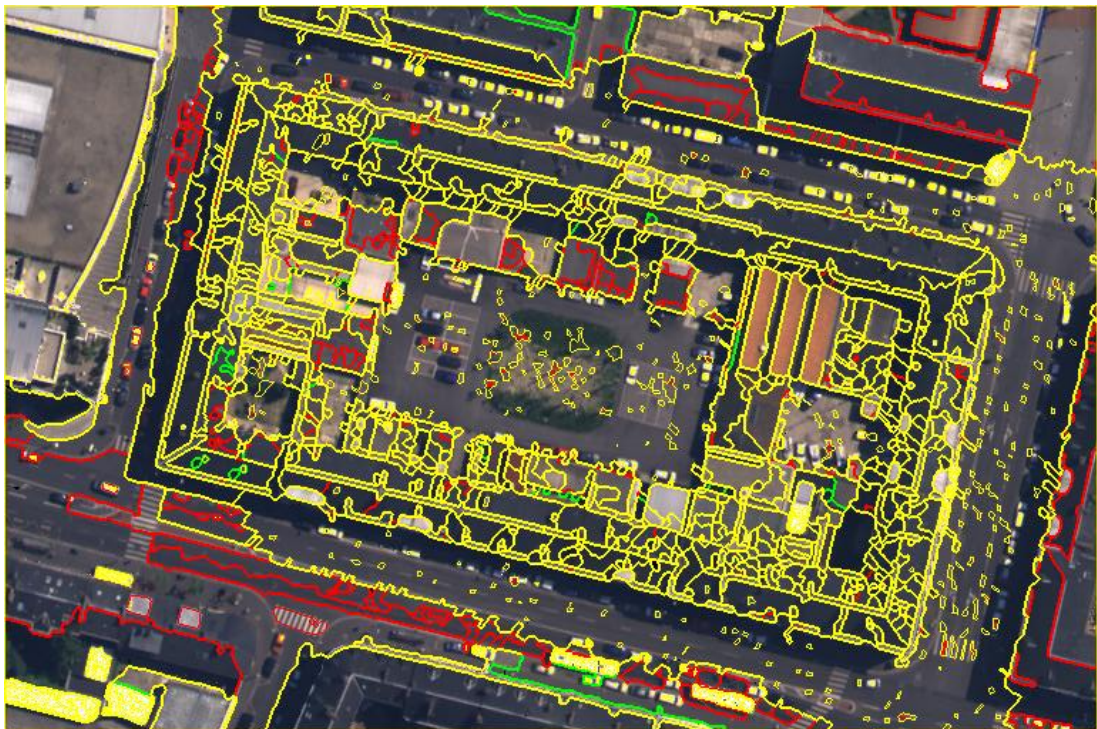
(a)  $s = 0.1 m$ (b)  $s = 0.5 m$ 

FIG. 6.18 –  $\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$  (contours verts) vs.  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{laser}]$  (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes.



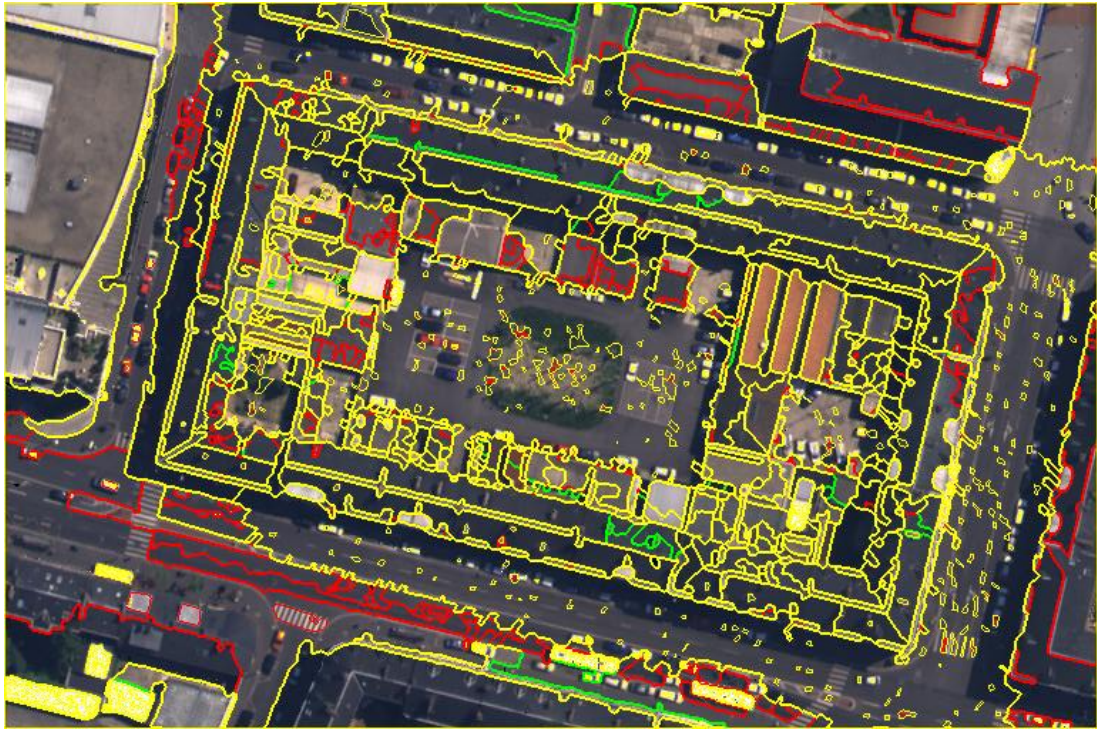
(a)  $s = 0.7 m$ 

FIG. 6.19 –  $\mathcal{E}_{Ward}^{+ laser}$  (contours verts) vs.  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{laser}]$  (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes.

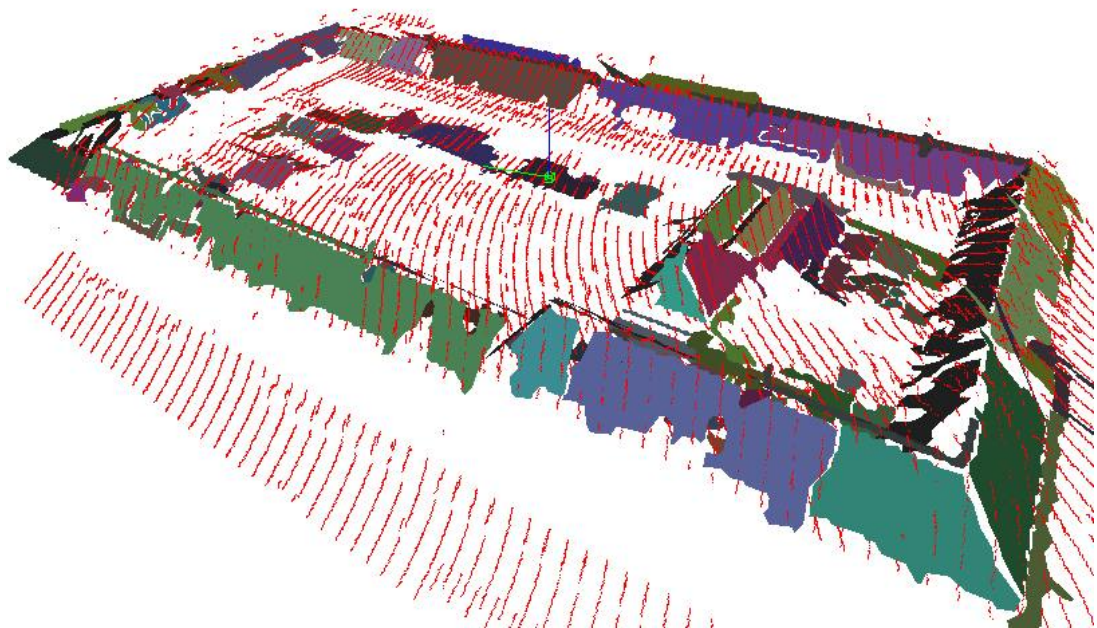


FIG. 6.20 – Reconstruction des facettes 3D ( $s = 0.7 m$ ) à partir des points laser



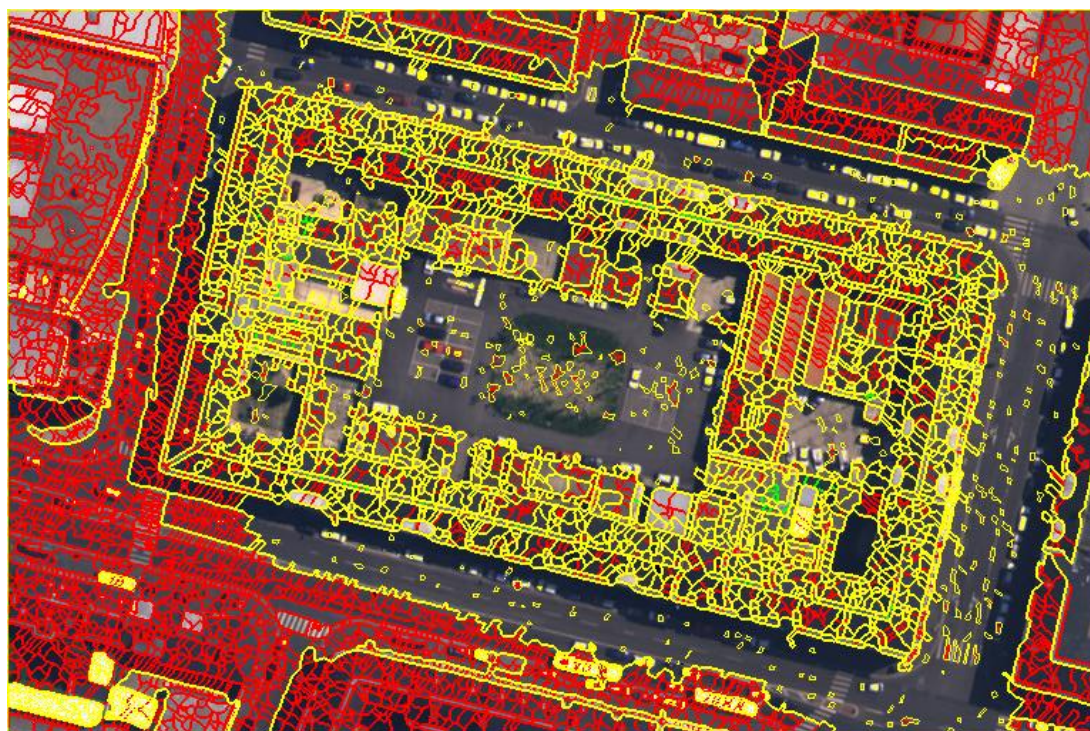
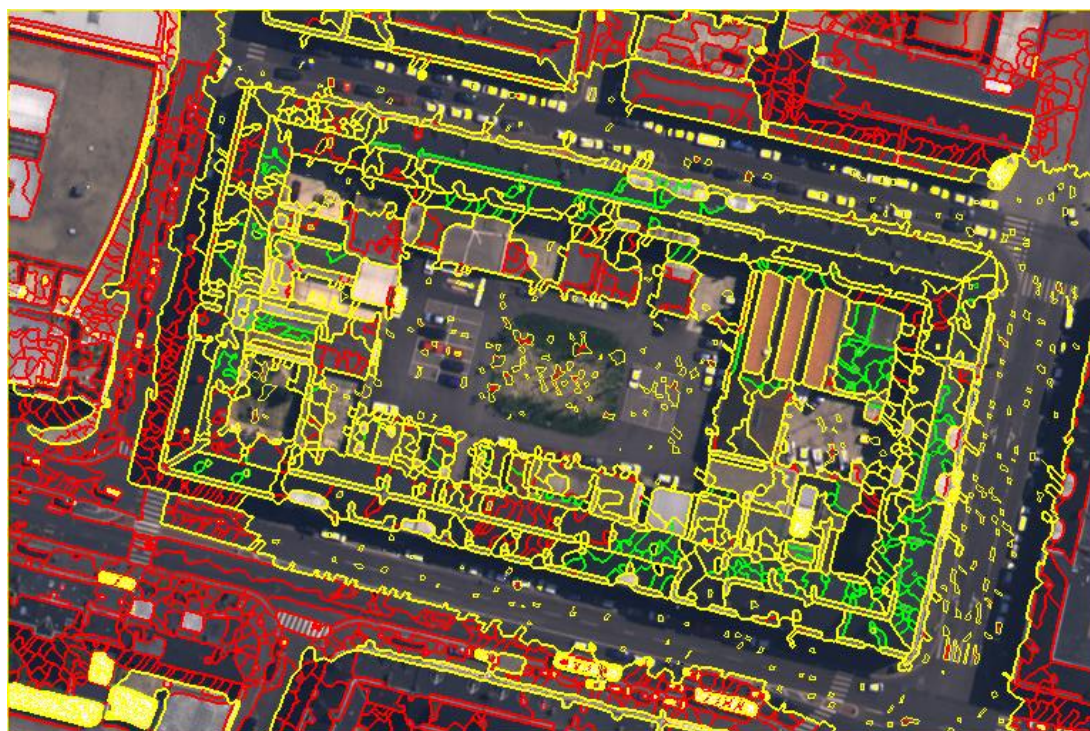
(a)  $s = 0.1 m$ (b)  $s = 0.5 m$ 

FIG. 6.21 –  $E_{Ward}^{+ laser}$  (contours verts) vs.  $E_{Ward}[C_{MNE}]$  (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes.



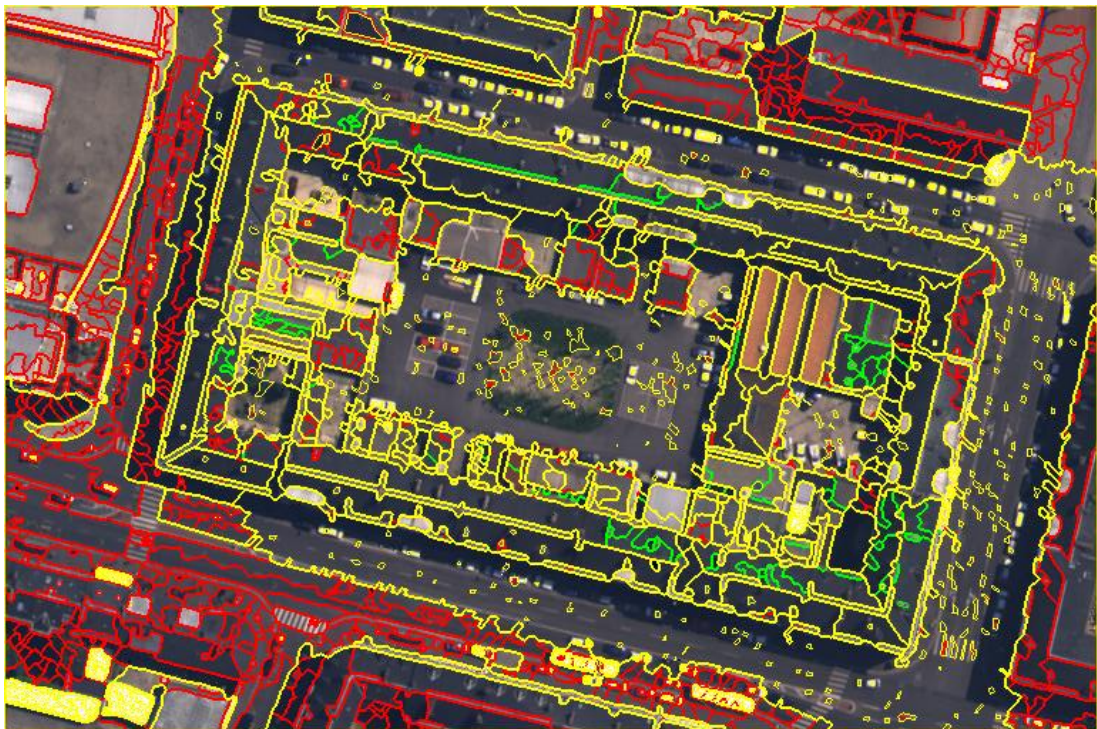
(a)  $s = 0.7 m$ 

FIG. 6.22 –  $\mathcal{E}_{Ward}^{laser}$  (contours verts) vs.  $\mathcal{E}_{Ward}[C_{MNE}]$  (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes.



# Chapitre 7

## Conclusion

L'analyse de données issues d'un capteur laser aéroporté utilisé en mode multiéchos requiert des méthodologies variées qui dépendent en premier lieu des applications pour lesquelles on a fait appel à cette nouvelle technologie. Nous présentons sur la figure 7.1 une synthèse des traitements appliqués aux données lidar, de l'acquisition aux traitements thématiques. La chaîne photogrammétrique figure en regard, ainsi que les dépendances que nous avons abordées au cours de cette thèse. Les contributions de ce travail de doctorat y apparaissent distinctement.

Il semble en premier lieu que les protocoles d'acquisition et de pré-traitements (géoréférencement direct par couplage inertie/GPS) soient grandement facilités, en comparaison à ceux appliqués à d'autres systèmes cartographiques. Bien entendu, les lasers actuels ne permettent d'acquérir que des informations altimétriques dans une seule bande spectrale, qui, aujourd'hui, ne peut être mise en relation avec des images hyperspectrales par manque de calibration radiométrique. Le caractère autonome<sup>1</sup> de ce système d'acquisition, indépendamment des paysages survolés<sup>2</sup>, en fait un outil particulièrement performant pour cartographier des zones variées sans toutefois en fournir des descriptions comparables, le niveau de détail requis n'étant, par exemple, pas le même pour cartographier des étendues de plaines, de paysages de montagnes ou bien de paysages urbains denses. Hormis les problèmes de précision inhérents au mode d'acquisition, l'universalité du lidar multiéchos tient en sa capacité à mesurer plusieurs altitudes le long d'un même faisceau, ce qui permet, notamment pour les paysages présentant un couvert végétal peu dense, de pénétrer la canopée et d'acquérir l'altitude du terrain. Cette propriété en fait un outil particulièrement adéquat pour répondre aux besoins cartographiques grande échelle présentant une grande diversité de paysages. Parce que les données laser sont une mesure de l'altitude, on s'affranchit dans le même temps des contingences liées à la mise en correspondance automatique de points homologues au niveau de clichés images<sup>3</sup> pour estimer une altitude.

Les données laser brutes se présentent sous la forme d'un nuage de points tridimensionnel sans topologie particulière. Il est souvent préférable, pour tout type d'applications (besoins thématiques, stockage de données, relations de voisinages), de rééchantillonner les altitudes sur une grille régulière, thème que nous n'avons pas abordé dans le cadre de cette thèse. La génération de modèles numériques de surface se base sur les nuages de points constitués uniquement du premier écho. La qualité de la surface finale dépend de la méthodologie de rééchantillonnage appliquée, qui sera différente en fonction des paysages et de la densité de points laser au mètre carré. Pour une cartographie grande échelle où l'aspect général

---

<sup>1</sup>autonomie qui nécessite une séance de calibration dans les premiers instants de chaque vol, ainsi qu'une extension de chantier n'excédant pas une circonférence de 30 km autour d'une station GPS de référence.

<sup>2</sup>ce qui n'est pas tout à fait exact, nous renvoyons le lecteur au chapitre 2

<sup>3</sup>sur des zones ne présentant pas de texture suffisante comme c'est le cas au niveau des littoraux, ou bien à cause des parties cachées.

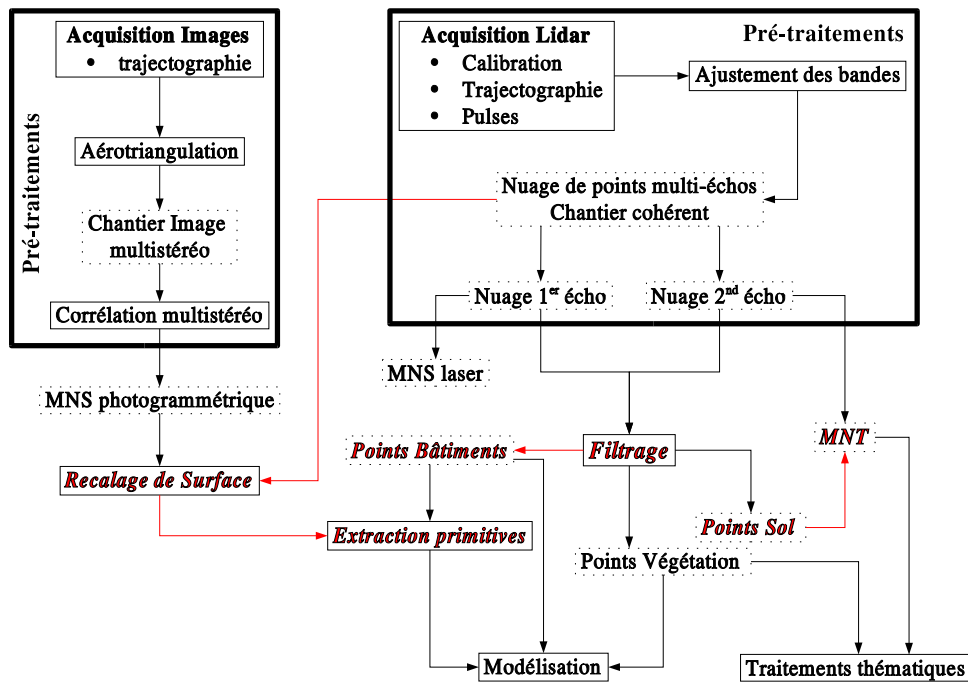


FIG. 7.1 – Chaîne de traitements des données photogrammétriques et lidar. Nous avons particulièrement étudié les parties surlignées en rouge.

quantitatif de la surface est plus important que la description précise des structures bâties, il a été observé que des interpolateurs bas niveaux fournissaient des résultats très satisfaisants en un minimum de temps de calcul. Par contre, pour des paysages urbains où les discontinuités des bâtiments sont un caractère particulièrement important pour la représentation des surfaces, il semble que le rééchantillonnage des points laser ne soit pas un problème encore résolu, les fonctions d'interpolation classiques se basant sur des altitudes estimées sur un système de voisinage peuvent être mal définies pour la structure spatiale des points laser. C'est pourquoi, l'information ponctuelle est si importante pour la description des ruptures de pentes. La détection de ces discontinuités et leur inclusion dans un mécanisme d'amélioration des modèles de surfaces rééchantillonnés à partir de points laser reste un enjeu majeur pour de futures recherches.

La structure de nuage de points est par contre beaucoup moins adaptée pour la description des surfaces planes dans un contexte urbain. Nous avons à ce titre proposé une méthodologie pour substituer à l'information ponctuelle une information surfacique plane chargée de beaucoup plus de signification quant à la description de la scène urbaine. Sans parler des performances de l'algorithme qui sont discutées dans le chapitre 4, la prise en compte de ces facettes dans un mécanisme de rééchantillonnage de surfaces pourrait certainement améliorer la qualité de la surface. Il faudrait sans doute aller plus loin en affinant les contours des facettes, tant au niveau des façades qu'au niveau des faîtes de toits et autres arêtes.

Une autre piste, possiblement complémentaire, fut d'envisager un couplage avec l'information photogrammétrique. Plusieurs problèmes se sont alors posés, le premier étant lié à l'hétérogénéité des géométries. La mise en place d'une géométrie commune est un pré-requis à l'intégration de quelque élément que ce soit extrait à partir d'un jeu de données ou de l'autre. Nous avons donc proposé un algorithme de recalage d'une surface laser sur une surface issue de la photogrammétrie. Nous avons focalisé les recherches sur le milieu urbain, car c'est là où l'exigence de précision est la plus haute. Des questions relatives à la précision intrinsèque des données lidar ont alors surgi, auxquelles, même dans cette conclu-

sion, il est difficile de répondre. Quel système, de la photogrammétrie ou du lidar aéroporté, est le plus précis ? Nos observations ont montré que les décalages entre les deux géométries restaient inférieurs à 50 cm en planimétrie. L'interprétation des fonctions de déformations est elle aussi délicate, et, dans le cadre de la méthodologie proposée, dépend de la topographie pour la mise en correspondance locale des morceaux de surface. Une fois les points laser recalés dans une géométrie image, nous nous sommes intéressés à l'apport des images pour la description des structures urbaines. Exprimée dans le formalisme d'une description pyramidale de l'image, les informations radiométriques des images et altimétriques du laser ont été combinées pour extraire un ensemble de facettes planes en accord cette fois-ci avec les contours détectés dans les images. Ainsi, au lieu de ne considérer que les points laser, le couplage envisagé intègre à la fois les différences radiométriques souvent liées à des bords réels d'éléments, mais aussi la régularité des points laser ainsi que la sémantique issue de la classification du nuage de points. Les facettes ainsi extraites décrivent les bâtiments de manière beaucoup plus réaliste que l'utilisation simple des données laser. Ces facettes ont vocation à être intégrées soit dans des algorithmes de modélisation polyédrique, soit pour améliorer les modèles de surface.

Dans un contexte favorable de multi-stéréoscopie, la génération d'un modèle numérique de surface basée sur la minimisation globale d'une fonction d'énergie qui prendrait en compte non seulement deux termes liés l'un aux coefficients de corrélation et l'autre à un terme de régularisation de surface, mais aussi une attache aux données altimétriques laser<sup>4</sup>. Un tel couplage permettrait non seulement de bénéficier de la régularité de la mesure laser sur des zones homogènes (les facettes de toit, le réseau routier), mais aussi de compléter l'information photogrammétrique manquante au niveau des parties cachées des images (principalement fond de rue), enfin de tirer partie d'une résolution image potentiellement haute, ce qui viendrait compléter de manière astucieuse la distribution altimétrique finale de la surface.

Finalement, même si nous n'avons pas directement travaillé avec des modèles numériques de surface, il ressort de ces études que les données laser utilisées de manière exclusive en permettent facilement la réalisation à grande échelle avec une précision proche de celle fournie par les spécifications des constructeurs de systèmes. Cependant, l'utilisation quantitative de l'altimétrie laser rééchantillonnée, pour l'étude particulière des structures, ne permet pas une précision suffisante au regard des performances potentielles de tels systèmes. La prise en compte du nuage de points pour tout traitement de précision est donc nécessaire. Les performances des traitements concernant l'extraction des primitives géométriques, dont l'utilisation vise en premier lieu la régularisation des MNS et la reconstruction de bâtiments, à partir du nuage de points seul sont inférieures à leur utilisation jointe avec des images aériennes pour les mêmes applications. Si l'information altimétrique issue de la corrélation peut être aussi pertinente que le laser pour l'extraction des facettes de toits dans le cadre des méthodologies développées dans cette thèse et du contexte photogrammétrique très favorable de multiscopie, il semble que l'utilisation de l'imagerie mette en valeur les données laser sur de tels paysages urbains. Inversement, elles permettent potentiellement de remplacer l'altimétrie issue de la corrélation, qui sera de moins bonne qualité si la résolution des images augmente ou si le rapport  $B/H$  diminue. En outre, la structure des données laser permet l'extraction d'une sémantique qui est une aide à l'interprétation des images, et ceci pour tout type de paysages.

En effet, sans disposer nominale d'une classification sol/sursol en fonction du numéro d'écho<sup>5</sup> (cf. chapitre 2), le mode multiécho ainsi que la netteté des ruptures de pentes en présence de sursol font des données laser une information altimétrique de qualité pour classer finement un nuage de points. C'est d'ailleurs le premier traitement d'envergure généralement appliqué aux données laser. Si les approches méthodologiques sont aujourd'hui nombreuses pour les algorithmes de classification, celle proposée

<sup>4</sup>des expériences préliminaires ont déjà été menées personnellement par M. Pierrot-Deseilligny (PDP05).

<sup>5</sup>rappelons nous que le second écho est confondu avec le premier écho dans le cas de sursol rigide, et n'est pas toujours une mesure de l'altitude du sol en présence de végétation dense.

dans cette thèse visait à tester les potentialités d'un nouveau filtre. Ce filtrage est principalement basé sur une analyse de la géométrie locale du nuage, complétée par une prise en compte plus globale de la topographie du terrain. Au-delà de l'aspect satisfaisant des classifications effectuées sur les données dont nous disposons, il serait souhaitable de mettre en place une comparaison quantitative avec d'autres approches. Les résultats d'une étude récente ont montré que les algorithmes de classification étaient particulièrement performants pour les types de paysages pour lesquels ils ont été conçus, et se trompaient globalement tous aux mêmes endroits. On peut alors se demander quel est, dans un contexte opérationnel, le niveau d'erreur tolérable dans une classification pour qu'elle soient néanmoins pertinente ? Il y aura en effet toujours des fautes.

L'apport de la classification en composantes sol et sursol d'un nuage de points laser pour l'interprétation d'une image aérienne classique, nous l'avons montré sur une application bien précise, est particulièrement pertinent, notamment en ce qui concerne l'élaboration d'un masque de sol pour les paysages urbains. L'extraction d'une information de type cadastrale généralisée offre alors la possibilité de se focaliser uniquement sur les zones de bâtiments. Cependant, si la classification sol/sursol est généralement bien maîtrisée, l'extraction de la végétation des points de sursol reste un point délicat qui ne possède pas encore de solution stable, notamment en zone urbaine où la présence de végétation jouxtant des zones de bâtiments, la propriété de séparabilité des échos produisant également des réponses multiples au niveau des bords de bâtiments. L'utilisation de données images IR à travers l'étude du NDVI fait l'objet de recherches actives, l'analyse de la structure tridimensionnelle du nuage de point pourrait aider à la discrimination. La disponibilité récente des données laser acquises en mode onde complète pourrait à son tour aider à la localisation de structures végétales, voire, si la densité des mesures le permet, d'en fournir les points d'appuis pour une modélisation virtuelle.

De cette classification, outre les masques de sursol, est déduite une géométrie plus régulière pour la représentation du sol sous la forme de modèles numériques de terrain. La méthodologie est développée de façon à intégrer au sein de la surface finale terrain le maximum de points de mesure laser, tout en assurant une certaine régularité, la résolution du MNT étant un paramètre fixé par l'utilisateur en fonction de la répartition des points et de la thématique choisie. Si la densité de points au sol le permet, on fera notamment apparaître en milieu rural des microreliefs particulièrement pertinents pour l'application de modèles d'écoulements hydrodynamiques. Les systèmes laser sont, pour ces applications, la seule technique affichant de telles performances. L'application immédiate en lien avec la photogrammétrie concerne le passage de la géométrie conique des images aériennes à la géométrie ortho-rectifiée.

Pour conclure, il semble que les travaux initiés, et pour certains finalisés, au cours de cette expérience doctorale aient permis d'expertiser les potentialités des données lidar en termes cartographiques en lien avec la photogrammétrie. La diversité des thèmes étudiés à différents niveaux de la chaîne de traitement permet d'envisager avec sérénité l'abord de futures recherches.

# Liste des tableaux

2.1	Fréquences d'émission des impulsions laser en fonction de l'altitude de vol et du mode d'acquisition onde complète (OC) et/ou multi-échocs (ME). Pour les systèmes ME (OC), les fréquences fournies correspondent au mode ME. . . . .	23
2.2	Influence d'erreurs de mesures de l'attitude de l'avion sur les coordonnées tridimensionnelles du point d'impact. . . . .	32
5.1	Variations temporelles des paramètres de la rotation au cours des simulations. La colonne de droite représente les déformations théoriques subies par la bande le long de l'axe de vol.	102
6.1	Coupes dans la hiérarchie $H(\mathcal{E}_{Ward}^{+laser})$ à divers seuils $s$ sur les résidus des plans estimés à partir des points laser. . . . .	127





# Table des figures

1.1	Intersection de trois rayons perspectifs (rouges) pour la détermination d'un point 3D dans un contexte photogrammétrique. . . . .	14
2.1	Émission (gauche) d'un pulse gaussien ( $W_T$ ) caractérisé par les propriétés statistiques d'une gaussienne ajustée ( $W_{TM}$ ). L'onde complète reçue (droite) est de forme gaussienne dont les caractéristiques statistiques dépendent du signal émis et des propriétés de la surface réfléchissante ( $ZSA^{+02}$ ). . . . .	24
2.2	Modification d'une impulsion gaussienne après traversée d'un couvert végétal. Cet exemple est issu du système Litemapper (Reigl LMS-S560) à onde complète. La courbe de droite est l'onde complète réfléchie, le graphisme de gauche illustre le mécanisme d'enregistrement des échos laser. . . . .	24
2.3	Schéma détaillé du système laser aéroporté Laser Vegetation Imaging Sensor (BRH99). . . . .	25
2.4	Deux systèmes laser à balayage transversal basés sur la rotation d'un miroir. . . . .	26
2.5	Système laser à fibres optiques. . . . .	26
2.6	Erreur sur l'angle de scan. . . . .	27
2.7	Influence de la pente locale du paysage sur la précision des points laser. . . . .	28
2.8	Influence de la réflectance d'un matériau (ici une feuille de papier blanche parsemée de disques noirs) sur la mesure de distance (PG05) . . . . .	28
2.9	Expression du vecteur position dans les différents systèmes de coordonnées impliqués dans la mesure d'un point laser. . . . .	29
2.10	Optimisation de la trajectographie par mesures inertielles et GPS dans un système prédictif de Kalman. . . . .	31
2.11	Repères pour la gestion des erreurs. . . . .	31
3.1	Illustrations de la méthode de propagation dans le nuage de points laser. . . . .	42
3.2	Apport de la correction de $\widehat{h_{sol}}$ en $\alpha$ . La surface en tirets noirs représente le MNT initial. Les tirets gris illustrent la surface résultante de la correction linéaire. . . . .	43
3.3	Sémantique pour la classification de points laser. . . . .	46
3.4	Classification d'un paysage urbain - Amiens. Les points de sursol sont ici seuls présentés. . . . .	48
3.5	Profil le long de la bande Amiens. L'erreur sur le MNT à 1100 m correspond à la cathédrale. . . . .	49
3.6	Autre profil sur la bande Amiens . . . . .	49
3.7	Exemple de profils sur la bande Amiens . . . . .	50
3.8	Exemple de profils sur la bande Amiens . . . . .	50
3.9	Classification d'un paysage rural - Roujan. Les points sol/sursol/bas sursol sont projetés sur une orthophoto PIR de résolution 50 cm. . . . .	51
3.10	Visualisation de la classification et du terrain reconstruit . . . . .	52
3.11	Classification de paysages ruraux . . . . .	53

3.12	Image des attracteurs rééchantillonnés à une résolution de 50 cm. La couleur des points (bleu→rouge) suit l'échelle des altitudes. . . . .	58
3.13	Données Roujan évaluées . . . . .	59
3.14	Variations de l'erreur moyenne quadratique entre les points laser classés sol et le modèle de surface final en fonction de $\mu$ . . . . .	59
3.15	Variations de la forme du modèle de terrain en fonction du facteur de régularisation $\mu$ sur un profil caractéristique à fort gradient . . . . .	60
3.16	Variations de la forme du modèle de terrain en fonction du facteur de régularisation $\mu$ sur un profil extrait le long d'une vallée . . . . .	61
3.17	Écart type des modèles de terrain régularisés pour différentes valeurs de $\mu$ . . . . .	62
3.18	Écart type des surfaces terrain finales pour $\alpha_2 \in \{2, 1, 0.5, 0\}$ avec $\mu = 0.5$ et $\alpha_1 = 1$ . $\sigma \in [0; 0, 1 m]$ $\bar{\sigma} = 0.002 \pm 0.005 m$ . . . . .	63
3.19	Profils de modèles de terrain à différentes résolutions orthogonalement à la vallée . . . . .	63
3.20	Profils de modèles de terrain à différentes résolutions le long de la grande diagonale de l'image 3.13(b) . . . . .	64
3.21	Profils de modèles de terrain à différentes résolutions le long de la vallée . . . . .	65
4.1	Paramétrisation d'un plan en coordonnées cylindriques . . . . .	68
4.2	Construction d'une EGI . . . . .	74
4.3	Détection de plans sur un bâtiment. $\bar{d}_{cr} = 0.12 m$ . Les points laser (rouges) représentés sur les vues 3D n'appartiennent à aucun ensemble support. . . . .	76
4.4	Effet de l'introduction des facettes RANSAC dans un MNE de corrélation ombré. . . . .	77
4.5	Détection de plans sur un ensemble complexe de bâtiments. $\bar{d}_{cr} = 0.13 m$ Les points laser (rouges) représentés sur les vues 3D n'appartiennent à aucun ensemble support. . . . .	78
4.6	Détection de plans sur un bâtiment. $\bar{d}_{cr} = 0.14 m$ Les points laser (rouges) représentés sur les vues 3D n'appartiennent à aucun ensemble support. . . . .	79
4.7	Effet de l'introduction des facettes RANSAC dans un MNE de corrélation ombré. . . . .	80
4.8	Série de profils comparant un MNE de corrélation et un MNE régularisé. . . . .	81
4.9	Détection de plans sur un bâtiment. $\bar{d}_{cr} = 0.12 m$ . Les points laser (rouges) représentés sur les vues 3D n'appartiennent à aucun ensemble support. . . . .	82
4.10	Résultats de la détection de plans sur la cathédrale d'Amiens. $\bar{d}_{cr} = 0.15 m$ . Les points laser (rouges) représentés sur les vues 3D n'appartiennent à aucun ensemble support. . . . .	83
4.11	Effet de l'introduction des facettes RANSAC dans un MNE de corrélation ombré sur la cathédrale d'Amiens. . . . .	84
5.1	Approximation de $\mathcal{M}$ en 2D par ses plans tangents. . . . .	94
5.2	Construction de $\mathcal{D}$ . Le point homologue de $l_k$ est un des points du MNE correspondant à l'argmax de la distribution des homologues potentiels. . . . .	95
5.3	Distribution correspondant à un paysage présentant une invariance isotrope par translation. . . . .	96
5.4	Distribution correspondant à un paysage présentant une invariance directionnelle par translation. Le morceau de surface ne contient qu'une seule rue bordée par un bâtiment. . . . .	97
5.5	Distribution correspondant à un paysage topographique contraint en planimétrie (coin de bâtiment). . . . .	98
5.6	Schéma de la correction par fenêtre glissante le long de l'axe de vol. . . . .	100
5.7	Emprise cartographique de la bande laser simulée (en vert) à partir de point MNE sous-échantillonné. La densité moyenne du nuage de points est de 10 <i>points/m</i> <sup>2</sup> . L'origine des temps est fixée à l'origine du repère (en rouge). . . . .	101
5.8	Champ de déformations calculé pour la simulation 1. . . . .	102

5.9	Variations d' $emq$ entre les déformations théoriques (simulation 2) et leur modélisation par l'algorithme présenté en fonction des valeurs du couple $(a, \zeta)$ . . . . .	103
5.10	Profils des déformations selon la simulation 1 (a,c,e) et la simulation 2 (b,d,f). Modélisation des mouvements par le modèle fenêtre glissante ( <b>FG</b> ) en estimant une affinité. $D_x, D_y, D_z$ correspondent aux composantes $x, y$ et $z$ de la déformation. . . . .	104
5.11	Profils des déformations selon la simulation 1 (a,c,e) et la simulation 2 (b,d,f). Modélisation des mouvements par le modèle de <b>Kilian</b> . $D_x, D_y, D_z$ correspondent aux composantes $x, y$ et $z$ de la déformation. . . . .	105
5.12	Profils des déformations selon la simulation 1 (a,c,e) et la simulation 2 (b,d,f). Modélisation des mouvements par le modèle de <b>Behan/Vosselman</b> . $D_x, D_y, D_z$ correspondent aux composantes $x, y$ et $z$ de la déformation. . . . .	106
5.13	Champ de déformation mesuré et modélisé pour le recalage d'une bande laser sur un MNE photogrammétrique. . . . .	108
5.14	Profils de points MNE (gris) et de points laser (rouge) <b>avant</b> et <b>après</b> le recalage mutuel des surfaces. . . . .	109
5.15	Variations d' $emq$ globales en fonction des valeurs du couple $(a, \zeta)$ . . . . .	110
5.16	Extrema des gains d' $emq$ locales au niveau de la fenêtre glissante en fonction des valeurs du couple $(a, \zeta)$ et de la transformation estimée, pour les bandes 12 et 13. . . . .	111
5.17	Analyse des déformations en fonction de $a$ ( $\zeta = 0.6$ ) sur 4 profils de la bande 12. . . . .	112
5.18	Analyse des déformations en fonction de $a$ ( $\zeta = 0.6$ ) sur 4 profils de la bande 13. . . . .	113
5.19	Comparaison d'un profil central des déformations selon les trois composantes le long de l'axe de vol modélisés successivement par fenêtres glissantes et affinités, par le modèle de <b>Kilian</b> à 12 paramètres et par le modèle de <b>Behan</b> à 9 paramètres. . . . .	114
5.20	Moyenne des écarts entre les différentes modélisations pour différentes translations $\Lambda$ . Pour cet exemple, les trois coordonnées de $\Lambda$ sont égales à la valeur indiquée sur l'abscisse. . . . .	114
6.1	Graphe d'Adjacence de Régions superposé à la partition correspondante. . . . .	117
6.2	Représentation d'une hiérarchie sous la forme d'un dendrogramme. Les nœuds $\{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}$ sont les <b>feuilles</b> , le nœud $\{9\}$ est la <b>racine</b> . $\{6\}$ est le père de $\{1\}$ et $\{2\}$ , $\{6\}$ et $\{8\}$ sont les fils de $\{9\}$ . . . . .	118
6.3	Construction d'une pyramide de graphes . . . . .	118
6.4	illustration de la contraction d'arête (Mal05). Les nœuds 2 et 5 de 6.4(a) fusionnent en un nœud 8 de 6.2.2. . . . .	119
6.5	Équivalence entre une coupe (nœuds entourés en rouge) et une partition image. . . . .	119
6.6	Exemple de création de hiérarchies conduisant l'existence ou non d'une partition admissible	120
6.7	Géométrie des images aériennes pour la segmentation . . . . .	124
6.8	Génération de la segmentation initiale en régions élémentaires . . . . .	125
6.9	Segmentations initiales . . . . .	126
6.10	$\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ (contours verts) vs. $\mathcal{E}_{Ward}[\mathbb{C}_{laser}]$ (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes. . . . .	131
6.11	$\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ (contours verts) vs. $\mathcal{E}_{Ward}[\mathbb{C}_{MNE}]$ (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes. . . . .	132
6.12	Reconstruction des facettes 3D à partir des points laser . . . . .	133
6.13	$\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ (contours verts) vs. $\mathcal{E}_{Ward}[\mathbb{C}_{laser}]$ (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes. . . . .	134
6.14	$\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ (contours verts) vs. $\mathcal{E}_{Ward}[\mathbb{C}_{laser}]$ (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes. . . . .	135

6.15	Reconstruction des facettes 3D ( $s = 0.7 m$ ) à partir des points laser . . . . .	135
6.16	$\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ (contours verts) vs. $\mathcal{E}_{Ward}[\mathbb{C}_{MNE}]$ (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes. . . . .	136
6.17	$\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ (contours verts) vs. $\mathcal{E}_{Ward}[\mathbb{C}_{MNE}]$ (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes. . . . .	137
6.18	$\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ (contours verts) vs. $\mathcal{E}_{Ward}[\mathbb{C}_{laser}]$ (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes. . . . .	138
6.19	$\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ (contours verts) vs. $\mathcal{E}_{Ward}[\mathbb{C}_{laser}]$ (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes. . . . .	139
6.20	Reconstruction des facettes 3D ( $s = 0.7 m$ ) à partir des points laser . . . . .	139
6.21	$\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ (contours verts) vs. $\mathcal{E}_{Ward}[\mathbb{C}_{MNE}]$ (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes. . . . .	140
6.22	$\mathcal{E}_{Ward}^{+laser}$ (contours verts) vs. $\mathcal{E}_{Ward}[\mathbb{C}_{MNE}]$ (contours rouges). Les contours jaunes sont les contours communs aux deux coupes. . . . .	141
7.1	Chaîne de traitements des données photogrammétriques et lidar. Nous avons particulièrement étudié les parties surlignées en rouge. . . . .	144

# Bibliographie

- [AHB87] K. S. ARUN, T. S. HUANG et S. D. BLOSTEIN : Least-square fitting of two 3D point sets. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 9(5):698–700, septembre 1987.
- [AJ95] S. AIRAULT et O. JAMET : Evaluation of the operationality of a semi-automatic road network capture process. St-Petersburg, juin 1995. Digital Photogrammetry and Remote Sensing.
- [AKH03] E. AHOKAS, H. KAARTINEN et J. HYYPA : A Quality Assessment of Airborne Laser Scanner Data. volume XXXIV, pages 1–7, Dresden, Germany, octobre 2003. Proceedings of the ISPRS Workshop III/3 "3D Reconstruction from Airborne Laserscanner and InSAR" - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Axe99] P. AXELSSON : Processing of laser scanner data - algorithms and applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54:138–147, 1999.
- [Axe00] P. AXELSSON : DEM generation from laser scanner data using adaptative TIN models. volume XXXIII part B4/1, pages 110–117. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000.
- [AYO<sup>+</sup>05] E. AHOKAS, X. YU, J. OKSANEN, J. HYYPA, H. KAARTINEN et H. HYYPA : Optimization of the Scanning Angle for Countrywide Laser Scanning. volume XXXV, pages 115–119, Enschede, The Netherlands, septembre 2005. Proceedings of the ISPRS Workshop III/3 "LaserScanning2005" - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Bal99a] E. P. BALSAVIAS : Airborne Laser Scanning : Basic relations and formulas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54:199–214, 1999.
- [Bal99b] E. P. BALSAVIAS : A comparison between photogrammetry and laser scanning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54(2-3):83–94, 1999.
- [BCPDR04] F. BRETAR, M. CHESNIER, M. PIERROT-DESSEILLIGNY et M. ROUX : Terrain modeling and airborne laser data classification using multiple pass filtering. volume XXXV part B, pages 314–319, Istanbul, Turkey, 2004. XXth ISPRS Symposium - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [BCRPD04] F. BRETAR, M. CHESNIER, M. ROUX et M. PIERROT-DESSEILLIGNY. : Analyse quantitative de données laser 3D : Classification et modélisation du terrain. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, (176):21–29, 2004.

- [BHW02] A. BAUMGARTNER, S. HINZ et C. WIEDEMANN : Efficient methods and interfaces for road tracking. volume XXXIV, pages 28–31, Graz, Austria, 2002. PCV'02 - International Archive of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [BJ98] R. BEN-JEMAA : *Traitement de données 3D denses acquises sur des objets réels complexes*. Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieures des télécommunications de Paris, 1998.
- [BKAA04] F. BOUGHORDEL, A. KOSCHAN, B. ABIDI et M. ABIDI : Gaussian fields : a new criterion for 3D rigid registration. *Pattern Recognition*, 37:1567–1571, 2004.
- [BKKP04] J. BAUER, K. KARNER, A. KLAUS et R. PERKO : Robust range image registration using a common plane. WSCG'2004, 2004.
- [BL95] G. BLAIS et M. LEVINE : Registering Multiview Range Data to Create 3D Computer Objects. *IEEE Transactions on PAMI*, 17(8):820–824, 1995.
- [BM92] P. J. BESL et N. D. MCKAY : A method for registration of 3D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence*, 14(2):239–256, 1992.
- [BMV] A. BEHAN, H. G. MAAS et G. VOSSELMAN : Steps towards Quality Improvement of Airborne Laser Scanner Data.
- [BPD02] C. BRIESE, N. PFEIFER et P. DORNIGER : Applications of the robust interpolation for a DTM determination. volume XXXIV, pages 55–61, Graz, Austria, 2002. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [BPDR03] F. BRETAR, M. PIERROT-DESSEILLIGNY et M. ROUX : Estimating intrinsic accuracy of airborne laser data with local 3D-offsets. volume XXXIV, pages 20–26, Dresden, Germany, octobre 2003. Proceedings of the ISPRS Workshop III/3 "3D Reconstruction from Airborne Laserscanner and InSAR" - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [BPDR04a] F. BRETAR, M. PIERROT-DESSEILLIGNY et M. ROUX : Fusion lidar/photogrammétrie : Une mise en cohérence globale. volume 2, pages 595–604. RFIA/AFRIF, janvier 2004.
- [BPDR04b] F. BRETAR, M. PIERROT-DESSEILLIGNY et M. ROUX : Solving the strip adjustment problem of 3D airborne lidar data. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, septembre 2004.
- [BR05a] F. BRETAR et M. ROUX : Extraction of 3D planar Primitives from Raw Airborne Laser Data : a Normal Driven RANSAC Approach. Tsukuba, Japan, 2005. Actes du congrès IAPR Machine Vision and Application.
- [BR05b] F. BRETAR et M. ROUX : Hybrid Image Segmentation using LiDAR 3D planar primitives. volume XXXVI, pages 72–78, Enschede, The Netherlands, septembre 2005. Proceedings of the ISPRS Workshop III/3 "LaserScanning2005" - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [BR06] F. BRETAR et M. ROUX : Recognition of Building Roof Facets by Merging Aerial Images and 3D Lidar Data in a Hierarchical Segmentation Framework. Hong Kong, China, 2006. ICPR 2006.

- [BRH99] J. Bryan BLAIR, David L. RABINE et Michelle A. HOFTON : The laser vegetation imaging sensor : a medium-altitude, digitisation-only, airborne laser altimeter for mapping vegetation and topography. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 54(2-3):115–122, 1999.
- [BS97] G. BAREQUET et M. SHARIR : Partial surface and volume matching in three dimensions. *IEEE Transactions on PAMI*, 19(9):929–948, 1997.
- [Bur00] H. BURMAN : Adjustment of laserscanner data for correction of orientation errors. volume XXXIII-3/W4, pages 125–132, Part B3/1. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, October 2000.
- [Bur02] H. BURMAN : Laser strip adjustment for data calibration and verification. volume XXXIV part A, pages 67–72, Graz, septembre 2002. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [BZ00] C. BAILLARD et A. ZISSERMAN : A plane-sweep strategy for the 3D reconstruction of buildings from multiple images. *In 19th ISPRS Congress and Exhibition*, Amsterdam, juillet 2000.
- [CEBdM02] M. CROMBAGHS, S. O. ELBERINK, R. BRUGELMANN et E. de MIN : Assessing height precision of laser altimetry DEMS. volume XXXIV part 3A, pages 85–90, Graz, 2002. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Che05] N. CHEHATA : *Modélisation 3D de scènes urbaines à partir d'images satellitaires haute résolution*. Thèse de doctorat, Université René Descartes - Paris 5, 2005.
- [CM92] Y. CHEN et G. MEDIONI : Object modelling by registration of multiple range images. *Image and Vision Computing*, 10(3):145–155, 1992.
- [CP95] J. P. COCQUEREZ et S. PHILIPP : *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. Masson édition, 1995.
- [CPDJS02] N. CHEHATA, M. PIERROT-DESEILLIGNY, F. JUNG et G. STAMON : Extraction of 3D primitives from stereopairs of satellite images for automatic reconstruction of buildings. *In IAPR :MVA2002*, pages 636–640, décembre 2002. Nara, Japan.
- [CPDS05] N. CHEHATA, M. PIERROT-DESEILLIGNY et G. STAMON : Hybrid Digital Elevation Models computation constrained by 3D-primitives : A global optimization algorithm using graph cuts. *In IEEE International Conference on Image Processing ICIP'05*, pages 117–120, septembre 2005. Gènes, Italie.
- [CRdM00] M.J.E CROMBAGHS, R.BRUGELMANN et E.J. de MIN : On the adjustment of overlapping strips of laser altimeter height data. volume XXXIII, pages 224–231, Part B3/1. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000.
- [CSLF99] B. CSATHO, T. SCHENK, D. LEE et S. FILIN : Inclusion of multispectral data into object recognition. volume 32, pages 53–61. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1999.
- [Der87] R. DERICHE : Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *In International Journal of Computer Vision*, volume 1(2), pages 167–187, mai 1987.



- [DLP05] M. DEVEAU, G. LETELLIER et N. PAPANODITIS : Automating the extraction of revolution objects from single laser scans of architectural scenes. *In CIPA*, 2005.
- [EJL<sup>+</sup>01] M. ELMQVIST, E. JUNGERT, F. LANTZ, A. PERSON et U. SODERMAN : Terrain modelling and analysis using laser scanner data. volume XXXIV part 3/W4, pages 219–226. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2001.
- [Elm02] M. ELMQVIST : Ground surface estimation from airborne laser scanner data using active shape models. volume XXXIV part 3A, pages 114–118. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2002.
- [EM95] W. ECKSTEIN et O. MUNKELT : Extracting objects from digital terrain models. volume 2572, pages 43–51. *Proc. Int. Society for Optical Engineering : Remote Sensing and Reconstruction for Three-Dimensional Objects and Scenes*, 1995.
- [ETI02] ETIS : Étude portant sur l'état de l'art, l'évaluation et la comparaison des méthodes de segmentation sol-sursol à partir de modèles numériques d'élévation. Contrat de collaboration de recherche IGN/ENSEA n° 2002 0009900, 2002.
- [FA96] J. FELDMAR et N. AYACHE : Rigid, affine and locally affine registration of free-form surfaces. *International Journal of Computer Vision*, 18(2):99–119, 1996.
- [FA02] K. FUJII et T. ARIKAWA : Urban Object Reconstruction Using Airborne Laser Elevation Image and Aerial Image. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(10): 2234–2240, octobre 2002.
- [FB81] M. A. FISCHLER et R. C. BOLLES : Random sample consensus : A model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Graphics and Image Processing*, 24(6):381–395, 1981.
- [FBF77] J. H. FRIEDMAN, J. L. BENTLEY et R. A. FINKEL : An Algorithm For Finding Best Matches in Logarithmic Expected Time. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 3(3):209–226, 1977.
- [FBS75] J. H. FRIEDMAN, F. BASKETT et L. J. SHUSTEK : An Algorithm for Finding Nearest Neighbors. *ACM Transactions on Computers*, pages 1000–1006, 1975.
- [Fer88] B. A. FERRIF : *Méthodes mathématiques - Géométrie*. Institut Géographique National, 1988.
- [Fil02] S. FILIN : Surface clustering from airborne laser scanning data. volume XXXIV-3/W3, pages 119–124, Graz, 2002. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*.
- [Fil03a] S. FILIN : Analysis and implementation of a laser strip adjustment model. volume XXXIV, pages 65–70, Dresden, Germany, octobre 2003. *Proceedings of the ISPRS Workshop III/3 "3D Reconstruction from Airborne Laserscanner and InSAR" - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*.
- [Fil03b] S. FILIN : Recovery of Systematic Biases in Laser Altimetry Data Using Natural Surfaces. *ISPRS International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 69(11):1235–1242, novembre 2003.

- [Fua97] P. FUA : *RADIUS : Image Understanding for Intelligence Imagery*, chapitre Model-Based Optimization : An Approach to Fast, Accurate, and Consistent Site Modeling from Imagery. Morgan Kaufmann, 1997.
- [Fuc99] F. FUCHS : *Contribution à la reconstruction du bâti en milieu urbain, à l'aide d'images aériennes stéréoscopiques à grande échelle. Etude d'une approche structurale*. Thèse de doctorat, Université René Descartes - Paris 5, 1999.
- [FV04] S. FILIN et G. VOSSELMAN : Adjustment of Airborne Laser Altimetry Strips. volume XXXV, Istanbul, Turkey, 2004. XXth ISPRS Symposium - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [GA05] A. GRUEN et D. AKCA : Least squares 3D surface and curve matching. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 59:151–174, 2005.
- [GG84] S. GEMAN et D. GEMAN : Stochastic Relaxation, Gibbs Distribution and the Bayesian Restoration of Images. *IEEE Transactions on PAMI*, 6:721–741, 1984.
- [GG01] M. GREENSPAN et G. GODIN : A Nearest Neighbor Method for Efficient ICP. pages 61–168. Proc. 3DIM, 2001.
- [GGT] M. GREENSPAN, G. GODIN et J. TALBOT : Acceleration of Binning Nearest Neighbor Methods. pages 337–344, Canada. Vision Interface 2000.
- [GLB01] G. GODIN, D. LAURENDEAU et R. BERGEVIN : A Method for the Registration of Attributed Range Images. Proc. 3DIM, 2001.
- [Gos98] A. A. GOSHTASBY : Three Dimensional Model Construction From Multiview Range Images : Surveys with New Results. *Pattern Recognition*, 31(11):1705–1714, 1998.
- [GRB94] G. GODIN, M. RIOUX et R. BARIBEAU : Three dimensional registration using range and intensity information. volume 2350, pages 279–290. Proceedings SPIE Videometrics III, 1994.
- [Gui03] L. GUIGUES : *Modèles Multi-échelles pour la Segmentation d'Images*. Thèse de doctorat, Université de Cergy-Pontoise, 2003.
- [HB97] N. HAALA et C. BRENNER : Generation of 3D city models from airborne laser scanning data. pages 105–112, Tallinn, 1997. Proc. 3rd EARSL Workshop on LIDAR Remote Sensing on Land and Sea.
- [HB99a] N. HAALA et C. BRENNER : Extraction of Buildings and Trees in Urban Environments. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54:130–137, 1999.
- [HB99b] N. HAALA et C. BRENNER : Virtual City Models From Laser Altimeter and 2D Map Data. *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, 65(7):787–795, 1999.
- [HB04] M. E. HODGSON et P. BRESNAHAM : Accuracy of airborne lidar-derived elevation : Empirical assessment and error budget. *Photogrammetry Engineering & Remote Sensing*, 70(3):331–339, mars 2004.
- [HEMK98] K. HARIS, S. EFSTRATIADIS, N. MAGLAVERAS et A. K. KATSAGGELOS : Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(12):1684–1689, décembre 1998.

- [HGMR05] A. HABIB, M. GHANMA, M. MORGAN et R. AL-RUZOUQ : Photogrammetric and Lidar Data Registration Using Linear Features. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 71(6):699–707, juin 2005.
- [HH01] R. HAUGERUD et D. HARDING : Some algorithms for virtual deforestation of lidar topographic survey data. volume XXXIV, pages 211–218, Annapolis, 2001. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [HJT<sup>+</sup>03] M. E. HODGSON, J. R. JENSEN, J. A. TULLIS, K. D. RIORDAN et C. M. ARCHER : Synergistic Use of Lidar and Color Aerial Photography for Mapping Urban Parcel Imperviousness. *Photogrammetry Engineering & Remote Sensing*, 69(9):973–980, septembre 2003.
- [HK04] Y. HAXHIMUSA et W. KROPATSCH : Segmentation Graph Hierarchies. PRIP'04, 2004.
- [HKA00] A. HABIB, D. KELLEY et A. ASMAMAW : New Approach To Solving Matching Problems in Photogrammetry. volume XXXIII, Amsterdam, 2000. 19th ISPRS Symposium - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [HL01] A. F. HABIB et Y.R. LEE : Surface matching and change detection using a modified Hough transformation for robust parameter estimation. *Photogrammetric Record*, 17 (98):303–313, 2001.
- [HMS03] A. D. HOFMANN, H. G. MAAS et A. STREILEIN : Derivation of roof types by cluster analysis in parameter spaces of airborne laserscanner point clouds. volume XXXIV, pages 112–117. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2003.
- [Hop97] U. P. HOPPE : Active Remote Sensing From Satellite Platforms by Lidar. Rapport technique FFI/NOTAT-97/02550, Forsvarets Forskninginstitut, 1997.
- [Hor84] B.K.P. HORN : Extended gaussian images. *PIEEE*, 72(12):1656–1678, December 1984.
- [Hot02] P. HOTTIER : Aérotriangulation analytique, GPS absolu et autres problèmes. *Bulletin d'information de l'IGN*, (73):35–48, 2002.
- [Hot04] P. HOTTIER : Blocs équipés de mesures GPS et intertielles. Bilan des essais Applanix IGN. Mise en place cartographique. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, (175):43–56, 2004.
- [Hou62] HOUGH : Methods and Means for Recognizing Complex Patterns, 1962. U.S. Patent 3069654.
- [HP98] E.J. HUISING et L.M. Gomes PEREIRA : Errors and accuracy estimates of laser data acquired by various laser scanning systems for topographic applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 53 (5):245–261, 1998.
- [HS99] A. HABIB et T. SCHENK : A New Approach for Matching Surfaces From Laser Scanners and Optical Scanners. 1999.
- [HSHB03] M. HUBER, W. SCHICKLER, S. HINZ et A. BAUMGARTNER : Fusion of Lidar Data and Aerial Imagery for Automatic Reconstruction of Building Surfaces. Berlin, Germany, 2003. URBAN 2003.

- [HW99] N. HAALA et V. WALTER : Automatic Classification of Urban Environments for Database Revision Using Lidar and Color Aerial Imagery. volume XXXII, Valladolid, Spain, 1999. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [HZ00] R. HARTLEY et A. ZISSERMAN : *Multiple View Geometry in computer vision*. Cambridge University Press, 2000.
- [Jac03] K. JACOBSEN : System calibration for direct and integrated sensor orientation. volume XXXIV, Barcelona, 2003. Proceedings of the WG I/5 Workshop - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [JB94] X. Y. JIANG et H. BUNKE : Fast Segmentation of Range Images into Planar Regions by Scan Line Grouping. pages 115–122. Machine Vision and Applications, 1994.
- [JH99] Andrew E. JOHNSON et Martial HEBERT : Using Spin Images for Efficient Object Recognition in Cluttered 3D Scenes. *IEEE Transactions on PAMI*, 21(5):433–449, 1999.
- [Jib02] H. JIBRINI : *Reconstruction automatique des bâtiments en modèles polyédriques 3D à partir de données cadastrales vectorisées 2D et d'un couple d'images aériennes à haute résolution*. Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris, 2002.
- [JK97] A. E. JOHNSON et S. B. KANG : Registration and Integration of 3D data. pages 243–241, Canada, 1997. International Conference on Recent Advances in 3D Digital Imaging and Modeling (3DIM97).
- [JP03] F. JUNG et N. PAPANODITIS : Extracting 3D Free-Form Surface Boundaries of Man-Made Objects from Multiple Calibrated Images : A Robust, Accurate and High Resolving Power Edgel Matching and Chaining Approach. volume XXXIV part 3/W8, pages 39–44, Munich, 2003. PIA'03 International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Jut05] B. JUTZI : Sub-pixel edge localization based on laser waveform analysis. volume XXXVI, pages 109–114, Enschede, The Netherlands, septembre 2005. Proceedings of the ISPRS Workshop III/3 "LaserScanning2005" - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Kag04] H. KAGER : Discrepancies between overlapping laser scanner strips - Simultaneous fitting of aerial laser scanner strips. volume XXXV, Istanbul, Turkey, juillet 2004. XXth ISPRS Symposium - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Kat03] R. KATZENBEISSER : About the Calibration of Lidar Sensors. volume XXXIV, pages 59–64, Dresden, Germany, octobre 2003. Proceedings of the ISPRS Workshop III/3 "3D Reconstruction from Airborne Laserscanner and InSAR" - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [KE01] M. KASSER et Y. EGELS : *Photogrammétrie numérique*. Hermes - Lavoisier, 2001.
- [KHE96] J. KILIAN, N. HAALA et M. ENGLISH : Capture and evaluation of airborne laser scanner data. volume XXXI, pages 383–388, Part B3. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1996.

- [KHG<sup>+</sup>05] H. KAARTINEN, J. HYYPPÄ, E. GÜLCH, G. VOSSelman, H. HYYPPÄ, L. MATIKAINEN, A.D. HOFMANN, U. MÄDER, Å. PERSSON, U. SÖDERMAN, M. ELMQVIST, A. RUIZ, M. DRAGOJA, D. FLAMANC, G. MAILLET, T. KERSTEN, J. CARL, R. HAU, E. WILD, L. FREDERIKSEN, J. HOLMGAARD et K. VESTER : Accuracy of 3D city models : EuroSDR comparison . volume XXXV, pages 227–232. Proceeding of the Workshop "Laser scanning 2005" - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2005.
- [Kho05] K. KHOSHELHAM : Region Refinement and Parametric Reconstruction of Building Roofs by Integration of Image and Height Data. volume XXXVI part 3/W24, pages 3–8, Vienna, Austria, août 2005. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [KK01] H. KAGER et K. KRAUS : Height discrepancies between overlapping laser scanner strips. In GRÜN/KAHMEN, éditeur : *Optical 3D measurement techniques*, pages 103–110, 2001.
- [Kle99] L. KLEIN : *Sensor and data fusion, concepts and applications*. SPIE Optical Engineering Press., 1999.
- [KP98] K. KRAUS et N. PFEIFER : Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 53:193–203, 1998.
- [KP01] K. KRAUS et N. PFEIFER : Advanced DTM Generation From Lidar Data. volume XXXIV part 3/W4, pages 23–30. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2001.
- [KR03] W. KORNUS et A. RUIZ : Strip adjustment of Lidar data. volume XXXIV, Dresden, Germany, octobre 2003. Proceedings of the ISPRS Workshop III/3 "3D Reconstruction from Airborne Laserscanner and InSAR" - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [LDZD06] F. LAFARGE, X. DESCOMBES, J. ZERUBIA et M.P. DESEILLIGNY : An automatic 3d city model : a bayesian approach using satellite images. In *Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Toulouse, France, mai 2006.
- [Li95] S. LI : Markov random field modeling in computer vision. Springer Verlag, 1995.
- [Lin93] J. LINDENBERGER : *Laser-profilmessungen zur topographischen gelandeaufnahme*. Thèse de doctorat, 1993.
- [Lit99] E. LITHOPOULOS : The applanix approach to GPS/INS integration. pages 53–57. The Photogrammetric Week, 1999.
- [LKS00] P. LOHMAN, A. KOCH et M. SCHAEFFER : Approaches to the filtering of laser scanner data. volume XXXIII, pages 540–547, Part B3, Amsterdam, 2000. 19th ISPRS Symposium - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Low04] K. L. LOW : Linear Least-Squares Optimization for Point-to-Plane ICP Surface Registration. Rapport technique, Department of Computer Science - University of North Carolina, 2004.

- [LY03] H. S. LEE et N. H. YOUNAN : DTM extraction of lidar returns via adaptative processing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(9):2063–2069, septembre 2003.
- [Maa00] H. G. MAAS : Least-Square Matching with Airborne Laserscanning Data in a TIN Structure. volume 33, Part 3A, pages 548–555, Amsterdam, 2000. International Archives of Photogrammetric and Remote Sensing.
- [Maa01] H. G. MAAS : On the use of pulse reflectance data for laserscanner strip adjustment. volume XXXIV-3/W4, pages 53–56, Annapolis, octobre 2001. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Maa02] H.-G. MAAS : Method for measuring height and planimetry discrepancies in airborne laserscanner data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68(9):933–940, septembre 2002.
- [Mal05] C. MALLET : Segmentation couplée en géométrie mixte : Altimétrie laser et images aérienne. Mémoire de D.E.A., Université Paris 6 - École Nationale des Sciences Géographiques, 2005.
- [Maî03] H. MAÎTRE : *Le traitement des images*, chapitre Les champs de Markov, pages 154–192. Hermès Lavoisier, 2003.
- [MES02] K. MORIN et N. EL-SHEIMY : Post-mission Adjustment Methods of Airborne Laser Scanning Data. USA, 2002. FIG/ASPRS Congress.
- [MF04] G. MAILLET et D. FLAMANC : Comparison of Aerial Images, Satellite Images and Laser Scanning DSM in a 3D City Models Production Framework. volume XXXV, Istanbul, Turkey, juillet 2004. XXth ISPRS Symposium - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [MHR01] M. MOSTAFA, J. HUTTON et B. REID : GPS/IMU products - the Applanix approach. pages 63–83. The Photogrammetric Week, 2001.
- [MK02] K. MCINTOSH et A. KRUPNIK : Integration of laser-derived DSMs and matched image edges for generating an accurate surface model. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, (56):167–176, 2002.
- [MSY96] T. MASUDA, K. SAKAUE et N. YOKOYA : Registration and Integration of Multiple Range Images for 3D Model Construction. CVPR, 1996.
- [MV97] A. MCIVOR et R. J. VALKENBURG : A comparison of local surface geometry estimation methods. *Machine Vision and Applications*, 10:17–26, 1997.
- [MV99] H. G. MAAS et G. VOSSelman : Two algorithms for extracting building models from raw laser altimetry data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54:153–163, 1999.
- [NS01] M. NAKAGAWA et R. SHIBASAKI : Study on Making City Model with Image and Laser Range Data. 22nd Asian conference on Remote Sensing, 2001.
- [OBKI04] J. OVERBY, L. BODUM, E. KJEMS et P. ILSOE : Automatic 3D Building Reconstruction from Airborne Laser Scanning and Cadastral Data Using Hough Transform. volume XXXV, Istanbul, Turkey, 2004.

- [Ort04] M. ORTNER : *Processus Ponctuels Marqués pour l'Extraction Automatique de Caricatures de Bâtiments à partir de Modèles Numériques d'Élévation*. Thèse de doctorat, Université de Nice Sophia Antipolis, 2004.
- [PDP05] M. PIERROT-DESEILLIGNY et N. PAPARODITIS : A Multiresolution and Optimization-Based Image Matching Approach : An Application to Surface Reconstruction from Spot5-Hrs Stereo Imagery. volume XXXVI, Ankara, 2005. WG I/5 & I/6 Workshop on Topographic Mapping from Space (with Special Emphasis on Small Satellites).
- [PG05] J. A. PARIAN et A. GRUEN : Integrated Laser Scanner and Intensity Image Calibration and Accuracy assessment. volume XXXV, Enschede, The Netherlands, septembre 2005. Proceeding of the Workshop "Laser scanning 2005" - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [PKM99] Y. POSTOLOV, A. KRUPNIK et K. MCINTOSH : Registration of Airborne Laser Data to Surfaces Generated by Photogrammetric Means. Proceedings of the ISPRS Workshop "Mapping Surface structure and topography by airborne and spaceborne lasers, 1999.
- [PLH04] H. POTTMANN, S. LEOPOLDSEDER et M. HOFER : Registration without icp. *Computer Vision and Image Understanding*, 95(1):54–71, juillet 2004.
- [PLWP02] H. POTTMAN, S. LEOPILDSEDER, J. WALLNER et M. PETERNELL : Recognition and Reconstruction of special surfaces from point clouds. volume XXXIV part 3A, pages 271–276, Graz, Austria, 2002. PCV'02 - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [PRS99] B. PETZOLD, P. REISS et W. STÖSSEL : Laser scanning - surveying and mapping agencies are using a new technique for the derivation of digital terrain models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54:95–104, 1999.
- [PS03] S. Y. PARK et M. SUBBARAO : An accurate and fast point-to-plane registration technique. *Pattern Recognition Letters*, (24):2967–2976, 2003.
- [Pul99] K. PULLI : Multiview Registration for Large Data Sets. pages 160–168, Ottawa, Canada, 1999. Proc. 3DIM'99.
- [Pér98] P. PÉREZ : Markov random fields and images. Rapport technique 1196, INRIA, 1998.
- [RA97] L. RUSKONÉ et S. AIRAULT : Toward an automatic extraction of the road network by local interpretation of the scene. The Photogrammetric Week, 1997.
- [RB02] F. ROTTENSTEINER et Ch. BRIESE : A New Method for Building Extraction in Urban Areas From High-Resolution LIDAR Data. volume XXXIV, Graz, Austria, 2002. PCV'02 - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [RF02] C. ROBERTSON et R. B. FISHER : Parallel Evolutionary Registration of Range Image. *Journal of Computer Vision and Image Understanding*, 87(1-3):39–50, juillet 2002.
- [RFL02] M. RODRIGUES, R. FISHER et Y. LIU : Special issue on registration and fusion of range image. *Computer Vision and Image Understanding*, 87:1–131, 2002.



- [RKS02] C. RIES, H. KAGER et P. STADLER : High-Quality Geo-Referencing of GPS/IMU-Supported Multi-Spectral Airborne Scanner Data - Experiences And Results. volume XXXIV, pages 222–226, Graz, Austria, septembre 2002. PCV'02 - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [RL01] S. RUSINKIEWICZ et M. LEVOY : Efficient Variants of the ICP Algorithm. pages 145–152. International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling (3DIM), 2001.
- [Rog01] M. ROGGERO : Airborne laser scanning : Clustering in raw data. volume vol. XXXIV-3/W3, pages 227–232, Annapolis, 2001. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Ron04] P. RONNHOLM : The evaluation of the internal quality of laser scanning strips using the interactive orientation method and point clouds. volume XXXV-3/W3 part B, Istanbul, Turkey, 2004. XXth ISPRS Symposium - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Rot99] G. ROTH : Registering Two Overlapping Range Images. pages 191–200, Ottawa, Canada, 1999. Proc. 3DIM'99.
- [Rou04] M. ROUX : Registration of airborne laser data with one aerial image. volume XXXV, Istanbul, Turkey, 2004. XXth ISPRS Symposium - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [RTC<sup>+</sup>04] F. ROTTENSTEINER, J. TRINDER, S. CLODE, K. KUBIK et B. C. LOVELL : Building Detection by Dempster-Shafer Fusion of LIDAR Data and Multispectral Aerial Imagery. In *ICPR (2)*, pages 339–342, 2004.
- [RTCK03] F. ROTTENSTEINER, J. T. TRINDER, S. CLODE et K. KUBIK : Building Detection Using LIDAR Data and Multi-spectral Images. pages 673–682, Sydney, Australia, 2003. Proceedings of 7th Digital Image Computing : Techniques and Applications.
- [SC02] T. SCHENK et B. CSATHO : Fusion of lidar data and aerial imagery for a more complete surface description. volume XXXIV, pages 310–317, Graz, Austria, 2002. PCV'02 - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Sch01] T. SCHENK : Modeling and analysing systematic errors in airborne laser scanners. Rapport technique, Departement of Civil and Environmental Engineering and Geodetic Science, janvier 2001.
- [SD02] G. SOHN et I. DOWMAN : Terrain surface reconstruction by use of tetrahedron model with the MDL criterion. Numéro XXXIV, pages 336–244, Graz, Austria, 2002. PCV'02 - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [SD03] G. SOHN et I. DOWMAN : Building extraction using LIDAR DEMs and IKONOS images. volume XXXIV, pages 174–180, Dresden, Germany, octobre 2003.
- [Sha76] G. SHAFER : *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press, 1976.
- [SHP03] S. SMITH, D. HOLLAND et P. LONGLEY : Investigating the Spatial Structure of Error in Digital Surface Models Derived from Laser Scanning Data . volume XXXIV, pages 136–142, Dresden, Germany, octobre 2003. Proceedings of the ISPRS Workshop III/3 "3D Reconstruction from Airborne Laserscanner and InSAR" - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.

- [SHYK02] JH. SONG, SH. HAN, K. YU et YI. KIM : Assessing the Possibility of Land-cover Classification Using Lidar Intensity Data. volume XXXIV, pages 259–262, Graz, Austria, 2002. PCV'02 - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Sit01] G. SITHOLE : Filtering of laser altimetry data using a slope adaptative filter. volume XXXIV-3/W3, pages 203–210, Annapolis, 2001. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Sit05] G. SITHOLE : *Segmentation and Classification of Airborne Laser Scanner Data*. Thèse de doctorat, 2005.
- [SLW02] G. C. SHARP, S. W. LEE et D. K. WEHE : ICP registration using invariant features. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(1):90–102, 2002.
- [SNDW98] S. SUKKARIEH, E. M. NEBOT et H. F. DURRANT-WHYTE : Achieving Integrity in an INS/GPS Navigation Loop for Autonomous Land Vehicle Applications. pages 3437–3442. IEEE Conference on Robotics and Automation, 1998.
- [SV03] G. SITHOLE et G. VOSSelman : Comparison of filtering algorithms. volume XXXIV, pages 71–78, Dresden, Germany, octobre 2003. Proceedings of the ISPRS Workshop III/3 "3D Reconstruction from Airborne Laserscanner and InSAR" - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [SZ90] PT. SANDER et SW. ZUCKER : Charting Surface Structure. pages 418–426. ECCV'90, 1990.
- [Tai02] F. TAILLANDIER : Reconstruction of 3D Linear Primitives From Multiple Views for Urban Areas Modelisation. volume XXXIV, pages 267–272, Graz, Austria, septembre 2002. PCV'02 - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Tai04] F. TAILLANDIER : *Reconstruction du bâti en milieu urbain : une approche multi-vues*. Thèse de doctorat, École Polytechnique, 2004.
- [TL94] G. TURK et M. LEVOY : Zippered Polygon Meshes from range images. Proc. SIGGRAPH, 1994.
- [TMHF00] Bill TRIGGS, Philip MCLAUCHLAN, Richard HARTLEY et Andrew FITZGIBBON : Bundle adjustment – A modern synthesis. In W. TRIGGS, A. ZISSERMAN et R. SZELISKI, éditeurs : *Vision Algorithms : Theory and Practice*, LNCS, pages 298–375. Springer Verlag, 2000.
- [TS94] T. Y. TIAN et M. SHAH : Estimating 3D Motion And Shape Of Multiple Objects Using Hough Transform. pages 658–660. ICPR, 1994.
- [TS97] T. Y. TIAN et M. SHAH : Recovering 3D Motion of Multiple Objects. *IEEE Transactions on PAMI*, 19(10):1178–1183, 1997.
- [TSR89] R. TAYLOR, M. SAVINI et A. REEVES : Fast segmentation of range imagery into planar regions. *Computer Vision, Graphics and Image processing*, 45:42–60, 1989.
- [TW04] K. H. THIEL et A. WEHR : Performance Capabilities of Laser Scanners - An Overview and Measurement Principle Analysis. Freiburg, octobre 2004. ISPRS Workshop "Laser scanners for forest and Landscape Assesment".

- [VD01] G. VOSSelman et S. DIJKMAN : 3D building reconstruction from point cloud and ground plans. volume XXXIV, pages 37–43, Annapolis, 2001. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [VM01] G. VOSSelman et H. G. MAAS : Adjustment and Filtering of Raw Laser Altimetry Data. OEEPE Publication No. 40. Proceedings OEEPE Workshop on Airborne Laserscanning and Interferometric SAR for Detailed Digital Elevation Models, 2001.
- [Vos00] G. VOSSelman : Slope based filtering of laser altimetry data. volume XXXIII, pages 935–942, Part B3, amsterdam, 2000. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Vos02] G. VOSSelman : On estimation of planimetric offsets in laser altimetry data. volume XXXIV, pages 375–380, Graz, Austria, septembre 2002. PCV'02 - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [Wan98] P. WANG : Applying Two Dimensional Kalman Filtering For Digital Terrain Modeling. Stuttgart, Germany, 1998. Symposium on GIS : between vision and Applications - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [War63] J. H. WARD : Hierarchical grouping to optimize an objective function. *Journal of the American Statistical Association*, 58(301):236–244, mars 1963.
- [WM02] K. J. WALCHKO et P. A. C. MASON : Inertial Navigation. pages 1–9. Florida Conference on Recent Advances in Robotics, 2002.
- [WS05] R. WACK et H. STELZL : Laser DTM generation for South-Tyrol and 3D-visualization. volume XXXV, pages 54–59, Enschede, The Netherlands, septembre 2005. Proceeding of the Workshop "Laser scanning 2005" - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [YJ03] F. YANG et T. JIANG : Pixon-Based Image Segmentation With Markov Random Fields. *IEEE Transactions on Image Processing*, 12(12):1552–1559, décembre 2003.
- [ZCW<sup>+</sup>03] K. ZHANG, S-C. CHEN, D. WHITMAN, M-L. SHYU, J. YAN et C. ZHANG : A progressive morphological filter for removing nonground measurements from airborne lidar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(4):872–882, avril 2003.
- [Zha92] Z. ZHANG : Iterative point matching for registration of free-form curves. Rapport technique 1658, INRIA, mars 1992.
- [Zha94] Z. ZHANG : Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces. *International Journal of Computer Vision*, 13(2):119–152, 1994.
- [ZNRM02] S. ZINGER, M. NIKOLOVA, M. ROUX et H. MAÎTRE : 3D Sampling For Airborne Laser Data of Urban Areas. pages 418–423, Graz, Austria, septembre 2002. PCV'02 - International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.
- [ZSA<sup>+</sup>02] H. J. ZWALLY, B. SCHUTZB, W. ABDALATIC, J. ABSHIREA, C. BENTLEYD, A. BRENNERE, J. BUFTONA, J. DEZIOF, D. HANCOCKA, D. HARDINGA, T. HERRINGG, B. MINSTERH, K. QUINNG, S. PALMI, J. SPINHIRNEA et R. THOMASJ : ICESat's laser measurements of polar ice, atmosphere, ocean, and land. *Journal of Geodynamics*, 34(3-4):405–445, 2002.

- [ZSN03a] T. ZINSSER, J. SCHMIDT et H. NIEMANN : A Refined ICP Algorithm for Robust 3-D Correspondence Estimation. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, Barcelona, Spain, September 2003.
- [ZSN03b] T. ZINSSER, J. SCHMIDT et H. NIEMANN : Performance Analysis of Nearest Neighbor Algorithms for ICP Registration of 3D Point Sets. *In Proceedings of VMV*, Munich, Germany, novembre 2003.