HAL
open science

Amélioration de la localisation 3D de données laser terrestre à l'aide de cartes 2D ou modèles 3D

Fabrice Monnier

To cite this version:

Fabrice Monnier. Amélioration de la localisation 3D de données laser terrestre à l'aide de cartes 2D ou modèles 3D. Analyse numérique [cs.NA]. Université Paris-Est, 2014. Français. NNT : 2014PEST1114 . tel-01145812

HAL Id: tel-01145812

https://theses.hal.science/tel-01145812

Submitted on 27 Apr 2015

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 de doctorat

présentée pour obtenir le grade de docteur
de l'UNIVERSITÉ PARIS-EST

École Doctorale MSTIC

Spécialité : Sciences et Technologies de l'Information Géographique

Fabrice MONNIER

Amélioration de la localisation 3D de véhicules mobiles à l'aide de cartes ou modèles 3D

Soutenue le 19/12/2014

Jury

François GOULETTE	Président
Pierre GRUSSENMEYER	Rapporteurs
Laurent TRASSOUDAINE	
Raouf BENJEMAA	Examinateurs
Yves PATUREL	
Nicolas PAPARODITIS	Directeur
Bruno VALLET	Encadrant

Cette thèse s'est déroulée au laboratoire MATIS (Méthodes d'Analyses pour le Traitement d'Images et la Stéréorestitution) du Service de la Recherche de l'Institut National de l'Information Géographique et Forestière (IGN).

Laboratoire MATIS
Service de la Recherche
Institut National de l'Information Géographique et Forestière
73 avenue de Paris
94165 Saint-Mandé cedex FRANCE

Téléphone : 01 43 98 80 00

Référence BibTEX :

```
@PHDTHESIS{Monnier2014,
  author = {Monnier, F.},
  title = {Amélioration de la localisation 3D de véhicules mobiles
           à l'aide de cartes ou modèles 3D},
  school = {Universit\'e {P}aris-Est},
  year = {2014}
}
```

Résumé

Les avancées technologiques dans le domaine informatique (logiciel et matériel) et, en particulier, de la géolocalisation ont permis la démocratisation des modèles numériques. L'arrivée depuis quelques années de véhicules de cartographie mobile a ouvert l'accès à la numérisation 3D mobile terrestre. L'un des avantages de ces nouvelles méthodes d'imagerie de l'environnement urbain est la capacité potentielle de ces systèmes à améliorer les bases de données existantes 2D comme 3D, en particulier leur niveau de détail et la diversité des objets représentés. Les bases de données géographiques sont constituées d'un ensemble de primitives géométriques (généralement des lignes en 2D et des plans ou des triangles en 3D) d'un niveau de détail grossier mais ont l'avantage d'être disponibles sur de vastes zones géographiques. Elles sont issues de la fusion d'informations diverses (anciennes campagnes réalisées manuellement, étape de fabrication automatisée ou encore hybride) et peuvent donc présenter des erreurs de conception. Les systèmes de numérisation mobiles, eux, peuvent acquérir, entre autres, des nuages de points laser. Ces nuages laser garantissent des données d'un niveau de détail très fin pouvant aller jusqu'à plusieurs points au centimètre carré. Acquérir des nuages de points laser présente toutefois des inconvénients :

— une quantité de données importante sur de faibles étendues géographiques posant des problèmes de stockage et de traitements pouvant aller jusqu'à plusieurs Téraoctet lors de campagnes d'acquisition importantes,
— des difficultés d'acquisition inhérentes au fait d'imager l'environnement depuis le sol.

Les systèmes de numérisation mobiles présentent eux aussi des limites : en milieu urbain, le signal GPS nécessaire au bon géoréférencement des données peut être perturbé par les multi-trajets voire même stoppé lors de phénomènes de masquage GPS liés à la réduction de la portion de ciel visible. Cette occultation ne permet plus de capter assez de satellites pour en déduire une position spatiale fiable.

Améliorer les bases de données existantes grâce aux données acquises par un véhicule de numérisation mobile nécessite une mise en cohérence des deux ensembles.
L'objectif principal de ce manuscrit est donc de mettre en place une chaîne de traitements automatique permettant de recaler dees bases de données géographiques et des nuages de points laser terrestre (provenant de véhicules de cartographies mobiles) de la manière la plus fiable possible.

Le recalage peut se réaliser de manières différentes. Dans ce manuscrit, nous avons développé une méthode permettant de recaler des nuages laser sur des bases de données, notamment, par la définition d'un modèle de dérive particulièrement adapté aux dérives non-linéaires de ces données mobiles. Nous avons également développé une méthode capable d'utiliser de l'information sémantique pour recaler des bases de données sur des nuages laser mobiles. Les différentes optimisations effectuées sur notre approche nous permettent de recaler des données rapidement pour une approche post-traitement, ce qui permet d'ouvrir l'approche à la gestion de grands volumes de données (milliards de points laser et milliers de primitives géométriques). Le problème du recalage conjoint (simultané) a été abordé. Notre chaîne de traitements a été testée sur des données simulées et des données réelles provenant de différentes missions effectuées par l'Institut National de l'Information Géographique et Forestière (IGN).

Mots Clés : *véhicule de cartographie mobile, base de données géographiques, recalage*

Abstract

Title : Improved 3D localization of mobile mapping vehicles using 2D maps or 3D models

Technological advances in computer science (software and hardware) and particularly, GPS localization made digital models accessible to all people. In recent years, mobile mapping systems has enabled large scale mobile 3D scanning. One advantage of this technology for the urban environment is the potential ability to improve existing 2D or 3D database, especially their level of detail and variety of represented objects.

Geographic database consist of a set of geometric primitives (generally 2D lines and plans or triangles in 3D) with a coarse level of detail but with the advantage of being available over wide geographical areas. They come from the fusion of various information (old campaigns performed manually, automated or hybrid design) wich may lead to manufacturing errors. The mobile mapping systems can acquire laser point clouds. These point clouds guarantee a fine level of detail up to more than one points per square centimeter. But there are some disavantages :

— a large amount of data on small geographic areas that may cause problems for storage and treatment of up to several Terabyte during major acquisition,

— the inherent acquisition difficulties to image the environment from the ground. In urban areas, the GPS signal required for proper georeferencing data can be disturbed by multipath or even stopped when GPS masking phenomena related to the reduction of the portion of the visible sky to capture enough satellites to find a good localization.

Improve existing databases through these dataset acquired by a mobile mapping system requires alignment of these two sets. The main objective of this manuscript is to establish a pipeline of automatic processes to register these datasets together in the most reliable manner. Co-registration this data can be done in different ways.

In this manuscript we have focused our work on the registration of mobile laser point cloud on geographical database by using a drift model suitable for the non rigid drift of these kind of mobile data. We have also developped a method to register geographical database containing semantics on mobile point cloud. The different optimization step performed on our methods allows to register the data fast enough for post-processing pipeline, which allows the management of large volumes of data (billions of laser points and thousands geometric primitives). We have also discussed on the problem of joint deformation. Our methods have been tested on simulated data and real data from different mission performed by IGN.

Keywords : *Mobile mapping system, geographical databases, registration*

Remerciements

Ces quelques lignes sonnent la fin d'une aventure enrichissante tant professionnellement que personnellement. Le temps passe vite et je m'aperçois de tout le chemin parcouru en un temps si restreint. Je ne peux terminer cette thèse sans remercier les personnes qui ont rendu tout cela possible.

Tout d'abord, je souhaite remercier les membres du jury. Merci à François Goulette d'avoir présidé ce jury de thèse. Merci à Pierre Grussenmeyer et Laurent Trassoudaine pour leurs questions et leur étude approfondie de ce travail de thèse. Merci à Raouf Benjemaa et Yves Paturel pour leurs remarques et leurs questions pertinentes.

Il n'y aurait pas de remerciement sans ceux qui m'ont entourés au laboratoire durant ces 3 années :

Merci à Nicolas Paparoditis de m'avoir permis d'intégrer le laboratoire MATIS. Son enthousiasme et son optimisme m'ont rassuré dans les moments les plus difficiles.
Un grand merci à Bruno Vallet de m'avoir encadré et de m'avoir permis de m'améliorer au fur et à mesure des mois qui passaient. Sa franchise, ses conseils et sa rigueur scientifique m'ont permis de suivre un fil conducteur solide, fiable et rassurant.

Un grand merci également aux lève-tôt du Matis et notamment à Clément Mallet et son padawan Adrien Gressin pour leur sympathie, leur bonne humeur et leur humour parfois "piquant" mais motivant. Merci à Jérôme pour son soutien psychologique et technique et son calme olympien. Merci à Shawn, Bahman, Alexandre H, Sébastien et Bertrand pour les moments passés à discuter de sujets sérieux ou tout autres autour d'un café.
Je leur témoigne ma plus sincère amitié.

Je n'oublie pas les autres membres du laboratoire. Ainsi, je remercie Jean-Pascal, Jean-Christophe, Fabien, Mathieu, Narut, Isabelle, Corina, Lijun, Valérie, Abdalbassir, Alexandre D, Antonio, Athanasios, Arnaud, Chu, Manu, Jean-Pierre, Lâmân, Lionel, Martin, Mathieu, Murat, Neelanjan, Nicolas, Quoc, Rémi, Laurent, Qu, David, Nicolas et Yuchu pour leur bonne humeur. Merci également à la personne sans qui le laboratoire ne serait pas le même : Marie-Claude, merci pour sa patience et son aide dans les méandres de l'administration.

Un merci tout particulier à Nesrine pour son soutien, ses conseils, sa gentillesse et son professionnalisme.

Je ne peux terminer ces quelques lignes sans remercier la personne qui dans l'ombre m'a aidé à en arriver là. A ma femme Marion, qui m'accompagne, me soutient et me donne le sourire depuis maintenant tant d'années.

Table des matières

Résumé **iii**

Abstract **v**

Remerciements **vii**

Table des matières **xii**

I Introduction, Présentation des données et état de l'art **1**

1 Introduction **3**
1.1 Vers un monde virtuel immersif 4
1.2 La modélisation en milieu urbain à l'IGN 4
1.3 Bases de données géographiques 5
1.4 Numérisation mobile 6
1.5 Problématique 9
1.6 Objectif de la thèse 10
1.7 Plan de la thèse 11

2 Présentation des données utilisées **13**
2.1 Présentation des jeux de données utilisées 14
2.2 Les bases de données géographiques 14
2.3 Les données laser mobiles 15
2.3.1 Jeu de données $Mairie_{12}$ 15
2.3.2 Jeu de données $Mairie_{06}$ 17

3 Etat de l'art en recalage de données **23**
3.1 Introduction 24
3.2 La technique ICP "Iterative Closest Point" 30
3.3 Optimisation de la méthode 32
3.4 Recalage en milieu urbain sur des bases de données géographiques 32
3.5 Conclusion 32
3.6 Stratégie adoptée 33

II Stratégie et développements **35**

4 Méthodologie globale **37**
4.1 Introduction 38
4.1.1 Positionnement 38
4.1.2 Contribution 38
4.1.3 Trajectoire et nuages de points 39
4.2 Vue globale de la méthode 39
4.2.1 Le coeur de la méthode 39
4.2.2 Les étapes communes 40

4.2.3 Les étapes indépendantes . . . 41
4.3 Conclusion . . . 42

5 Sélection et Appariement **45**
5.1 Sélection des candidats . . . 46
5.1.1 Détection des points de façades . . . 46
5.1.2 Détection des points de sol . . . 46
5.1.3 Conclusion . . . 51
5.2 Créer les appariements . . . 52
5.2.1 Introduction . . . 52
5.2.2 Technique d'appariement . . . 52
5.2.3 Accélération des requêtes spatiales . . . 53
5.2.4 Discussion . . . 55
5.2.5 Conclusion . . . 55
5.3 Acceptation et rejet des appariements . . . 55
5.4 Pondération . . . 58
5.5 Sous échantillonnage . . . 58
5.5.1 Niveau de détail . . . 59
5.5.2 Comment sous-échantillonner ? . . . 60
5.5.3 Quand sous-échantillonner ? . . . 61
5.5.4 Résolution spatiale des nuages laser . . . 61
5.6 Conclusion . . . 63

6 Recalage de données laser terrestres sur une base de données géographiques 2D ou 3D **65**
6.1 Introduction . . . 66
6.2 Modèle de dérive . . . 66
6.2.1 Choix du modèle . . . 66
6.2.2 Formalisme . . . 66
6.3 Termes énergétiques et minimisation . . . 68
6.3.1 Rigidité . . . 68
6.3.2 Attache au modèle . . . 69
6.3.3 Minimisation . . . 69
6.3.4 Critère d'arrêt . . . 70
6.4 Résultats . . . 70
6.4.1 Premier paramétrage . . . 70
6.4.2 Jeu de données $Mairie_{12}$ . . . 71
6.4.3 Jeu de données $Mairie_{06}$ . . . 76
6.5 Conclusion . . . 81

7 Recalage d'une base de données géographiques 2D ou 3D sur des données laser terrestres **85**
7.1 Introduction . . . 86
7.2 Modèle de déformation . . . 86
7.2.1 Choix du modèle de déformation d'une base de données . . . 86
7.2.2 Formalisme . . . 89
7.3 Formulation énergétique et résolution . . . 89
7.3.1 Attache au modèle . . . 89
7.3.2 Critère d'arrêt . . . 90
7.4 Résultats . . . 90
7.4.1 Paramétrage . . . 90
7.4.2 Résultats . . . 91
7.4.3 Conclusion . . . 92
7.5 Recalage conjoint . . . 93
7.6 Conclusion . . . 93

III Évaluations des différentes approches **95**

8 Evaluation et passage à l'échelle **97**
8.1 Introduction . . . 98
8.2 Discussion sur les paramétres . . . 98
8.2.1 Discrétisation temporelle Δ_t . . . 98
8.2.2 Rigidité λ_{rigid} . . . 99
8.2.3 Distance maximale d'appariement d_{max} : . . . 100
8.2.4 Conclusion . . . 101
8.3 Discussion sur les métriques d'évaluation et notations . . . 101
8.4 Influence des paramètres . . . 101
8.4.1 Protocole expérimental : . . . 102
8.4.2 Rigidité λ_{rigid} / distance d'appariement d_{max} . . . 102
8.4.3 Pas de discrétisation Δ_t / distance d'appariement d_{max} . . . 103
8.4.4 Rigidité λ_{rigid} / pas de discrétisation Δ_t . . . 104
8.4.5 Conclusion . . . 105
8.5 Qualité du recalage . . . 106
8.5.1 Introduction . . . 106
8.5.2 Création de nuages laser synthétiques par lancé de rayons. . . . 106
8.6 Robustesse et précisions . . . 107
8.6.1 Problèmes liés à l'éloignement des données. . . . 107
8.6.2 Amplification de dérives réelles . . . 108
8.6.3 Simulation d'un mouvement aléatoire contraint . . . 112
8.6.4 Recalage possible selon la qualité de la centrale inertielle . . . 116
8.7 Impact de la décimation . . . 127
8.7.1 Protocole expérimental . . . 127
8.7.2 Résultats . . . 129
8.7.3 Conclusion . . . 130
8.8 Passage à l'échelle . . . 130
8.8.1 Jeu de données . . . 131
8.8.2 Méthodologie . . . 131
8.8.3 Résultats . . . 132
8.8.4 Conclusion . . . 135
8.9 Précision lors du recalage d'une base géographique sur un nuage laser . . . 136
8.9.1 Protocole expérimental . . . 136
8.9.2 Paramétrage . . . 137
8.9.3 Résultats . . . 137
8.9.4 Conclusion . . . 142
8.10 Conclusion . . . 142

IV Contributions, perspectives et conclusion **143**

9 Conclusion et perspectives **145**
9.1 Contributions principales . . . 146
9.2 Les principales limitations . . . 147
9.3 Perspectives . . . 148
9.3.1 Tester la méthode avec des bases de données 2D . . . 148
9.3.2 Contraindre les déformations le long de la trajectoire. . . . 148
9.3.3 Vers un géoréférencement centimétrique . . . 149
9.3.4 Du post-traitement au temps réel . . . 149
9.3.5 Du terrestre à l'aérien . . . 150
9.4 Conclusion générale . . . 150

Bibliographie **152**

Termes et abréviations **163**

Publications **164**

Table des figures

1.1 Véhicule de cartographique mobile terrestre de l'IGN 7

1.2 Capteurs laser du véhicule Stéréopolis V2. (a) Laser RIEGL LMS-Q120i. (b) Laser Velodyne HDL-64E. (c) Laser RIEGL VQ-250 7

1.3 Exemple de données acquises par un laser à balayage plan de type RIEGL LMS-Q120i. Le dégradé de gris est fonction de l'intensité retour au capteur.[faible :gris → fort :noir] 8

1.4 Exemple de données acquises par un laser rotatif de type Velodyne HDL-64E. Le dégradé de gris est fonction de l'altitude des points laser. [faible :gris → fort :noir] 8

1.5 Exemple de données acquises par un laser à balayage plan de type RIEGL VQ-250. Le dégradé de gris est fonction de l'intensité retour au capteur. [faible :gris → fort :noir] . 9

2.1 Base de données 3D utilisée sur le quartier du 12eme arrondissement de la ville de Paris. 15

2.2 Base de données 3D utilisée sur le quartier du 6eme arrondissement de la ville de Paris. 15

2.3 Illustration complète du jeu de données laser. Le dégradé de bleu représente l'altitude des points. 16

2.4 Superposition du nuage laser avec le modèle géométrique 3D sur le jeu de données $Mairie_{12}$. Les toits des bâtiments sont représentés en rouge et les façades en beige, le nuage de points laser en noir et la trajectoire du véhicule en orange. A noter que sans recalage des données, l'initialisation par notre véhicule est très proche du modèle. . . . 16

2.5 Distance parcourue par le véhicule en fonction du temps d'acquisition le long de la trajectoire. Les rectangles (en rouge) correspondant aux numéros 1, 2 et 3 indiquent les plages de temps pour lesquelles le véhicule était à l'arrêt. 17

2.6 Cause du premier arrêt du véhicule sur le jeu de données $Mairie_{12}$ 18

2.7 Cause du second et du dernier arrêt du véhicule sur le jeu de données $Mairie_{12}$ 18

2.8 Altitude relevée le long de la trajectoire initiale. 19

2.9 Illustration du jeu de données laser $Mairie_{06}$ après prétraitement (*i.e.*,sous-échantillonnage). Le dégradé de bleus représente l'altitude des points et la ligne orange représente la trajectoire du véhicule. 19

2.10 Superposition du nuage laser avec le modèle géométrique 3D sur le jeu de données $Mairie_{06}$. Les toits des bâtiments sont représentés en rouge et les façades en beige, le nuage de points laser en noir et la trajectoire du véhicule en orange. 20

2.11 Distance parcourue par le véhicule en fonction du temps d'acquisition le long de la trajectoire. Les rectangles (en rouge) correspondant aux numéros 1,2,3 et 4 indiquent les plages de temps pour lesquelles le véhicules était à l'arrêt. 20

4.1 Schéma général du processus de recalage. 43

5.1 Descripteur géométrique local utilisé pour déterminer les plans verticaux dans un nuage laser. 47
5.2 D'autres points laser que les points de façade répondent favorablement au descripteur géométrique local. 48
5.3 Descripteur géométrique local utilisé pour déterminer les plans horizontaux dans un nuage laser. 49
5.4 Histogramme représentant le nombre de points accumulés ($\times 10^3$) pour chaque intervalle de hauteur testé. 50
5.5 Les points laser sélectionnés par le descripteur géométrique apparaissent de couleur verte tandis que les points rejetés apparaissent en bleu. 51
5.6 Les points laser sélectionnés par le descripteur géométrique comme appartenant à des surfaces planaires verticales apparaissent en vert tandis que les points appartenant à des surfaces planaires horizontales apparaissent en bleu. 52
5.7 Rayon laser défini entre la position d'un point P et son centre au laser C. 53
5.8 Illustration de l'étape d'appariement des points laser 3D aux primitives géométriques par lancé de rayons. 54
5.9 Figure représentant le lancé de rayons réalisé par la méthode. Les points laser apparaissent en noir, la trajectoire en orange, les rayons laser en orange clair et les primitives en beige pour les façades et rouge pour les toits. 55
5.10 Figure illustrant l'appariement pour chaque point laser sélectionné à une primitive géométrique de la base de données.Tous les points appartenant à une même primitive sont affichés de la même couleur. 56
5.11 Figure illustrant l'appariement pour chaque point laser sélectionné à une primitive géométrique de la base de données 56
5.12 Illustration de l'étape de sélection des points appariés en fonction de leur distance aux primitives géométriques. 57
5.13 Représentation de différentes distances point/primitive 58
5.14 Illustration de la résolution atteinte par des capteurs actifs nouvelle génération de type RIEGL VQ-250. Cette figure représente une rue de la ville de Toulouse. La teinte de couleur est fonction de l'intensité retour obtenue au niveau du capteur laser. 59
5.15 Jeu de données $Mairie_{06}$ contenant les points laser candidats pour l'étape suivante d'appariement. La teinte de couleur est fonction de l'intensité retour observée au niveau du capteur laser. 62

6.1 Visualisation de la méthode linéaire par morceau choisie pour effectuer le recalage. La trajectoire du véhicule est découpée en m intervalles de temps Δ_t. L'ensemble des m intervalles définit $n = m+1$ bornes. Le but de la démarche est de déterminer l'ensemble des translations T_n pour chaque borne. 67
6.2 Découpage de la trajectoire en temps de contrôle. 67
6.3 Illustration des différentes translations à retrouver par la méthode de recalage. 68
6.4 Illustration de la distance d séparant les dérives δ_c^n aux différents temps de contrôle T_c entre deux données mobiles pour le calcul de la dérive moyenne DM. 69
6.6 Représentation des points utilisés par la méthode lors de la première itération du processus. Les points bleus sont ceux ayant rempli tous les critères d'acceptation, les autres sont en gris. 71
6.5 Distance des points à leur primitive 72
6.7 Visualisation du recalage effectué avant (rouge) et après (bleu). 73
6.8 Visualisation du recalage effectué avant (rouge) et après (bleu). 73

6.9 Histogramme représentant le pourcentage de points laser présents en fonction de la distance aux façades du modèle avant et après recalage sur le jeu de données $Mairie_{12}$. 74

6.10 Évolution de la distance moyenne des points de façade sélectionnés aux primitives géométriques de façade (DPP_F) à chaque itération effectuée par la méthode sur le jeu de données $Mairie_{12}$. 74

6.11 Dérives estimées par la méthode en chaque T_c. Les rectangles (en rouge) correspondant aux numéros 1, 2 et 3 indiquent les plages de temps pendant lesquelles le véhicules était à l'arrêt. 75

6.12 Dérives estimées par la méthode en fonction de la distance parcourue (m). 76

6.13 Évolution de la distance moyenne des points de façade sélectionnés aux primitives géométriques de façade (DPP_F) à chaque itération effectuée par la méthode sur le jeu de données $Mairie_{06}$. 77

6.14 Visualisation des données avant (rouge) et après (bleu) recalage. 77

6.15 Histogramme représentant le pourcentage de points laser présents en fonction de la distance aux façades du modèle avant et après recalage sur le jeu de données $Mairie_{06}$. 78

6.16 Visualisation des données avant (rouge) et après (bleu) recalage. 79

6.17 Histogramme représentant le pourcentage de points laser présents en fonction de la distance aux primitives constitutives du sol dans le modèle avant et après recalage sur le jeu de données $Mairie_{06}$. 80

6.18 Évolution de la DPP_F et de la DPP_S à chaque itération effectuée par la méthode sur le jeu de données $Mairie_{06}$. 80

6.19 Dérives estimées par la méthode en chaque T_c. Les rectangles (en rouge) correspondant aux numéros 1, 2, 3 et 4 indiquent les plages de temps pour lesquelles le véhicule était à l'arrêt. 80

6.20 Dérives estimées par la méthode en fonction de la distance parcourue (m). 81

6.21 Distance des points à leur primitive 82

7.1 schéma simplifié de l'organisation de la structure de nos bases de données 87

7.2 Ensemble des segments 2D constitutifs des différentes empreintes de bâtiments. 88

7.3 Recalage d'une base de données 3D sur un nuage laser terrestre. La base de données initiale apparaît en rouge tandis que la base de données recalée apparaît en bleu. Le nuage laser utilisé pour le recalage est de couleur verte. 91

7.4 Recalage d'une base de données 3D sur un nuage laser terrestre. 92

7.5 Illustration d'un recalage conjoint sur un bâtiment du jeu de données $Mairie_{06}$. La base de données est modifiée à chaque itération impaire et le nuage laser à chaque itération paire avec leur propre modèle de déformation. 94

8.1 Phénomène de sur-correction locale : à trop faible rigidité, les détails absents du modèle impactent la trajectoire ainsi que le nuage laser 100

8.2 Influence des paramètres pour le couple rigidité / distance d'appariement sur un nuage laser du jeu de données $Mairie_{06}$. 103

8.3 Influence des paramètres pour le couple pas de discrétisation / distance d'appariement sur un nuage laser du jeu de données $Mairie_{06}$. 104

8.4 Influence des paramètres pour le couple pas de discrétisation / rigidité sur un nuage laser du jeu de données $Mairie_{06}$. 105

8.5 Illustration de l'étape de création d'un nuage synthétique par lancé de rayons entre un nuage original et une base de donnée. L'intersection entre les rayons (orange) lancés depuis la trajectoire du véhicule (noir) et les primitives de la base de données définit un nouveau point laser parfaitement positionné sur la primitive considérée. 107
8.6 Visualisation d'un nuage de points laser peu éloigné initialement de la solution souhaitée (2,5 mètres en moyenne). 109
8.7 Evolution des différents indicateurs statistiques en fonction de l'éloignement à la solution. 109
8.8 Visualisation d'un nuage de points laser très éloigné initialement de la solution, environ 50 mètres en moyenne. 110
8.9 Variabilité obtenue sur tous les couples testés pour un sigma donné. 113
8.10 Illustration de l'erreur de précision due aux translations parallèles le long de la trajectoire que la méthode ne parvient pas à déterminer. Lorsque des rues perpendiculaires sont présentes, les nuages lasers (rouge et bleu) sont cohérents. Entre deux rues perpendiculaires à la trajectoire, si les dérives sont importantes, l'algorithme ne peut déterminer les dérives parallèles car aucune contrainte n'est présente dans cette direction. 115
8.11 Variabilité obtenue sur tous les couples testés pour chaque epsilon sur l'ensemble des données synthétiques. 115
8.12 Dérive des différentes centrales inertielles en fonction du temps selon l'axe Est. 117
8.13 Dérive des différentes centrales inertielles en fonction du temps selon l'axe Nord. . . . 118
8.14 Dérive des différentes centrales inertielles en fonction du temps selon l'altitude. 118
8.15 Illustration des nuages laser générés en fonction des différentes dérives appliquées selon le type de centrale inertielle. La base de données est représentée par les faces de bâtiments en beige et le sol en gris. 119
8.16 Illustration des nouvelles trajectoires perturbées sur notre jeu de données $Mairie_{06}$ par des dérives provenant des différentes centrales inertielles. 120
8.17 Recalage d'un nuage de points dont la dérive est simulée par une centrale inertielle de type Oxts RT 4200. Ce type de centrale possède des caractéristiques techniques assez proche de nos a priori d'implémentation pour pouvoir être recalé par notre approche. . 122
8.18 Recalage d'un nuage de points dont la dérive est simulée par une centrale inertielle de type Cri Navigation NAV-100. Malgré un décalage altimétrique important, ce type de centrale possède des caractéristiques techniques assez proches de nos a priori d'implémentation pour pouvoir être recalé par notre approche. 123
8.19 Recalage d'un nuage de points dont la dérive est simulée par une centrale inertielle de type Advanced navigation SPATIAL-1750. Le nuage de points et tellement dégradé qu'il est impossible pour la méthode de recaler les données correctement. Seule une petite partie de la trajectoire en début d'acquisition parvient à être mise en cohérence. . . . 124
8.20 Recalage d'un nuage de points dont la dérive est simulée par une centrale inertielle de type Xsens MTI-G. Le nuage de points est tellement dégradé initialement par rapport à la solution souhaitée qu'il est impossible pour la méthode de recaler les données correctement. 125
8.21 Illustration de la résolution atteinte par des capteurs laser nouvelle génération. Il est aisé de distinguer la face avant d'un véhicule de marque allemande. 127
8.22 Impact de la décimation sur le pourcentage de points utilisés par la méthode de recalage. 128
8.23 DMF obtenue après recalage. 128
8.24 Distance moyenne des points appariés à leurs primitives respectives à la fin du recalage pour les façades de bâtiments et le sol. 129
8.25 Nombre d'itérations nécessaires pour le recalage. 129
8.26 Temps de résolution moyen pour effectuer une itération. 130

8.27 Illustration du jeu de données laser acquis sur la ville de Toulouse. L'acquisition complète représente une trajectoire de 37 kilomètres de long. 131
8.28 Illustration de la base de données 3D utilisée sur la ville de Toulouse. 132
8.29 Illustration des erreurs dans la base de données qui ne respecte pas la largeur des rues sur la ville de Toulouse. Les données laser brutes sont représentées de couleur bleu, les toits des bâtiments en rouge et les façades en beige. 133
8.30 Découpage des jeux de données laser pour séparer les deux côtés de la rue. Le côté gauche de la rue apparaît en bleu tandis que le côté droit apparaît en rouge. 133
8.31 Illustration de la texturation de quelques bâtiments présents dans la base de données 3D sur la ville de Toulouse. Cette texturation est possible grâce aux images acquises par le véhicule Stéréopolis lors de l'acquisition. Lorsque l'on recale la trajectoire du véhicule par le biais des nuages laser, les images peuvent bénéficier de ce recalage. 134
8.32 Superposition de la base de données et de l'acquisition laser après recalage des données par la méthode. Les points laser utilisés par la méthode apparaissent en vert. Les points laser ne remplissant pas tous les critères d'appariement apparaissent en gris et bleu. . 135
8.33 Superposition de la base de données et de l'acquisition laser après recalage des données par la méthode. Les points laser utilisés par la méthode apparaissent en vert. Les points laser ne remplissant pas tous les critères d'appariement apparaissent en gris et bleu. . 136
8.34 Superposition du nuage laser synthétique (vert) créé à partir d'un lancé de rayons et de la base de données géographiques ayant servi à le créer. 137
8.35 Superposition de la base de données originale (rouge) et de la base de données dégradée (bleu). Chaque bâtiment a subi une rotation et une translation aléatoire qui lui est propre. 138
8.36 Visualisation sur quelques bâtiments du recalage d'une base de données dégradée sur une nuage de points laser synthétique. 139
8.37 Histogramme effectué sur l'ensemble des bâtiments déplacés par la méthode de recalage illustrant le nombre de bâtiments en fonction des résidus en rotation obtenus. 140
8.38 Histogramme effectué sur l'ensemble des bâtiments déplacés par la méthode de recalage illustrant le nombre de bâtiments en fonction des résidus en translation obtenus. . . . 141

Liste des tableaux

2.1 Tableau récapitulatif des spécificités de chaque entité présente sur les zones d'études. . 14

7.1 Translation et rotation moyenne appliquées sur l'ensemble des bâtiments possédant une intersection avec le nuage laser lors du recalage. 92

8.1 Marque et modèle des centrales inertielles testées 117

8.2 Ensemble des résultats obtenus lors du recalage des différentes simulations de centrale inertielle. 121

8.3 Nombre de points utilisés pour le recalage de données en fonction de la décimation des nuages laser. 128

8.4 Résultats obtenus après recalage pour tous les nuages laser testés 129

8.5 Déformation moyenne absolue appliquée à l'ensemble des bâtiments lors de la dégradation de la base de données (Initiale) et résidus moyens obtenus en fin de recalage. . . . 138

8.6 Occurrence des bâtiments pour des résidus en rotation inférieurs à 1 degré. 140

8.7 Occurrence des bâtiments pour des résidus en translation inférieurs à 20 centimètres. . 141

Première partie

Introduction

Introduction

Sommaire

1.1 Vers un monde virtuel immersif 4
1.2 La modélisation en milieu urbain à l'IGN 4
1.3 Bases de données géographiques 5
1.4 Numérisation mobile 6
1.5 Problématique 9
1.6 Objectif de la thèse 10
1.7 Plan de la thèse 11

Les avancées technologiques de ces dernières décennies dans le domaine informatique ont permis de mettre à la disposition de tous des outils pertinents permettant de visualiser l'environnement. Ces domaines d'activités sont en perpétuelle croissance et demandent un réalisme et une précision de plus en plus grande. Améliorer l'existant ou créer de nouveaux outils nécessite souvent de faire appel à différentes compétences techniques. Cela implique ensuite de fusionner l'ensemble des informations obtenues complexifiant et alourdissant les étapes nécessaires à la fabrication de modèles 2D ou 3D.

1.1 Vers un monde virtuel immersif

Les avancées technologiques réalisées ces dernières décennies dans le domaine de l'information géographique ont révolutionné notre quotidien. Qui de nos jours n'utilise pas son smartphone ou son ordinateur pour effectuer une recherche d'itinéraire, se localiser, visualiser son environnement immédiat, rechercher des monuments, des commerces,... en temps réel. Ces données géographiques disponibles en quantité pour le grand public nécessitent l'utilisation de moyens technologiques de plus en plus performants pour accroître la qualité de l'information quelle que soit sa nature : contextuelle par la quantité d'objets représentés, géographique par la précision du géoréférencement des données ou encore, visuelle, par la qualité du rendu (niveau de Level of Detail (LOD) dans la norme CityGML).

La création de mondes virtuels fidèles à la réalité a des intérêts pour divers secteurs et ce, quels que soient les enjeux sous-jacents, tels :

— l'industrie du jeu vidéo avec la reproduction de villes entières comme par exemple San-Francisco dans le jeu *Driver*,
— la robotique avec la navigation autonome comme par exemple les véhicules de type *GoogleCar* ou encore dans le domaine militaire (autoguidage, recherche de cibles, etc),
— les sciences de l'information avec la cartographie numérique et la mise en place de modèles en 3 dimensions,
— l'aménagement urbain (inventaire administratif, tourisme, gestion du patrimoine, gestion des crises pour la prise de décision rapide),
— l'urbanisme,
— l'architecture.

Cette liste n'est pas exhaustive mais tend à démontrer que les modèles créés doivent aujourd'hui faire preuve de réalisme (niveau de détail présent pour un rendu visuel convaincant) et de précision spatiale (positionnement fiable des données dans un référentiel géographique connu). Parvenir à mettre au point des modèles numériques reflétant notre environnement immédiat et quotidien sera une étape incontournable de ces prochaines années. Créer des bases de données nécessite d'utiliser des technologies différentes. Toutes ces données géographiques, sont associées à un ou plusieurs lieux, sont acquises avec des points de prise de vue différents et à des résolutions différentes. L'ensemble est constitué de données hétérogènes nécessitant la mise en oeuvre de techniques complexes en amont pour rendre l'ensemble de l'information exploitable. Un grand nombre de modèles 2D et 3D existe déjà. Ils peuvent servir de base pour créer les modèles de demain. Tous ces progrès technologiques sont possibles grâce à la géolocalisation spatiale et la numérisation 3D.

1.2 La modélisation en milieu urbain à l'IGN

L'IGN travaille dans le domaine des sciences de l'information géographique et a pour vocation de décrire précisément la surface du territoire national français. Pour cela, l'IGN a acquis des compétences dans le domaine de la cartographie, de l'imagerie (aérienne ou terrestre) et de la photogrammétrie depuis des décennies. Il dispose aujourd'hui d'une quantité importante de données hétérogènes regroupant :

— des images terrestres, aériennes et satellitaires,
— des nuages de points laser terrestres fixes (TLS), des nuages de points laser terrestres mobiles (TLSM) et des nuages de points laser aériens (ALS) provenant des technologies "Light Detection And Ranging (LIDAR)",
— des modèles multi-dimensionnels 2D ou 3D nommés bases de données géographiques (BD) .

L'ensemble de ces données provient de l'utilisation de différentes technologies mettant à contribution des capteurs différents. Ces données scannent l'environnement selon :

— différents points de vues,
— différents niveaux de détails ou résolutions (LOD),

— différentes précisions spatiales (exactitudes).

Individuellement, chaque entité présente son propre géoréférencement et ses propres erreurs de géolocalisation allant de quelques centimètres à quelques mètres. Par conséquent, chaque jeu de données possède son propre système de coordonnées. La multiplicité des données collectées permet de construire des BD réalistes représentant l'environnement de la manière la plus fidèle possible mais suppose des étapes de fusion de données.

Il est en effet nécessaire de mettre tous les jeux de données en cohérence. C'est ce que l'on appelle le "recalage". Dans la plupart des domaines : vision par ordinateur, robotique ou encore traitement d'images, l'étape de recalage est indispensable. Arrivant en amont d'une chaîne de traitements, elle conditionne directement les futurs résultats. Dépendant des conditions initiales des données, elle peut parfois s'avérer complexe à mettre en œuvre. Cette étape est souvent transparente pour l'utilisateur en aval mais sans elle, la fusion d'informations ne pourrait être réalisée. Pour l'IGN, la mise en cohérence des données est nécessaire pour :

— détecter des changements,
— mettre à jour des BD existantes,
— enrichir les BD existantes (géométrie et texturation fines),
— texturer les bases de données 3D existantes.

1.3 Bases de données géographiques

Les BD ont un rôle de partage, de diffusion et de communication sur notre environnement par le biais de primitives géoréférencées. Ces primitives peuvent être :

— ponctuelles (1D) comme des listes de points (position du mobilier urbain, troncs d'arbres, plaques d'égout, repères de nivellement),
— linéaires (2D) avec des arcs ou des lignes comme pour les plans ou les cartes (plans cadastraux, topographie, occupation du sol, plans parcellaires),
— surfaciques (3D) par le biais de polyèdres (généralement des triangles) comme les modèles 3D.

L'ensemble de ces BD représente l'environnement de manière plus ou moins réaliste selon le niveau de détail pouvant être représenté et le niveau de précision atteint. Toute ces données géographiques représentant le plus fidèlement notre environnement peuvent être construites de façon manuelle, comme pour le cadastre (les BIM pour "Building Information Modeling"), ou par des techniques plus ou moins automatisées. Parmi les approches réalistes de reconstruction 3D de l'environnement, certaines se basent sur le principe de stéréoscopie afin de reproduire un modèle en 3 dimensions grâce à deux images de la même scène prises avec des angles de vues différents. Nommée photogrammétrie, ce domaine d'activité peut utiliser différents supports tels que l'imagerie satellitaire, aérienne ou terrestre. Néanmoins, reproduire une ville entière ou le territoire national demande des quantités de données importantes avec un fort taux de recouvrement entre les images nécessaires pour la reconstruction 3D. C'est pourquoi, un bon compromis entre une bonne résolution et une quantité d'informations limitée est d'utiliser les données aériennes. Elles sont souvent utilisées pour obtenir de l'information globale en grande quantité (organisation générale de la ville, bâtiments, espace routier, etc..) cela au détriment des détails fins locaux (façades de bâtiments, fenêtres, voiries, panneaux de circulation etc...). Les contraintes intrinsèques à l'acquisition aérienne (hauteur de vol, angle de prise de vue, capteur, résolution, etc...) ne permettent pas d'atteindre ce niveau de détail fin. Ces BD présentent généralement un géopositionnement fiable (de l'ordre du mètre) et un niveau de détail très généralisé. C'est grâce à cette technique que la BD 3D de l'IGN est construite. Cette base de données est nommée BATI-3D® (LOD 2 dans la norme CityGML).

Le niveau de détail faible atteint par des méthodes aériennes peut être palié par l'utilisation de données terrestres, notamment acquises grâce à des véhicules de cartographies mobiles terrestres (VCM) équipés de capteurs LIDAR et données mobiles images (image) qui scannent l'environnement à une échelle plus fine.

Depuis plusieurs années, de grands groupes industriels se sont intéressés à développer des outils terrestres pour combler le manque d'informations fournies par les méthodes aériennes et satellitaires. Des véhicules ont donc été développés pour acquérir simultanément ou indépendamment des données laser extrêmement précises et des images haute résolution géoréférencées.

1.4 Numérisation mobile

La numérisation 3D est un domaine d'activité permettant d'imager l'environnement grâce à des images géoréférencées, d'acquérir de l'imagerie en 3D de l'environnement à partir de ces images et/ou par des capteurs laser (rotatifs ou fixes) grâce à des plates-formes (aérienne ou terrestre) de numérisation mobiles. En contexte terrestre, ces plates-formes sont nommées VCM.

Il est intéressant de noter que les progrès dans cette discipline dépendent des progrès de trois domaines :

1. les capteurs (images/lasers),
2. le système de positionnement pour un bon géopositionnement,
3. l'informatique (stockage et transfert),

Véhicule de cartographie mobile Stéréopolis V2

Un VCM est un véhicule embarquant :
— des capteurs image et/ou laser percevant l'environnement,
— un système de positionnement permettant de géolocaliser les données acquises par ces capteurs.
Les systèmes de ce type permettent de rapprocher le capteur de la donnée à observer. Le niveau de détail de ces acquisitions est donc accru par rapport à l'imagerie aérienne. Cet avantage a conduit à un essor rapide de ce type de système au cours de ces dernières années. Le laboratoire Matis a développé au sein de l'IGN un VCM pour acquérir simultanément des données LIDAR et des images haute résolution géoréférencées [Paparoditis et al., 2012]. Ce VCM nommé Stéréopolis V2 est opérationnel depuis 2007 pour effectuer de la numérisation 3D terrestre en milieu urbain dense.

Capteurs sur le véhicule

Le véhicule et l'ensemble des capteurs embarqués sont visibles sur la figure 1.1. Après avoir présenté brièvement le véhicule, nous allons nous intéresser plus particulièrement à ses capteurs.

Caméras Stéréopolis V2 embarque 14 caméras full HD d'une résolution de 1920×1080 pixels. Les image acquises sont codées sur 12 bits et composées de trois bandes spectrales RGB. 8 caméras sont orientées de manière circulaire afin d'acquérir une panoramique à 360° horizontalement, 2 sont orientées verticalement pour imager le ciel et 2 paires stéréoscopiques sont situées à l'avant et à l'arrière. L'intervalle de prises d'images n'est pas fixe et peut être réglé par l'utilisateur, temporellement ou spatialement.

Lasers Dans cette thèse, nous appelons TLSM toutes données LIDAR acquises par un VCM.

L'ensemble des capteurs laser disponibles est visible sur la figure 1.2. Tous ces capteurs ne sont pas tous présents systématiquement mais en fonction des différentes missions.

Le véhicule peut embarquer deux lasers fixes RIEGL LMS-Q120i (*cf.*figure 1.2a). Ces laser sont à balayage plans et peuvent scanner sur un champ angulaire de 80° pour une résolution de 100 à 400 points laser par balayage et une fréquence d'acquisition fixe de 10 kHz qui acquièrent simultanément des TLSM sur les deux côtés de la voie avec une densité de 10 000 points par seconde. Un exemple d'une partie d'une acquisition effectuée par ce capteur laser est visible sur la figure 1.3.

FIGURE 1.1 – Véhicule de cartographique mobile terrestre de l'IGN

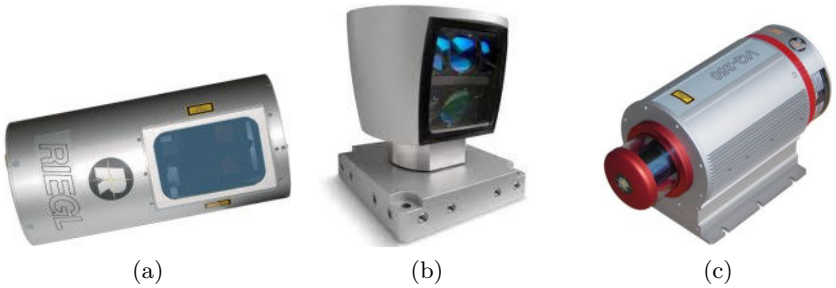


FIGURE 1.2 – Capteurs laser du véhicule Stéréopolis V2. (a) Laser RIEGL LMS-Q120i. (b) Laser Velodyne HDL-64E. (c) Laser RIEGL VQ-250

Le laser Velodyne HDL-64E (*cf.*figure 1.2b) est un capteur rotatif multi-fibre. Il est composé de 64 fibres et tourne sur lui-même à une fréquence comprise entre 5 et 15 Hz. Il permet d'acquérir des données avec une résolution atteignant 1,3 million de points par seconde. Les capteurs rotatifs permettent de faire de la détection de changement en détectant les objets mobiles dans la scène scannée car ils imagent plusieurs fois la même zone en un temps très court. Un exemple d'une partie d'acquisition effectuée par ce type de capteur est visible sur la figure 1.4.

Le dernier capteur laser est un capteur RIEGL VQ-250 (*cf.*figure 1.2c) acquis par l'IGN pour atteindre un niveau de détail supérieur. Ces laser sont à balayage plan et peuvent scanner sur un champ angulaire de 360° pour une résolution de 100 à 400 points laser par balayage et une fréquence d'acquisition variable jusqu'à 300 kHz avec une densité de points de l'ordre de la centaine de milliers de points par seconde. Un exemple d'une partie d'acquisition effectuée par ce type de capteur est visible sur la figure 1.5.

Les capteurs ayant été présentés, nous allons maintenant nous intéresser à l'instrumentation présente à bord du véhicule pour géoréférencer les données acquises.

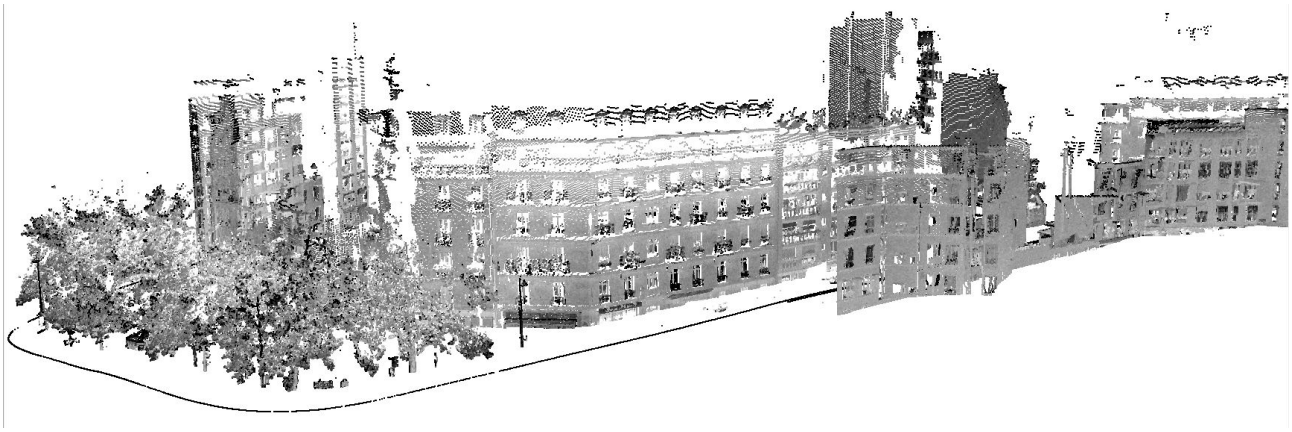


FIGURE 1.3 – Exemple de données acquises par un laser à balayage plan de type RIEGL LMS-Q120i. Le dégradé de gris est fonction de l'intensité retour au capteur.[faible :gris → fort :noir]

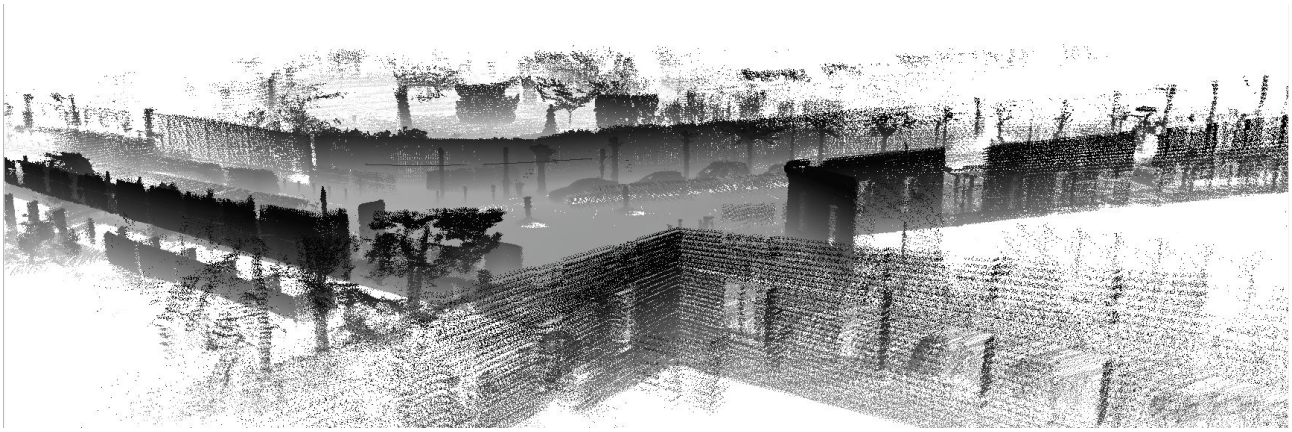


FIGURE 1.4 – Exemple de données acquises par un laser rotatif de type Velodyne HDL-64E. Le dégradé de gris est fonction de l'altitude des points laser. [faible :gris → fort :noir]

Système de positionnement Le système de géopositionnement de notre véhicule de cartographie mobile provient d'une solution professionnelle propriétaire se nommant système PosLV 220. Il provient de la société Applanix/Trimble et est composé de :

- deux systèmes de géolocalisation spatiale (Global Positioning System (GPS)) permettant de déterminer la position spatiale et le cap avec une précision variable en fonction des conditions d'acquisition et de la qualité de l'instrument allant de quelques mètres à moins de 10 cm,
- d'un odomètre mesurant la distance parcourue par le véhicule,
- d'une centrale inertielle (Inertial Measurement Unit (IMU)) composée de 3 accéléromètres mesurant l'accélération du véhicule, de 3 gyromètres mesurant l'accélération angulaire et de 3 magnétomètres pour obtenir à tout instant la position du nord géographique. La précision dans la détermination de l'attitude du véhicule dépend directement de la qualité du système utilisé.

Les données issues de ces capteurs sont intégrées afin de déduire la position précise du véhicule à chaque instant. Nous savons que l'ensemble est fondé sur l'utilisation d'un filtre de Kalman mais ce procédé est une boîte noire à laquelle nous n'avons pas accès. Il n'est donc pas possible de savoir exactement comment la fusion de données provenant des différents capteurs est réalisée. Les spécifications constructeur annoncent que la précision du géoréférencement dépend directement de la présence ou de la non présence de GPS. En cas d'absence de signaux GPS, la précision peut être divisée par 10. Les travaux effectués par Cannelle [2013] prouvent que nos acquisitions urbaines sollicitent généralement le système au delà de ses capacités pour une précision finale des données métriques.

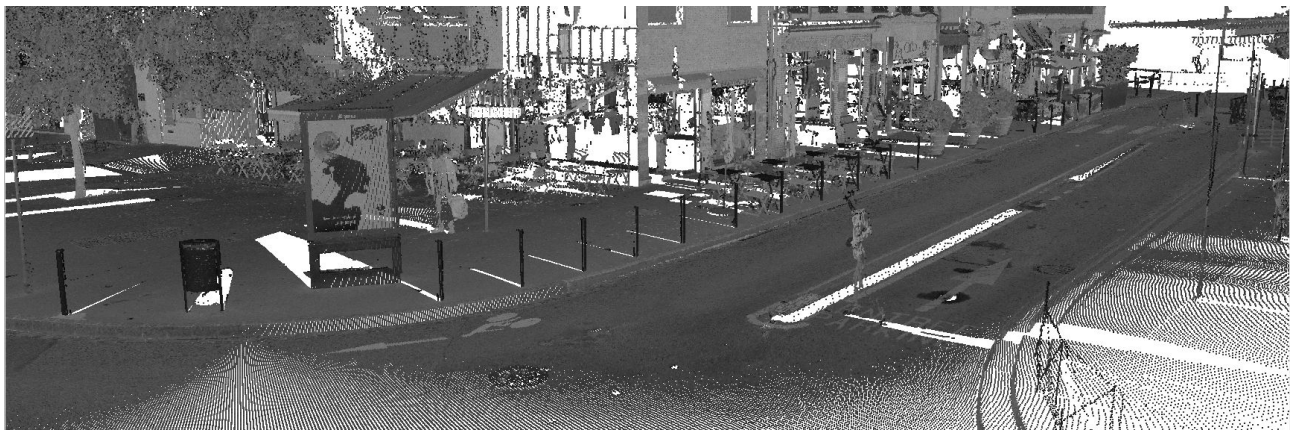


FIGURE 1.5 – Exemple de données acquises par un laser à balayage plan de type RIEGL VQ-250. Le dégradé de gris est fonction de l'intensité retour au capteur. [faible :gris → fort :noir]

Conclusion Les données mises à disposition sont de deux types : des images numériques et des nuages de points laser. Dans nos travaux, nous n'utiliserons pas les données images ni les données Velodyne pour nos objectifs d'études. Seules les données laser de type RIEGL seront utilisées.

Comme le laser (ou LIDAR) aéroporté, le laser terrestre est un scanner 3D destiné à imager le sol et le sur-sol à la surface de la terre. Basée sur un système avec capteur actif embarqué, la source émet des impulsions laser dirigées vers un miroir en rotation rapide (centaines de tours par seconde). L'impulsion émise dans une certaine direction interagit avec les objets rencontrés. Une partie du rayonnement réfléchi revient au niveau du capteur qui mesure le temps mis par l'impulsion pour faire un aller-retour. Connaissant la vitesse de la lumière, on peut en déduire la distance aller-retour et donc la distance au point impacté. Le véhicule est muni d'un GPS-INS et d'un odomètre qui permettent à tout instant de déterminer sa position dans l'espace. Ainsi, en combinant l'information de distance et l'information sur la localisation, il est possible de déterminer la position spatiale réelle de l'objet rencontré avec une précision centimétrique à métrique. Pour ne pas introduire d'erreur, l'acquisition laser doit être la plus homogène possible afin de répartir au mieux les points dans l'espace. Ce type d'appareil acquiert les données de manière linéaire dans deux directions de l'espace. La troisième dimension est obtenue par translation de la ligne d'acquisition directement liée à l'axe défini par le mouvement du véhicule.

Une acquisition homogène du nuage de points 3D dépend donc implicitement de la vitesse du véhicule. Une allure rapide du véhicule permet de couvrir une plus large zone pour un même nombre d'échos (réduction de la densité des points au mètre carré). Au contraire, une allure lente, voire un arrêt bref du véhicule entraînera une redondance des échos pour une même position spatiale pouvant être gênante pour les futurs traitements. De ce fait, la vitesse du véhicule doit être déterminée au départ et rester la plus constante possible durant l'acquisition pour obtenir une répartition des points homogène. Si ce n'est pas le cas, un post-traitement des données brutes est nécessaire pour éliminer ces sur-acquisitions localisées.

1.5 Problématique

Comme nous avons pu le voir, les BD peuvent présenter des erreurs et les TLSM présentent un géoréférencement perturbé en contexte urbain dense. Ces perturbations, liées à la perte du signal GPS sont appelées masques GPS. Ces masques peuvent durer jusqu'à plusieurs minutes avant de retrouver assez de satellites pour se localiser et sont dus à plusieurs phénomènes, comme l'étroitesse des rues ou la hauteur des bâtiments, responsables :

— de trajets multiples : le capteur GPS reçoit plusieurs fois le même signal, soit directement, soit indirectement (reflété par des façades par exemple) ce qui le perturbe,

— de masques GPS : la portion de ciel visible est trop faible et le capteur ne voit plus assez de satellites pour en déduire sa position.

Ces perturbations entraînent une erreur absolue sur l'estimation de la trajectoire du VCM qui n'est que partiellement compensée par les informations de la centrale inertielle. Cette compensation partielle induit en général un écart de positionnement qui peut atteindre plusieurs mètres dans le cas d'un masque GPS de plusieurs minutes.

Nous appellerons **dérive** cet écart entre la trajectoire fournie par le système de géopositionnement et la trajectoire réelle (idéale). La dérive est donc non linéaire dans le temps et dépend non seulement de la qualité des données de positionnement mais aussi de l'algorithme d'intégration des données des capteurs de positionnement. Le système de positionnement fournit donc une initialisation correcte des données, mais la dérive non linéaire engendrée par les masques GPS ne fournit pas une précision suffisante pour effectuer de la fusion de données de qualité.

Les observations effectuées sur nos données nous permettent de définir leur comportement. Quatre caractéristiques nous permettrons de choisir ultérieurement une stratégie adéquate de recalage. Ces caractéristiques sont les suivantes :

1. les pertes de signaux GPS peuvent survenir à tout instant,
2. la dérive est indépendante de la vitesse du véhicule. Il y a dérive même lorsque le véhicule est à l'arrêt,
3. l'utilisation d'une IMU de bonne qualité garantit cependant une variation très lente de la dérive. Cela nous assure de l'absence de haute fréquence localement. La dérive est donc une fonction lisse,
4. l'IMU assure également une très bonne orientation du véhicule. Les dérives sont donc principalement composées de dérives en translation, ce qui permet potentiellement de s'affranchir des rotations. L'intégration des données de navigation est réalisée par une solution propriétaire basée sur un filtre de Kalman [Kalman, 1960]. Ce processus est une boîte noire, il est donc impossible de savoir comment l'algorithme fusionne l'information.

On cherchera donc à retrouver une dérive en translation non linéaire et lente en fonction du temps.

1.6 Objectif de la thèse

Le travail présenté ici s'intéresse plus particulièrement au problème du recalage des données provenant des VCM sur des BD existantes. Les données acquises par notre véhicule ont déjà fait l'objet de travaux concernant la modélisation de façade de bâtiment à partir de données laser mobiles terrestres [Demantke et al., 2013] et le recalage des données à partir d'images [Cannelle et al., 2012].

Les objectifs de ce travail de thèse s'inscrivent donc au centre de ces différents travaux dans une logique de mise en cohérence relative entre des données laser terrestres et des bases de données géographiques permettant de modéliser finement les espaces urbains denses. Le recalage à mettre en place n'est pas un recalage en absolu des données par rapport au terrain imagé mais bien une mise en cohérence relative de nos données. Un recalage absolu des données impose de déterminer la position spatiale réelle des deux ensembles par rapport au terrain. Ce type de recalage n'est pas nécessaire pour des applications de fusion d'informations. Le recalage de ce type de données peut se réaliser de trois façons différentes :

1. recaler les TLSM sur les BD,
2. recaler les BD sur les TLSM,
3. recaler globalement de manière conjointe les TLSM et les BD.

Nous avons donc développé :

1. une méthode de recalage permettant de mettre en cohérence des nuages laser terrestres sur des bases de données géographiques (*cf.*chapitre 6) par un modèle de dérive adapté aux données laser provenant de VCM,

2. une méthode de recalage permettant de mettre en cohérence des bases de données géographiques sur des nuages laser terrestres (*cf.*chapitre 7) par un modèle de déformation adapté aux bases de données contenant de l'information sémantique.

La mise en place de ces deux approches de recalage nous a permis d'effleurer (*cf.*section 7.5) le problème du recalage conjoint entre ces deux entités mais pas de le traiter dans sa globalité.

La motivation sous-jacente à ces différentes approches est double :

— combiner la précision des BD (peu détaillées mais possédant un géoréférencement globalement fiable) avec le niveau de détail des TLSM (très détaillés mais possédant un géoréférencement peu fiable),

— mettre les BD et les TLSM en cohérence afin de pouvoir exploiter ces données mobiles pour améliorer la géométrie du modèle, mais aussi sa texture puisque, si le véhicule est équipé de caméras, elles bénéficieront aussi du recalage des données laser sur le modèle.

La méthode doit pouvoir s'appliquer à tout système de géopositionnement pour lequel les variations de la dérive sont suffisamment lentes (ce qui est au moins le cas de tous les systèmes intégrant une centrale inertielle de qualité ou des accéléromètres suffisamment précis).

Les verrous majeurs à ce recalage sont :

— le niveau de détail incompatible entre la base de données (de l'ordre du mètre au mieux) et le nuage laser (centimétrique),

— la nature fortement non linéaire en fonction du temps de l'erreur de positionnement du véhicule d'acquisition.

Le but de cette thèse consiste à développer une chaîne de traitements générique et efficace remplissant ces objectifs. De par la nature non linéaire de la dérive des données laser mobiles, un des aspects du recalage sera d'introduire une méthode de résolution non linéaire. La thèse devra également appréhender la problématique du passage à l'échelle pour la gestion de gros volumes de données.

1.7 Plan de la thèse

L'approche consiste à mettre au point une chaîne de traitements permettant une mise en cohérence entre des TLSM et des BD. Les différentes parties de ce manuscrit se répartissent de la manière suivante :

La partie II est consacrée à un aperçu des méthodes de recalage disponibles.

La partie III se divise en quatre chapitres pour expliquer en détail notre processus de recalage. Le chapitre 4 relate le principe général de notre méthode. Le chapitre 5 présente les étapes communes aux différents recalages mis en place. Le chapitre 6 explique la démarche pour recaler nos TLSM sur nos BD et le chapitre 7 est consacré au recalage de BD sur des TLSM.

La partie IV présente une évaluation des méthodes décrites dans la partie III (*cf.*chapitre 6 et chapitre 7).

Chapitre 2

Présentation des données utilisées

Sommaire

2.1 Présentation des jeux de données utilisées 14
2.2 Les bases de données géographiques 14
2.3 Les données laser mobiles 15
2.3.1 Jeu de données $Mairie_{12}$ 15
2.3.2 Jeu de données $Mairie_{06}$ 17

Nous avons eu accès à différents jeux de données dont deux principaux qui seront utilisés tout au long de ce manuscrit. Nous allons les détailler pour mieux comprendre par la suite les résultats obtenus.

	TLSM				BD			
	Nb_{points}	détail	$Traj$	$Durée$	Nb_{prim}	$Nb_{façade}$	Nb_{sol}	LOD
$Mairie_{12}$	4 millions	moyen	730 m	202 s	71400	25000	0	LOD 2
$Mairie_{06}$	36 millions	élevé	400 m	160 s	53000	28500	24500	LOD 2

Tableau 2.1 – Tableau récapitulatif des spécificités de chaque entité présente sur les zones d'études.

2.1 Présentation des jeux de données utilisées

Les données utilisées pour évaluer l'algorithme sont issues d'acquisitions propres à l'IGN. Les deux jeux de données à notre disposition sont situés à Paris dans deux arrondissements : l'un des jeux de données se situe dans le 12eme arrondissement et le second dans un quartier du 6eme. Les spécificités de nos jeux de données sont visibles dans le tableau 2.1 pour chaque zone étudiée.

Avec :
- Nb_{points}, le nombre initial de points laser contenus dans le nuage laser,
- détail, le niveau de détail atteint en fonction du type de capteur utilisé [moyen (décimétrique) pour le capteur RIEGL LMS-Q120i et élevé (centimétrique) pour le capteur RIEGL VQ-250],
- $Traj$, représentant la longueur de la trajectoire,
- $Durée$, le nombre de secondes nécessaire pour effectuer l'acquisition,
- Nb_{prim}, le nombre de primitives triangulaires totales contenues dans le modèle,
- $Nb_{façade}$, le nombre de primitives triangulaires représentant les façades de bâtiment,
- Nb_{sol}, le nombre de primitives triangulaires représentant le sol,
- LOD, le niveau de détail de la base de données géographiques dans la norme CityGML.

2.2 Les bases de données géographiques

Les bases de données géographiques 3D utilisées sont consituées de polyèdres (triangles). Elles sont créées à l'IGN par photogrammétrie à l'aide d'images aériennes optiques et de données cadastrales 2D. Ces modèles 3D sont générés selon la méthode décrite dans [Durupt et Taillandier, 2006]. C'est une approche de type *hypothesize-and-verify* : les hypothèses de toits sont construites en énumérant des surfaces admissibles dans un arrangement de plans qui se base sur des empreintes de bâtiments provenant d'une base de données 2D (cadastre). La qualité des bases de données est donc directement liée à la précision du cadastre qui est variable selon les zones géographiques (ville, campagne). L'arrangement choisi est alors celui qui correspond le mieux à un Modèle Numérique d'Elevation (MNE) obtenu par photogrammétrie à partir d'images aériennes. Cette approche produit le niveau de détail appelé LoD2 dans la norme CityGML : les détails sur les façades et les superstructures de toit ne sont pas modélisés. On considère que le niveau de détail du modèle est de l'ordre du mètre, pour une précision spatiale de l'ordre de 10 cm en planimétrie (celle de la BD 2D) et 50 cm en altimétrie (celle du MNE).

La zone d'étude se situant dans le quartier du 12eme arrondissement de la ville de Paris (*cf.*Figure 2.1) se compose d'environ 71 400 primitives géométriques triangulaires dont 25 000 correspondant aux façades de bâtiment.

La seconde zone d'étude (un quartier du 6eme arrondissement de la ville de Paris (*cf.*Figure 2.2)) se compose d'environ 53 000 primitives géométriques triangulaires dont 28 500 correspondant aux façades de bâtiments et 24 500 correspondant au sol.

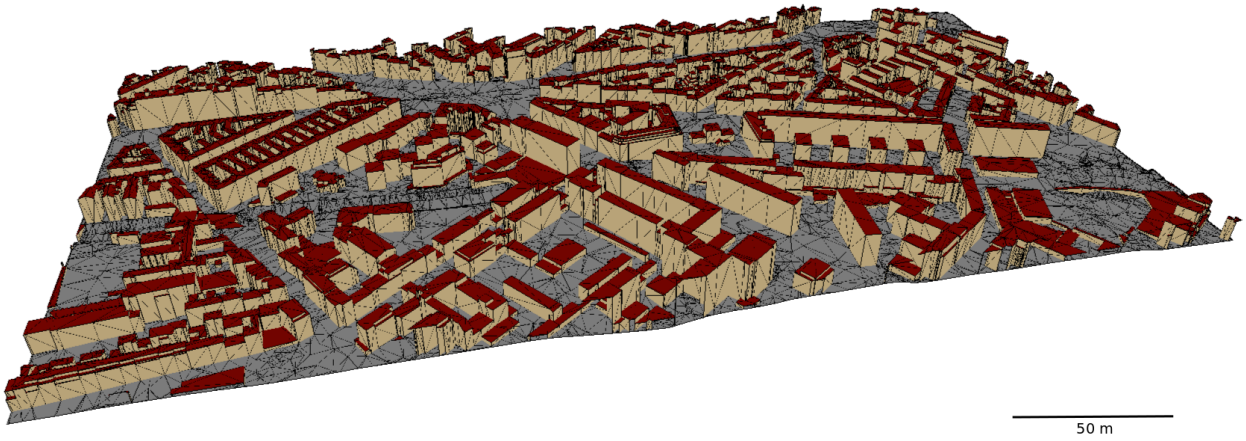


FIGURE 2.1 – Base de données 3D utilisée sur le quartier du 12eme arrondissement de la ville de Paris.

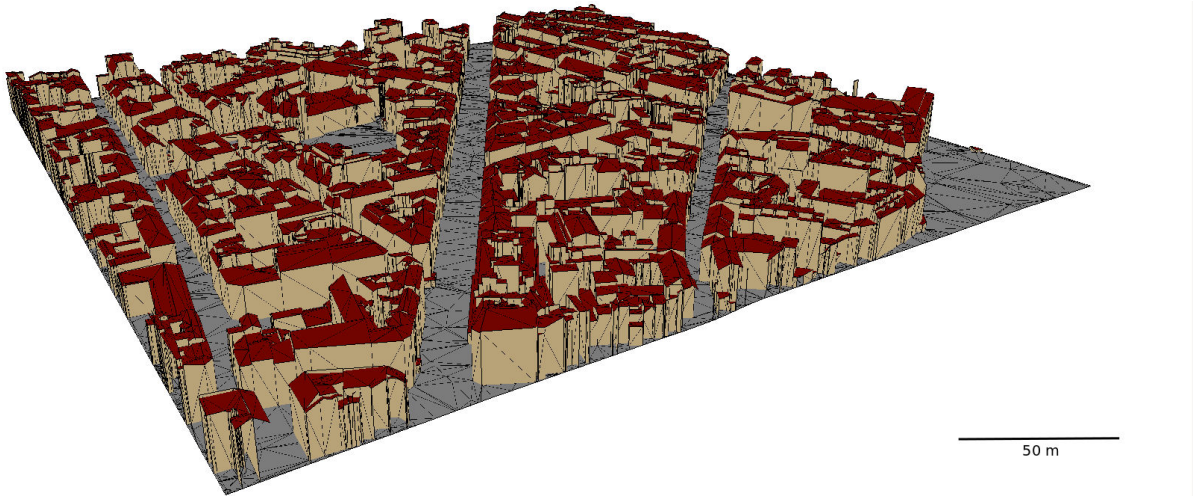


FIGURE 2.2 – Base de données 3D utilisée sur le quartier du 6eme arrondissement de la ville de Paris.

2.3 Les données laser mobiles

2.3.1 Jeu de données $Mairie_{12}$

Le jeu de données $Mairie_{12}$ provient d'une acquisition effectuée par notre véhicule avec les lasers fixes de type *RIEGL LMS-Q120i*. Ces lasers couvrent un secteur angulaire de l'horizontale à 80° vers le haut dans un plan orthogonal à la trajectoire. Lors de l'acquisition, ils étaient positionnés sur le véhicule de sorte à imager le haut des façades de bâtiments. Ainsi, la plus grande partie des façades a été scannée mais pas le sol. Le jeu de données est composé d'un total de 4 millions de points laser (*cf.*Figure 2.3) représentant un grand nombre d'objets dans la scène (principalement des arbres, des façades et du mobilier urbain).

Le modèle géographique utilisé est composé de 25 407 primitives géométriques planaires verticales correspondant aux façades des bâtiments (*cf.*Figure 2.4).

L'ensemble de la trajectoire a été acquis en 202 secondes. Il est possible de cumuler la distance parcourue par le véhicule en fonction du temps pour en déduire la longueur totale de la trajectoire du jeu de données. Le graphique 2.5 illustre cette distance cumulée le long de la trajectoire. En observant ce graphique, on s'aperçoit que la longueur de la trajectoire est d'environ 730 mètres.

Il est intéressant de noter également que cette courbe permet de visualiser les phases de l'acquisition pendant lesquelles le véhicule est immobile. Ces phases sont représentées par des plages de temps où

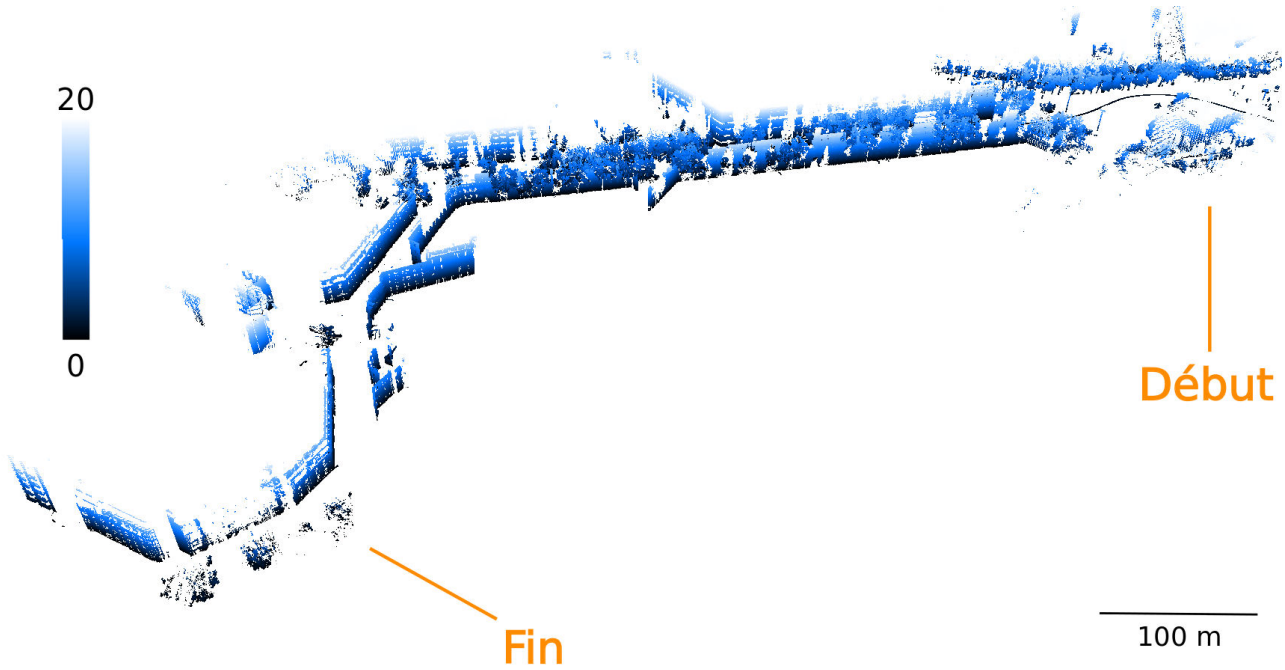


FIGURE 2.3 – Illustration complète du jeu de données laser. Le dégradé de bleu représente l'altitude des points.

FIGURE 2.4 – Superposition du nuage laser avec le modèle géométrique 3D sur le jeu de données $Mairie_{12}$. Les toits des bâtiments sont représentés en rouge et les façades en beige, le nuage de points laser en noir et la trajectoire du véhicule en orange. A noter que sans recalage des données, l'initialisation par notre véhicule est très proche du modèle.

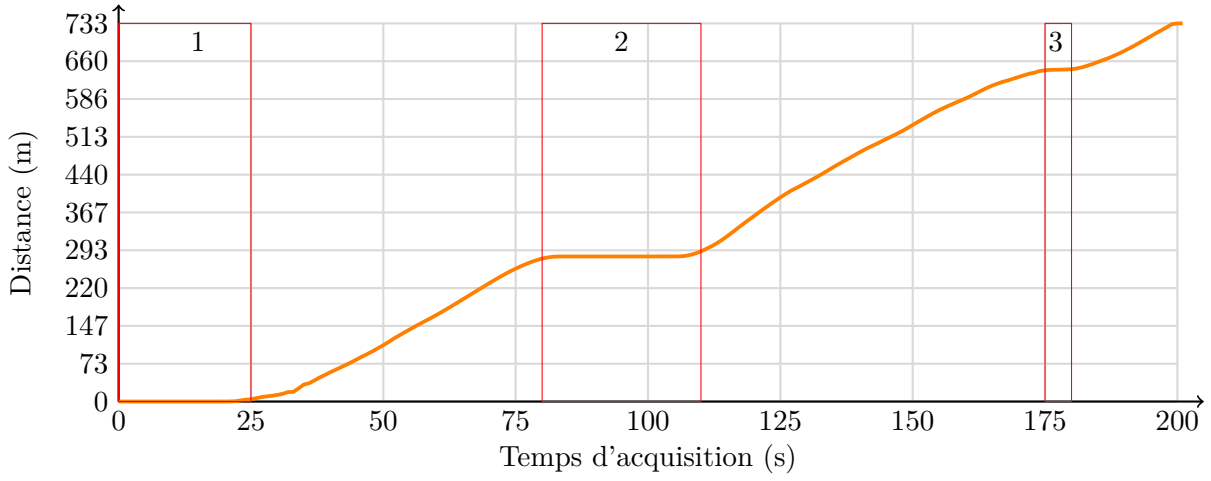


FIGURE 2.5 – Distance parcourue par le véhicule en fonction du temps d'acquisition le long de la trajectoire. Les rectangles (en rouge) correspondant aux numéros 1, 2 et 3 indiquent les plages de temps pour lesquelles le véhicule était à l'arrêt.

la position du véhicule est constante (rectangle rouge de la figure 2.5). Dans ce cas précis, le véhicule d'acquisition s'est arrêté 3 fois. Ces phases d'arrêts peuvent avoir différentes causes (bouchons, feux de signalisation), et selon les cas (rues étroites et/ou arborées entraînant des pertes de signaux GPS), induire des dérives importantes du système de géopositionnement. Au début de l'acquisition, on observe un arrêt du véhicule sur les 25 premières secondes lié au fait que l'acquisition se lance lorsque le véhicule est à l'arrêt (*cf.*Figure 2.7).

Le second arrêt intervient à la seconde 80, il correspond à l'arrêt du véhicule suite à un feu de signalisation (*cf.*figure 2.7a).

Le troisième et dernier arrêt survient au temps d'acquisition 175 et correspond également à un feu de signalisation (*cf.*figure 5.15b).

Toutes ces phases d'arrêts sont entrecoupées de périodes intermédiaires correspondant aux phases du véhicule en mouvement. Elles sont représentées par des phases croissantes linéairement ce qui suggère une avancée fluide à vitesse plus ou moins constante de notre véhicule.

La disposition du capteur sur le véhicule au moment de l'acquisition ne permettait pas d'imager le sol. Par conséquent il ne sera pas possible d'effectuer de correction altimétrique. Le graphique 2.8 représente l'altitude relevée en fonction du temps le long de la trajectoire. Cette composante restera donc inchangée.

2.3.2 Jeu de données $Mairie_{06}$

Le jeu de données $Mairie_{06}$ provient d'une acquisition effectuée par notre véhicule avec le laser fixe de type *RIEGL VQ-250*. Ce type de laser permet d'imager à la fois les façades de bâtiments jusqu'aux limites de gouttières et le sol. Le jeu de données est composé initialement de 36 millions de points laser (*cf.*Figure 2.9).

Le modèle géographique utilisé (*cf.*Figure 2.10) est composé de 28 538 primitives planaires verticales correspondant aux façades des bâtiments et 24 561 primitives planaires horizontales correspondant au sol soit un total de 53 076 primitives géométriques utilisables.

Comme précédemment, l'ensemble des positions (x, y et z) le long de la trajectoire pendant la durée de l'acquisition nous permet de pouvoir obtenir la distance parcourue par le véhicule lors de l'acquisition (*cf.*Figure 2.11). Celle-ci s'étend sur une distance d'environ 400 mètres pour une durée de 160 secondes.

Ce graphique nous permet d'affirmer que le véhicule a effectué quatre arrêts encadrés par des

(a) Image frontale acquise par le véhicule au moment du premier arrêt.

(b) Image prise du côté avant passager par le véhicule au moment du premier arrêt.

FIGURE 2.6 – Cause du premier arrêt du véhicule sur le jeu de données $Mairie_{12}$

(a) Image frontale acquise par le véhicule au moment du second arrêt.

(b) Image frontale acquise par le véhicule au moment du dernier arrêt.

FIGURE 2.7 – Cause du second et du dernier arrêt du véhicule sur le jeu de données $Mairie_{12}$

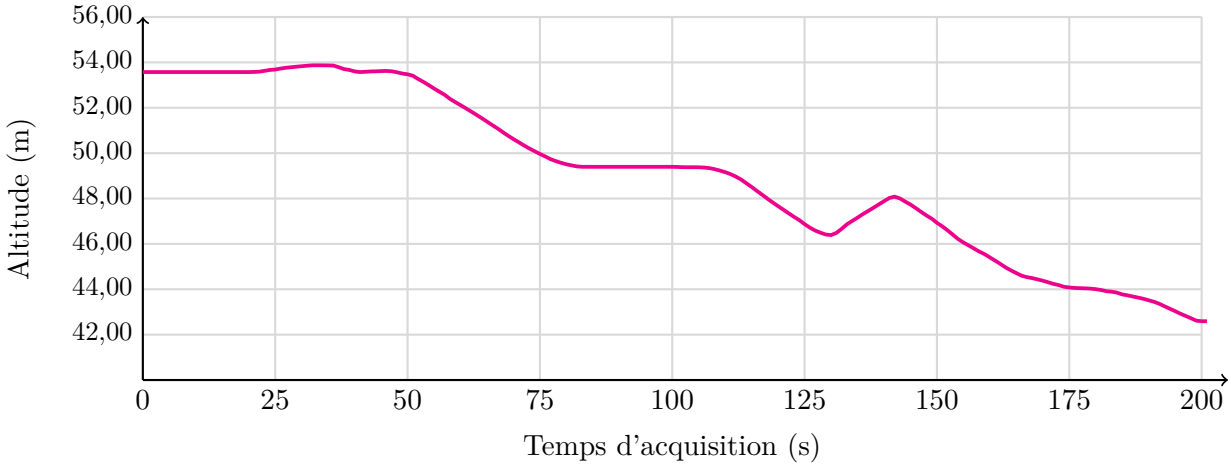


FIGURE 2.8 – Altitude relevée le long de la trajectoire initiale.

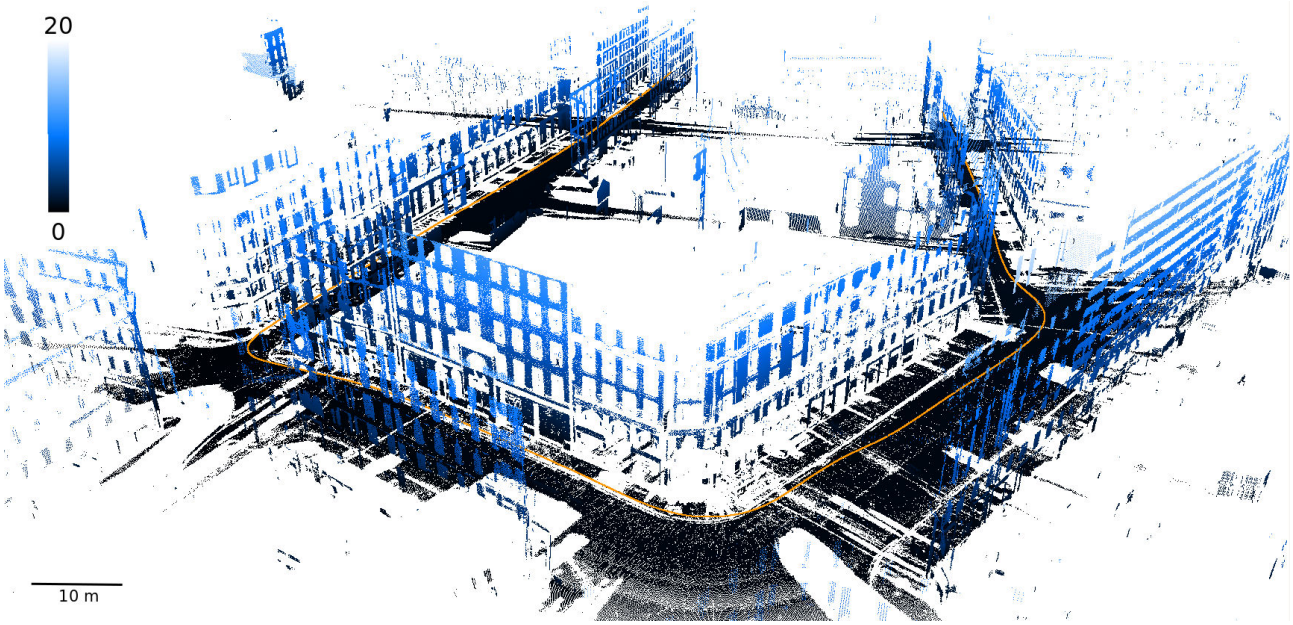


FIGURE 2.9 – Illustration du jeu de données laser $Mairie_{06}$ après prétraitement (*i.e.*,sous-échantillonnage). Le dégradé de bleus représente l'altitude des points et la ligne orange représente la trajectoire du véhicule.

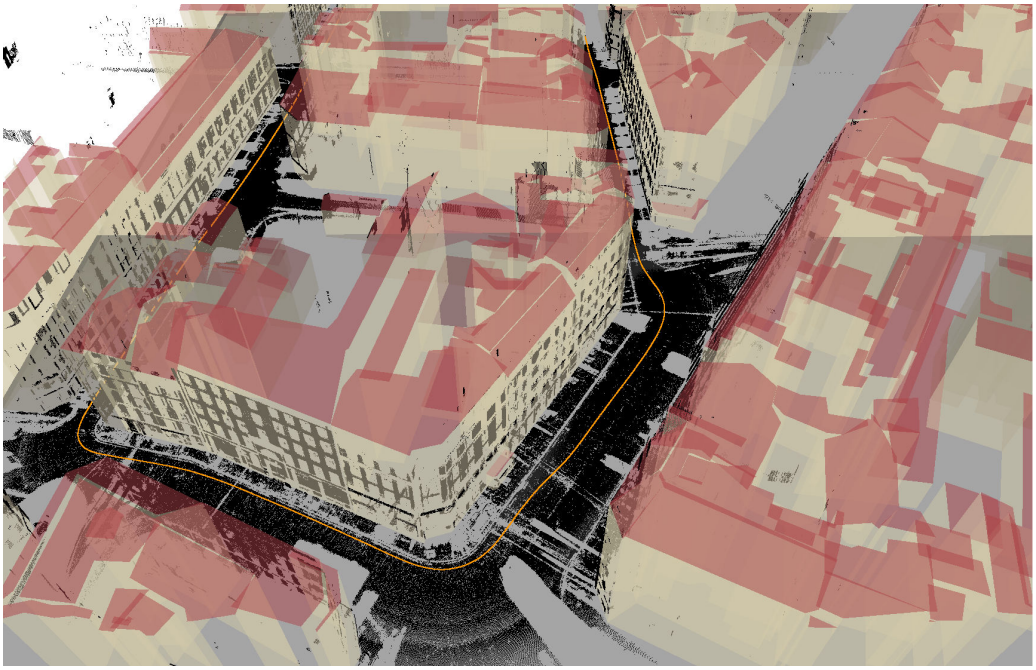


FIGURE 2.10 – Superposition du nuage laser avec le modèle géométrique 3D sur le jeu de données $Mairie_{06}$. Les toits des bâtiments sont représentés en rouge et les façades en beige, le nuage de points laser en noir et la trajectoire du véhicule en orange.

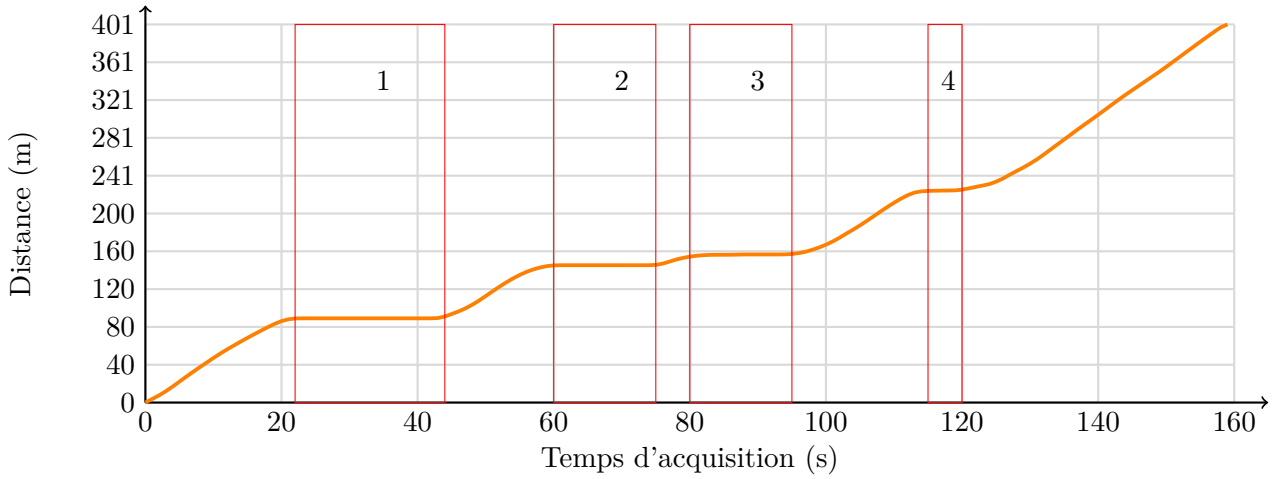
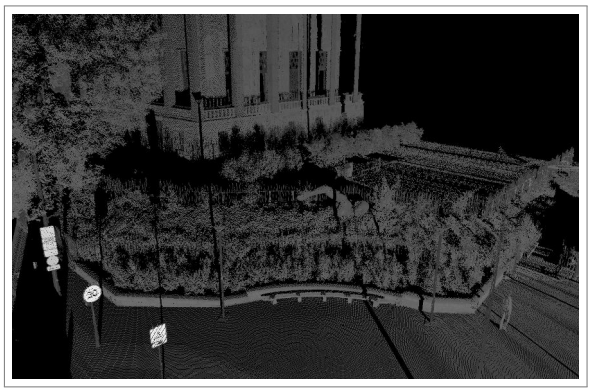


FIGURE 2.11 – Distance parcourue par le véhicule en fonction du temps d'acquisition le long de la trajectoire. Les rectangles (en rouge) correspondant aux numéros 1,2,3 et 4 indiquent les plages de temps pour lesquelles le véhicules était à l'arrêt.

rectangles rouges sur la figure 2.11. Les deux premiers arrêts sont dus à des feux de signalisation et les deux autres à des piétons traversant la rue obligeant le véhicule à s'arrêter sur la voie .

Chapitre 3

Etat de l'art en recalage de données



Sommaire

3.1 Introduction 24
3.2 La technique ICP "Iterative Closest Point" 30
3.3 Optimisation de la méthode 32
3.4 Recalage en milieu urbain sur des bases de données géographiques . . . 32
3.5 Conclusion 32
3.6 Stratégie adoptée 33

Acquérir des données de n'importe quelle nature nécessite l'utilisation de capteurs. Ces données peuvent être acquises à des instants différents, avec des techniques différentes et des capteurs différents. Les limites des technologies d'imagerie 3D nécessitent souvent d'acquérir des données depuis différents points de vue. Des anomalies de mesures inhérentes aux calibrations internes et externes de ces capteurs entraînent des erreurs plus ou moins importantes sur la position des données. In fine, les différents jeux de données ne coïncident donc pas parfaitement. Dès que l'on souhaite les utiliser pour effectuer de la fusion d'informations, de la détection ou de la reconstruction d'objets, ces données doivent être mises en cohérence. Les données n'étant pas superposables, la cohérence est perdue. Dans ces conditions, il est nécessaire d'effectuer avant tout traitement une étape de mise en cohérence des ensembles de manière relative (entre les données elles-mêmes) ou absolue (par rapport à un référentiel géographique). On appelle recalage cette mise en cohérence. Cette étape est primordiale et survient en amont de la chaîne de traitements.

3.1 Introduction

Les scanners 3D sont des imageurs capables de fournir une représentation discrète de notre environnement en capturant des ensembles de points dans l'espace représentatifs de la forme des objets présents dans la scène. Ces lasers peuvent être fixes ou mobiles lorsqu'ils sont positionnés sur des véhicules dédiés. De par leur technologie basée sur le temps de vol d'impulsions laser, obtenir une représentation complète d'une scène est difficile dès lors que plusieurs objets sont présents ou que la scène a une emprise importante au sol. Les données sont donc souvent incomplètes, du fait des nombreuses occlusions et zones non imagées par le capteur. Dans ces conditions, plusieurs points de vue sont nécessaires pour acquérir l'ensemble de la scène, soit en déplaçant le capteur vers un nouveau point de vue (laser fixe), soit en effectuant plusieurs passages différents (laser mobile). L'ensemble de ces acquisitions partielles doit faire l'objet d'un recalage pour unifier toutes les vues successives acquises [Matabosch et al., 2008]. Plusieurs solutions sont disponibles lorsque l'acquisition se compose de plusieurs acquisitions. Le recalage peut se réaliser deux à deux ou de manière globale. Certains auteurs catégorisent le recalage deux à deux comme définissant les recalages simples tandis que le recalage global multivues est plus compliqué. L'objectif principal consiste à mettre en cohérence au minimum deux jeux de données entre eux. Généralement, l'un des jeux de données sert de référence sur laquelle le second est recalé. Le but est donc de déterminer la transformation (rotation, translation) nécessaire pour rapprocher au mieux les données entre elles. Pour cela, on peut schématiser grossièrement une technique de recalage comme étant composée de trois étapes principales :

1. effectuer une comparaison entre les jeux de données afin d'extraire des caractéristiques communes dans chacun d'eux,
2. utiliser ces caractéristiques pour en déduire des correspondances, cette étape est généralement nommée étape d'appariement,
3. utiliser ces appariements afin de déterminer la transformation optimale à appliquer. Une transformation est définie plus généralement par une translation et une rotation dans l'espace avec parfois un changement d'échelle.

Les techniques de recalage peuvent dans un premier temps être divisées en deux grandes catégories. D'une part les recalages dits "rigides", qui ne déterminent sur l'ensemble qu'une similitude à appliquer lorsque la transformation est linéaire, et, d'autre part, les recalages "non rigides" qui vont permettre aux données de se déformer de manière plus complexe. Autrement dit, les recalages non rigides sont nécessaires lorsque la transformation ne peut plus s'exprimer comme une application linéaire de $\mathbb{R}^3 \longrightarrow \mathbb{R}^3$. En considérant un recalage simple où la transformation (Rotation R et translation T) à déterminer est rigide, soit 6 degrés de liberté en 3D ou 3 degrés de liberté en 2D et si les deux ensembles sont de même nature (nuage de points laser par exemple), l'estimation de cette transformation pour mettre en cohérence les jeux de données deux à deux est généralement réalisée en minimisant une erreur quadratique par la méthode des moindres carrés. Cette erreur, appelée terme d'attache aux données initiales, est fonction de la distance des points du premier ensemble S^1 aux points du second ensemble S^2. Si les deux ensembles sont de même cardinalité, chaque point P_i^1 peut être associé au point P_i^2 correspondant. Lorsque tous les points sont utilisés, l'ensemble des appariements réalisé est dit dense, mais dans des cas plus compliqués, ou lorsque l'on souhaite optimiser le processus, un nombre de points réduit peut être utilisé. Dans ces cas de figure, l'appariement est éparse. Les appariements réalisés ont un impact très important sur la transformation. De mauvais appariements peuvent influencer grandement le résultat en fin de recalage. Cette étape doit être effectuée correctement, c'est pourquoi, une multitude d'auteurs se sont focalisés sur celle-ci pour déterminer des points clés permettant de recaler avec une grande confiance les jeux de données entre eux.

Dans les cas plus compliqués lorsque les déformations réelles ne sont plus linéaires, le recalage doit être non-rigide. La non linéarité des déformations associées augmente le nombre de degrés de liberté à déterminer et nécessite la définition d'un modèle de déformation. Plusieurs méthodes existent pour résoudre ce problème. Le terme d'attache aux données est alors généralement couplé à d'autres énergies de régularisation pénalisant l'amplitude des déformations (terme de rigidité par exemple). Un nombre important de techniques est disponible aussi bien pour du recalage rigide que non-rigide. Chaque

communauté scientifique développe ses propres méthodes de recalage en fonction des applications et enjeux. Cette thématique est tellement répandue dans la communauté scientifique que le nombre impressionnant d'articles en traitant rend difficile la catégorisation, d'autant plus qu'une nouvelle méthode n'est souvent qu'une combinaison de méthodes existantes. Selon Pomerleau et al. [2013] plusieurs centaines d'articles traitant de ce sujet ont été publiés ces 20 dernières années.

Un sujet très étudié

Au delà du nombre d'articles sur ce sujet, le nombre d'états de l'art essayant de catégoriser les approches en appréhendant les similitudes et les différences des différentes techniques reflète à lui seul l'intérêt qui lui est réservé. Certaines personnes ont donc essayé de dégager les grands aspects de cette thématique en définissant des concepts. En 1996, Bergevin et al. [1996] proposent un état de l'art sur le sujet dans le but d'introduire un recalage multivues par une approche itérative de type Iterative Closest Point (ICP) (*cf.*section 3.2) . Cunnington et Stoddart [1999] quant à eux se focalisent sur la description de trois méthodes :

— Pennec [1996] qui utilise une technique itérative à la façon d'une ICP, technique de recalage local procédant de manière itérative.
— Stoddart et Hilton [1996] qui est fondée sur une descente de gradient,
— Benjemaa et Schmitt [1998] qui effectuent un recalage en utilisant les quaternions [Horn, 1987].

Après comparaison, il en conclut que la technique itérative de Pennec [1996] est de loin la plus facile à implémenter et la plus précise. L'inconvénient majeur est la lenteur de la convergence du système. L'utilisation des quaternions est plus compliquée à mettre en place, moins précise mais beaucoup plus rapide. La dernière méthode échoue beaucoup plus souvent que les deux autres méthodes. Maintz et Viergever [1998] et Audette et al. [2000] font un état de l'art très complet sur les techniques de recalage dans le domaine médical. Ces techniques sont souvent optimisées pour le recalage d'images. Rusinkiewicz et Levoy [2001] écrivent un article de référence sur l'ensemble des techniques ICP et leurs variantes. En 2003, Zitová et al. [2003] se focalisent sur l'ensemble des techniques disponibles pour effectuer du recalage à partir d'images. Dans le même temps, Wan et Li [2003] effectuent la même approche dans le domaine médical. D'autres états de l'art consacrés au recalage de données 3D peuvent être trouvés dans les travaux de Gruen et Akca [2005], Liu [2007] encore consacrés aux méthodes locales itératives de type ICP et leurs variantes. Salvi et al. [2007] ou Tangelder et Veltkamp [2007] développent une réflexion sur le type de primitives utilisable pour le recalage de données. Plus récemment, nous pouvons citer van Kaick et al. [2010] qui proposent un état de l'art non exhaustif mais approfondi sur le sujet, Santamaría et al. [2011] qui comparent un grand nombre de techniques sur la thématique du recalage d'images, Gressin et al. [2013] qui se focalisent plus en détail sur les méthodes itératives et pour finir Tam et al. [2013] qui décrivent un état de l'art très complet regroupant l'ensemble des méthodes existantes pour le recalage de données.
La thématique du recalage de données est un problème qui concerne un grand nombre de communautés scientifiques. Cette thématique soulève des problèmes qu'il est nécessaire de résoudre pour exploiter au mieux les données acquises. Elle est complexe et reste un enjeu important pour la fusion d'informations.

Démarche

Mettre au point une méthode de recalage efficace dépend du type de données à disposition et du type d'erreur qu'elles contiennent. Concrètement, la plupart des techniques existantes peuvent être vues comme un agencement de briques élémentaires nécessaire à la constitution d'une chaîne de traitements globale (efficace) pour une application dédiée [Rodrigues et al., 2002]. Une technique de recalage efficace passe par un ensemble de choix théoriquement et techniquement compatibles avec les données et leurs applications. Ces choix dépendent de deux niveaux d'analyse de ces jeux de données :

— une analyse structurelle de haut niveau sur l'ensemble des données à recaler,
— une analyse de bas niveau fondée sur le type d'erreur à compenser et sur la complexité du problème au vu des différents objectifs.

Ainsi, une méthode de recalage développée pour privilégier la précision et la robustesse lors de reconstruction 3D à des fins chirurgicales en robotique médicale sera potentiellement différente d'une méthode développée pour privilégier le traitement de grands volumes de données ou encore pour effectuer de la localisation en temps réel. Structurellement, l'ensemble des techniques de recalage fonctionne de la même manière. Trois idées clés définissent le cœur d'une méthode de recalage :

1. effectuer une comparaison entre les jeux de données afin d'extraire des caractéristiques communes dans chacun d'eux,
2. définir des paires homologues dans les jeux de données permettant d'établir des correspondances,
3. déterminer la transformation optimale permettant de mettre en cohérence les deux ensembles à partir de ces paires homologues.

La majorité des méthodes de recalage, indépendamment de leur complexité d'implémentation ou/et de compréhension, est basée sur ce schéma de résolution. Généralement, ces deux étapes de base sont améliorées ou/et couplées avec d'autres étapes permettant d'améliorer les résultats.

Analyse structurelle de haut niveau

Cette analyse permet d'identifier les verrous liés aux jeux de données eux mêmes. Elle peut se résumer en deux étapes :

1. la nature des données à disposition. Les données sont t-elles du même type (image-image, laser-laser, image-laser, ...) ? En fonction des données utilisées, certaines informations peuvent être disponibles ou non pour déterminer des points homologues entre les jeux de données,
2. la représentation de la scène est-elle complète ou partielle entre les deux jeux de données ? Ce constat donne une indication sur la difficulté du recalage à effectuer. Lorsque les deux ensembles représentent exactement la même scène ou le même objet, l'espace de recherche est contraint, il est donc plus facile de recaler les données entre elles et d'évaluer les résultats obtenus. Lorsque le jeu de données ne représente qu'une partie de la scène, il est plus difficile de les recaler entre eux car les ambiguïtés au niveau des appariements réalisés sont beaucoup plus importantes. L'évaluation de la méthode est, elle aussi, plus difficile si la transformation à retrouver est importante.

Dans notre cas, les données sont de nature différente et de dimension spatiale potentiellement différente. D'un côté, nous avons un modèle en 3 dimensions constitué de primitives géométriques triangulaires présentant un faible niveau de détail, et de l'autre, des nuages de points lasers à fort niveau de détail. Dans ce cas précis, le recalage est 3D-3D mais la méthode développée doit pouvoir s'appliquer également lors de l'utilisation de bases de données 2D.

Analyse de bas niveau

Cette analyse se focalise plus en détail sur le type de dérive qu'il faut retrouver et les moyens à mettre en place pour y parvenir.

1. le bruit : Quelle est l'amplitude du bruit de mesure ? Le bruit présent dans les données influence le résultat du recalage. Si tel est le cas, des étapes de prétraitement doivent être utilisées pour éliminer au maximum le bruit pour une meilleure robustesse,
2. le type de dérive à retrouver : la transformation est-elle constante sur l'ensemble du jeu de données à recaler ? Si oui, un recalage rigide peut suffire à recaler les données. Dans le cas contraire, la dérive a pu varier au cours de l'acquisition des données et un recalage non rigide sera nécessaire.
3. l'initialisation des données : les données sont elles proches de la solution souhaitée ? Une initialisation correcte des données permet d'utiliser directement des techniques de recalage dit "fin". La plupart de ces algorithmes fonctionnent de manière itérative. La transformation appliquée

aux données est réafinée à chaque itération du processus. Ces méthodes donnent des résultats satisfaisants mais elles imposent d'être proche initialement de la solution. Fonctionnant localement, elles risquent d'être piégées dans des minima locaux. Sinon une approche de minimisation globale doit être retenue pour effectuer le recalage qui pourra ensuite être couplé à une méthode locale pour affiner le résultat. Cette combinaison entre une première approche grossière couplée à une approche locale fine est appelée coarse to fine algorithm [Lee, 2010].

Les données laser en notre possession ne sont que très peu bruitées. Elles présentent parfois quelques points laser éloignés obtenus après réflexion d'un rayon laser sur une fenêtre mais ces cas sont trop rares pour influencer le recalage de façon significative. Les dérives à retrouver sont non linéaires en fonction du temps et notre VCM nous garantit une initialisation correcte de nos données. Cela nous permet de nous orienter vers une approche locale.

Modèle de déformation

L'analyse structurelle de haut niveau et de bas niveau permet de définir un modèle de déformation adéquat permettant de recaler les jeux de données entre eux. Ce modèle de déformation ou modèle de dérive permet de définir si l'approche doit être :

1. globale ou locale. Les approches globales permettent de mettre en cohérence directement l'ensemble des jeux de données. Elles prennent en compte l'intégralité des deux ensembles pour définir une transformation optimale et ne nécessitent pas d' *a priori* sur la position relative des jeux de données entre eux. Ces méthodes recherchent une transformation sur l'intégralité de l'espace de recherche. Les méthodes dites "locales" ne fonctionnent que sur une petite partie de cet espace. C'est pourquoi elles nécessitent en général de posséder des données dont l'initialisation est proche de la solution souhaitée. Les méthodes locales sont plus précises et caractérisent souvent les recalages dits "fins". Elles fonctionnent généralement de manière itérative ;
2. rigide ou non rigide : Ces caractéristiques dépendent directement des données.
   — Lorsque le capteur est fixe et que la scène imagée l'est également, le problème de recalage se résume à déterminer la transformation rigide permettant de recaler les jeux de données entre eux,
   — si la scène est en mouvement (exemple de l'animation 3D), les éléments bougent dans le temps et dans l'espace. Recaler deux jeux de données provenant de ce genre de scène doit se faire par l'intermédiaire de modèles de déformation semi-linéaire ou non linéaire pour les mettre en cohérence,
   — un troisième exemple peut être cité en relation avec nos activités. Le milieu urbain est composé d'éléments fixes (bâtiments, poteaux, routes,...) et d'éléments mobiles (piétons, voitures, ...). Dans cette thèse, nous nous intéressons au recalage de ces nuages laser sur des bases de données représentant l'environnement urbain. Les éléments mobiles de la scène ne sont donc pas pris en compte. Les éléments à recaler sont donc statiques mais le capteur, lui, ne l'est pas. Ce capteur est en mouvement au cours de l'acquisition des données et des problèmes de géoréférencement induisent des erreurs sur le positionnement des données en fonction du temps. Notre méthode doit donc également être fondée sur un recalage non-linéaire dans le temps donc non-rigide. Ce genre d'approche fait augmenter le nombre de degrés de liberté ce qui peut rendre difficile la résolution d'un tel système.

   Lorsque la solution du système peut être traduite sous forme close, une résolution linéaire peut être adoptée comme Li et Wang [2008] et Elseberg et al. [2012] qui effectuent un recalage semi-rigide par ICP en contraignant les déformations par un terme de rigidité du système. Lorsque le système ne peut pas être mis sous forme close, il est nécessaire d'utiliser des méthodes de résolution différentes comme l'algorithme Levenberg-Marquardt [Levenberg, 1944] la descente de gradient [Stoddart et Hilton, 1996] ou encore la méthode de Gauss-Newton ;
3. automatique ou semi-automatique. Les approches semi-automatiques donnent de meilleurs résultats car elles utilisent l'intervention d'opérateurs pour valider ou initier le processus de recalage. L'utilisation de cibles permet d'obtenir des points de correspondance parfaits et ainsi

déterminer la transformation optimale [Akca, 2003; Franaszek et al., 2009]. Les méthodes complètement automatiques sont plus difficiles à mettre en œuvre car elles nécessitent de déterminer des points d'intérêt ou des primitives fiables dans chacun des jeux de données pour une détermination de la transformation optimale.

Aperçu des différentes techniques

Certaines techniques de recalage permettent de déterminer directement les paramètres de transformation. Lorsque le système peut être résolu sous forme close, il est possible d'utiliser la décomposition en valeurs singulières [Arun et al., 1991], les quaternions unitaires [Horn, 1987; Benjemaa et Schmitt, 1998] et les quaternions duaux [Walker et al., 1991]. D'autres auteurs comme Shang et al. [2006] utilisent une Analyse en Composante Principale (ACP) pour déterminer les paramètres de la transformation. Des mesures de similarité sont effectuées pour différentes transformations. La transformation donnant la meilleure affinité est retenue. Makadia et al. [2006] utilisent la transformée de Fourier pour déterminer la transformation dans un nouvel espace de recherche [Bülow et Birk, 2011]. Plus récemment, Pinheiro et al. [2013] ont développé une méthode de recalage utilisant l'Active Testing Search (ATS) pour déterminer de manière rapide une transformation grossière à appliquer. Pottmann et al. [2004] utilisent des approximations quadratiques locales et Tsin et Kanade [2004] effectuent leur recalage en utilisant des noyaux de corrélation.

D'autres méthodes peuvent être utilisées comme les techniques de votes. Des tests sont effectuées à partir de différents échantillons prélevés au sein des jeux de données. Chaque transformation testée est comptabilisée et la transformation ayant obtenu le plus de votes est retenue. Ainsi, des recalages sont effectués en utilisant Random Sample Concensus (RANSAC) [Chen et al., 1999]. Les approches probabilistes [Censi, 2006] ont été beaucoup utilisées comme dans les travaux de Anguelov et al. [2005], Stoyanov et Lilienthal [2009] et Mateo et al. [2013] qui ont développé une approche basée sur un algorithme Expectation Maximisation (EM) ainsi que Granger et Pennec [2002] qui couplent l'EM à une approche itérative locale de type ICP introduit par [Besl et McKay, 1992] et [Chen et Medioni, 1992]. Wang et al. [2008] développent une théorie probabiliste basée sur la divergence de Jensen–Shannon, qui effectue des mesures de similarité entre deux distributions de probabilité. Des algorithmes basés sur des mélanges de gaussiennes ont également été étudiés [Jian et Vemuri, 2005, 2011] aussi bien dans les cas rigides que non rigides avec l'algorithme Coherent Point Drift (CPD) [Myronenko et al., 2010]. Cordero-Grande et al. [2012] utilisent un champ de Markov pour préserver la topologie de leurs jeux de données lors d'un recalage non rigide.

Certaines approches sont fondées sur les graphes avec des recalages effectués à l'aide de tables de hachage géométrique [Wolfson et Rigoutsos, 1997]. Hecker et Bolle [1994] couplent cette méthode avec une transformée de Hough [Ballard, 1981] pour déterminer les primitives linéaires candidates à l'appariement. Zeng et al. [2010] et Enqvist et al. [2009] basent également leur recalage sur l'utilisation de graphes. Levin et Szeliski [2004] utilisent les graph cuts (technique d'optimisation) pour recaler des nuages de points laser. Tarel et Boujemaa [1996] développent, eux, une méthode floue de recalage en combinant le hachage géométrique et un procédé itératif.

Ripperda et Brenner [2005] utilisent des techniques basées sur l'étude des distributions des normales nommées Normal Distribution Transform (NDT) [Brenner et al., 2008; Magnusson et al., 2009a; Martin, 2013; Hu et al., 2014]. Brunnstrom et Stoddart [1996] se sont focalisés sur l'utilisation d'un algorithme génétique. La technique ICP peut être utilisée pour effectuer un recalage rigide par blocs [Gressin et al., 2012] ou semi-rigide : Huang et al. [2008] utilisent des déformation isométriques pour effectuer un recalage rigide par morceaux par ICP en ajoutant un terme de régularisation aux jointures.

D'autres méthodes existent comme l'approche de Aiger et al. [2008] appelée 4 points congruent (4PCs) qui est une approche globale [Theiler et al., 2013]. Elle ne nécessite pas une bonne initialisation et résiste au bruit et aux outliers. Mellado et al. [2014] introduisent une 4PCs en améliorant la rapidité de cet algorithme par une indexation intelligente. On peut citer également les réseaux de neurones

[Zhang et al., 2008], les approches basées sur l'utilisation de splines (Rueckert et al. [1999], [Chui et Rangarajan, 2000], Chui et Rangarajan [2003] et Rohr et al. [2001], les approximations quadratiques locales [Pottmann et al., 2004], les techniques par ajustement de faisceaux [Mouragnon et al., 2006], les approches multi-résolution [Rusu et al., 2009], les algorithmes prédictifs comme le filtre de Kalman [Civera et al., 2010], les méthodes de séparation évaluation (branch and bound en anglais) permettant de résoudre de façon générique des problèmes d'optimisation combinatoire ([Olsson et al., 2006; Breuel, 2003; Chin et al., 2014]). Li et Hartley [2007] développent une optimisation globale utilisant la théorie de Lipschitz avec un algorithme de type "box and ball". Fujiwara et al. [2011], eux, proposent un algorithme nommé Free Form Deformation (FFD). Les objets présents dans chacun des jeux de données sont représentés à l'intérieur de deux grilles. L'une des deux grilles est ensuite déformée pour coïncider avec la seconde. Chaque partie de la grille se déforme localement de manière rigide tout en gardant la topologie de la grille de départ.

Comme nous pouvons le voir, une multitude de méthodes existe pour recaler des données entre elles. Chacune d'elles possède ses avantages et ses défauts mais il est difficile de déterminer si une méthode est meilleure que l'autre [Rodrigues et al., 2002] car tout dépend du but recherché.

Sélection de points d'intérêt

Le recalage nécessite en général d'extraire des caractéristiques communes fiables et robustes [Frome et al., 2004] dans les jeux de données pour pouvoir ensuite les apparier. Cette étape détermine la qualité du futur recalage. Certaines caractéristiques permettent de se rendre invariant en rotation, translation et changement d'échelle [Sharp et al., 2002]. Cela permet une bonne robustesse au bruit et, selon la méthode utilisée, de se rendre indépendant de l'initialisation de la donnée. Les travaux de Tuytelaars et Mikolajczyk [2006] et Otepka et al. [2013] résument, par un état de l'art conséquent, l'ensemble des techniques utilisables.

Ces caractéristiques communes sont souvent :

1. des primitives géométriques :
   — ponctuelles si l'on utilise directement les points laser lors d'un appariement dense, les coins [Thirion, 1996], les points saillants [Ballan et al., 2012],
   — linéaires [Stein et Medioni, 1992; Poreba et Goulette, 2013] en utilisant par exemple la transformée de Hough [Hecker et Bolle, 1994; Tarsha-Kurdi et al., 2007], les squelettes [Ballan et al., 2012], les contours [Novatnack et Nishino, 2007],
   — courbes [Kovar et Gleicher, 2003; He et al., 2013],
   — surfaciques [Dold et Brenner, 2006; Huang et Menq, 2001; Bosché, 2012; Al-Durgham et al., 2010; Ramalingam et al., 2010; Grant et al., 2012; Subbarao, 2003; Hebel et Stilla, 2012],
   — ou de degré supérieur [Kapoutsis et al., 1999; Al-Durgham et al., 2010].
2. des attributs invariants :
   — les points Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) [Huber et Hebert, 2003; Barnea et Filin, 2008],
   — les images de spin [Johnson et Hebert, 1999],
   — les moments invariants [Mangin et al., 2004],
   — les descripteurs Speeded Up Robust Features (SURF) 3D Knopp et al. [2010].
3. des descripteurs de forme :
   — l'utilisation de technique de morphologie mathématique permettant de déterminer le squelette des objets [Hahnel et al., 2003; Zheng et al., 2010; Ballan et al., 2012] ,
4. des seuils sur des attributs :
   — le seuillage par hystérésis [Pauly et al., 2003],
   — l'intensité [Wang et Brenner, 2008; Smith et al., 2008],
   — le thermique [Lagüela et Armesto, 2012].
5. des descripteurs géométriques locaux :

— basés sur l'analyse de la géométrie locale des primitives par une ACP et un critère entropique [Gelfand et Mitra, 2005; Demantké et al., 2012], [Brodu et Lague, 2012],
— comme le Heat Kernel Signature (HKS) [Bronstein et Kokkinos, 2010],

En milieu urbain, les objets représentés sont souvent les façades de bâtiments. Par conséquent la plupart des auteurs base leur recalage sur une détection de plans ou/et de lignes comme Stamos et Leordeanu [2003], Bosché [2012]; Theiler et Schindler [2012]; Demantke et al. [2012]. En robotique, la localisation en temps réel en environnement urbain non maîtrisé suscite un grand intérêt. Certains auteurs proposent des méthodes pour positionner les données de la manière la plus fiable possible à partir d'amers visuels. La construction et l'amélioration simultanée de carte de l'environnement pour se localiser (Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)) nécessite également de recaler les données. Ces auteurs utilisent également la détection de plans [Montemerlo et Thrun, 2006; Cole et al., 2005; Cole et Newman, 2006]. Les méthodes locales de type ICP ont longtemps été réputées comme des méthodes lentes ne permettant pas de recaler des données rapidement. Cependant, les progrès réalisés pour l'optimisation de ce type de méthode permettent maintenant de les appliquer dans des domaines tels que le SLAM [Nüchter et al., 2007]. La technique de référence depuis plusieurs années, restant la plus utilisée pour le recalage géométrique de données 3D [Salvi et al., 2007], est l'ICP.

3.2 La technique ICP "Iterative Closest Point"

Cette méthode, résumée dans [Rusinkiewicz et Levoy, 2001] et [Gressin et al., 2013], fonctionne tant de manière rigide que non rigide sur des problématiques 2D et 3D avec des méthodes point à point ou encore point à surface. Cette méthode générique de recalage a l'avantage d'être simple à appréhender tout en donnant de très bons résultats. Son inconvénient majeur est de devoir disposer d'une bonne estimation de la dérive (transformation) de départ (*i.e.,*de disposer d'une bonne initialisation des données [Chen et Medioni, 1992]). Elle fonctionne de manière itérative et consiste à minimiser une énergie jusqu'à convergence afin de déterminer la transformation optimale qui met en correspondance les ensembles à recaler.

Introduction

L'ICP a été introduite pour la première fois par Besl et McKay [1992] et Chen et Medioni [1992], et consistait en la mise en correspondance d'entités entre deux ensembles initiaux de nature similaire ou différente (*i.e.,*point-point, point à surface). Cette mise en correspondance est faite de manière simple par appariement des points les plus proches entre eux dans les deux jeux de données. Depuis, de nombreuses recherches ont été effectuées pour améliorer cette méthode. Avant cette date, on parlait de technique dite "procruste" [Richman, 1986] introduite par J. R. Hurley [1962]. Ce terme provenant de la mythologie grecque, désignait le surnom d'un brigand, qui accueillait des voyageurs pour la nuit. Si ceux-ci ne correspondaient pas aux dimensions des lits, il allongeait ou découpait les membres de ses victimes pour qu'ils correspondent parfaitement aux dimensions desdits lits.
Faugeras et Hebert [1986] définissent la notion de forme close pour résoudre des problèmes point à point. La rotation et la translation étaient obtenues en deux temps. Horn [1987] résoud le problème en utilisant des quaternions. Besl et McKay [1992] introduisent pour la première fois le terme ICP et Champleboux et al. [1992] démontrent que l'ICP ne permet pas de résoudre correctement les problèmes lorsque le recouvrement entre les jeux de données est faible (mauvaise initialisation).
Cette technique permet de résoudre des problèmes rigides [ZinBer et al., 2003; Sharp et al., 2002; Gelfand et al., 2003; Zhang et al., 2011; Douillard et al., 2012; Bae et Lichti, 2008] mais les améliorations apportées au cours des années permettent maintenant de résoudre des problèmes semi-rigides [Gressin et al., 2012; Brown et Rusinkiewicz, 2007; Hahnel et al., 2003; Pomerleau et al., 2013; Amberg et al., 2007].
Cette méthode de recalage local peut être divisée en plusieurs étapes. Rusinkiewicz et Levoy [2001] en distinguent six, décrites ci-dessous :

1. Sélection de points d'intérêt,
2. Appariements des données,
3. Acceptation ou rejet des appariements,
4. Pondération des appariements,
5. Définition d'une erreur métrique,
6. Résolution du système.

Sélection de points d'intérêt

Comme nous avons pu le voir dans la section 3.1, la sélection des points doit être adaptée à la problématique. Ces nuages, même après prétraitement, peuvent être sous échantillonnés pour ne choisir qu'un échantillon et ainsi accélérer les traitements. Ces points peuvent être choisis arbitrairement ou échantillonnés de manière régulière. Certains auteurs comme [Gelfand et al., 2003] utilisent une sélection précise et stratégique des appariements. Les auteurs [Rusinkiewicz et Levoy, 2001] et [Zhang, 1994] font une étude sur les différents types d'échantillonnage de départ et montrent qu'un échantillonnage par les normales est plus robuste qu'un échantillonnage régulier ou aléatoire.

Appariement des points sélectionnés

Lorsque les points d'intérêts ont été sélectionnés dans chacun des jeux de données, des paires homologues peuvent être créées. Une paire définit un appariement qui entrera potentiellement dans le processus de minimisation dans les étapes ultérieures. Cette étape est en général coûteuse en temps de calcul car pour toutes les primitives retenues lors de la sélection, il est nécessaire de les comparer à toutes les primitives du second jeu de données pour déterminer l'appariement le plus proche. Cette étape peut néanmoins être améliorée en utilisant des techniques d'échantillonnage spatial de type kd-tree [Zhang, 1994; Eggert et Dalyot, 2012] qui permettent, éventuellement, le passage à l'échelle lors de l'utilisation de grande quantité de données.

Acceptation ou rejet des appariements

Cette étape permet de rejeter de mauvais appariements. Elle est en général basée sur un seuil de distance séparant les points constitutifs des paires homologues. Cela permet une meilleure robustesse de l'algorithme en éliminant les points les plus éloignés. Lorsque les données sont proches de la solution souhaitée, cette étape permet d'augmenter le ratio de bons appariements par rapport aux mauvais.

Pondération des appariements

Dans certains cas, tous les appariements ont le même poids [Besl et McKay, 1992] mais il peut s'avérer utile de pondérer les appariements. En général, ce poids peut être défini par une gaussienne en fonction de la distance séparant les appariements, ou encore, par un critère de compatibilité des normales [Zhang, 1994].

Définition et minimisation d'une erreur métrique

Cette étape permet de déterminer la transformation (Rotation, Translation) optimale pour recaler les jeux de données entre eux. Elle nécessite la définition d'une métrique. Généralement, la distance euclidienne est utilisée mais d'autres métriques ont aussi été proposées [Pottmann et al., 2006; Armesto et al., 2010; Nuchter et al., 2007]. Le processus de minimisation peut être de nature différente selon le type de dérive à retrouver [Cheng et al., 2010]. Il peut être :

— linéaire ou semi-linéaire lorsque le système peut être traduit sous forme close (résolution par moindres carrés),

— non-linéaire : cela nécessite des approches de résolution plus complexes (Levenberg-Marquardt [Fitzgibbon, 2003], descente de gradient ou les méthodes de Gauss-Newton).

Conclusion

L'ICP est une méthode de recalage étudiée depuis des années par la communauté scientifique. C'est une approche locale permettant de recaler des jeux de données deux à deux de manière itérative. Elle à l'avantage d'être particulièrement simple à appréhender et utilisable avec un grand nombre de primitives géométriques. Depuis quelques années, une nouvelle méthode locale est apparue et est de plus en plus utilisée. Cette méthode est nommée NDT pour Normal Distribution Transform. Elle fonctionne de la même manière mais utilise un espace de recherche basé sur les normales. Magnusson et al. [2009b] comparent ces deux techniques, les deux standards du recalage actuel, et donnent quelques conclusions sur ces évaluations. Selon eux, les méthodes de type NDT donnent généralement des resultats un peu plus précis que l'ICP lorsque les déformations sont faibles mais ces résultats sont plus mauvais que ceux de l'ICP lorsque les déformations sont plus importantes. La méthode NDT présente un léger gain de précision mais un temps d'exécution légèrement plus long.

3.3 Optimisation de la méthode

L'avantage d'utiliser une méthode comme l'ICP, est de pouvoir bénéficier de l'expérience acquise par la communauté scientifique à son sujet. Beaucoup d'auteurs ont essayé d'améliorer la méthode tout en accélérant les temps de calcul [Segal et al., 2009]. Comme nous l'avons vu, la sélection des points peut être le résultat d'un sous-échantillonnage adéquat [Gelfand et al., 2003]. L'appariement des données peut être amélioré par l'utilisation d'arbres de décision [Segal et al., 2009; Eggert et Dalyot, 2012; Nuchter et al., 2007] voire même par l'utilisation d'un lancé de rayon [Hähnel et Burgard, 2002] habituellement utilisé pour le rendu visuel. Toutes ces améliorations permettent la mise en place de techniques de recalage rapide (Fast ICP) [Jost et Hügli, 2002; Yan et Bowyer, 2007].

3.4 Recalage en milieu urbain sur des bases de données géographiques

La thématique du recalage de données laser en milieu urbain est un domaine en pleine expansion. Un grand nombre d'articles scientifiques traite de ce problème. Souvent les méthodes développées utilisent des données du même type (laser-laser) comme Pathak et al. [2010], Ripperda et Brenner [2005], Grant et al. [2012], Han et al. [2013], Friedman et Stamos [2012] ou encore Hebel et Stilla [2007]. Certains auteurs utilisent des images pour recaler des nuages de points laser comme Weinmann et al. [2013], Barnea et Filin [2007] et Swart et al. [2011] mais très peu d'études ont été réalisées sur le recalage entre des données laser mobiles terrestres et des bases de données géographiques. Musialski [2009] a publié un rapport technique sur le sujet en effectuant un recalage rigide par ICP entre un nuage de points laser et un modèle 3D.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un aperçu des différentes techniques de recalage existantes aussi bien pour des problématiques rigides que non-rigides. Mettre en cohérence des jeux de données constitués de primitives géométriques demande de résoudre trois problèmes distincts :

1. la détection de points homologues dans les différents jeux de données,
2. la mise en correspondance de ces points homologues ou appariement des données,
3. la résolution du système en fonction d'un modèle de dérive adapté.

La multitude de techniques existantes pour résoudre ces problèmes atteste de l'attrait porté à ce domaine d'activité. La méthode la plus simple à appréhender, et qui reste la plus utilisée de nos jours, est l'ICP. Les différents travaux réalisés sur cette technique ont permis de mettre en place des améliorations conséquentes sur chacune des étapes qui la compose. Généralement, chaque modification est liée à des problématiques particulières propres à chaque communauté.

3.6 Stratégie adoptée

Pour répondre aux objectifs (*cf.*section 1.6), on peut utiliser différentes techniques de recalage. Les approches permettant de déterminer directement le minimum global d'une fonction donne généralement des résultats moins performants que les approches itératives (dites locales) qui ont, quant à elles, le désavantage de nécessiter une bonne initialisation des données en entrée. La qualité de l'initialisation de nos données grâce à un système de géopositionnement adéquat nous permet d'utiliser une technique locale si on le souhaite. La méthode de recalage développée doit également être assez générique pour permettre l'ajout de nouvelles énergies de minimisation et d'optimisation. La technique ICP est donc un atout pour notre problématique. Elle est générique, simple à appréhender et sa popularité nous permet de bénéficier des nombreuses expériences de recherche effectuées au cours du temps. La technique de recalage de type NDT aurait également pu être utilisée mais, travaillant dans le domaine des normales, elle suppose d'avoir une grande confiance dans l'estimation de celles-ci (incertitude supplémentaire). Pour nos applications nous préférerons utiliser directement l'information spatiale des points. Notre chaîne de traitements sera donc basée sur l'ICP.

Nos données laser sont constituées de points 3D et les bases de données de primitives triangulaires. Notre recalage s'effectuera par un appariement points à plans et, plus particulièrement, points à triangles. Les triangles sont les éléments de bases constitutifs d'un modèle géométrique topologiquement consistant. Cette unité géométrique de base sera conservée pour accroître la généricité des approches réalisées. Cela permet d'utiliser aisément des modèles en deux dimensions en créant pour chaque segment 2D des rectangles 3D par extraction d'un minimum et d'un maximum en altimétrie puis de les couper en deux pour obtenir des triangles.

Ce manuscrit traite d'un problème encore très peu étudié (*i.e.,*recalage de nuages laser terrestres sur des modèles 3D de ville). Certains auteurs, comme nous avons pu le voir, se sont intéressés au recalage de nuages laser terrestres entre eux de manière rigide [Jaw et Chuang, 2008] ou rigide par bloc [Gressin et al., 2012]. A notre connaissance, aucun travail ne propose un modèle de dérive, adapté aux dérives non linéaires dans le temps, du géopositionnement des données mobiles terrestres. Nos données laser terrestres ont l'avantage d'être structurées grâce à une continuité temporelle lors de l'acquisition. Un recalage par bloc rigide n'est donc pas optimal car la continuité aux jointures est perdue. Nous allons donc développer une méthode de résolution non linéaire adaptée à ce type de données laser à la manière de Li et al. [2008] qui effectuent un recalage non rigide pour mettre en cohérence des personnages ayant bougé entre les différentes acquisitions. Pour cela, ils mettent en place un modèle de déformation linéaire par morceaux en intégrant un terme de régularisation pour garder une cohérence globale et effectuent une interpolation sur l'ensemble pour un recalage homogène des structures. Nous allons nous inspirer de cette approche pour développer une méthode de recalage dont les déformations sont continues dans le temps (*cf.*chapitre 6).

Nos BD, ont l'avantage de posséder un niveau de sémantique important qui nous permet d'obtenir des informations de plus haut niveau que la seule géométrie des primitives triangulaires. La scène est sémantisée ce qui nous permet d'introduire la notion de bâtiment. Connaître le nombre de bâtiments, leurs limites, leur position spatiale et les triangles les composant nous permettra de définir un modèle de déformation adapté à ces bases de données géographiques sémantisées. Nous développerons donc une méthode permettant de recaler de manière rigide chaque bâtiment sur les nuages laser. Le modèle de déformation associée sera donc rigide par bloc avec un découpage des blocs fondés sur la sémantique de nos BD et non sur la géométrie (*cf.*chapitre 7).

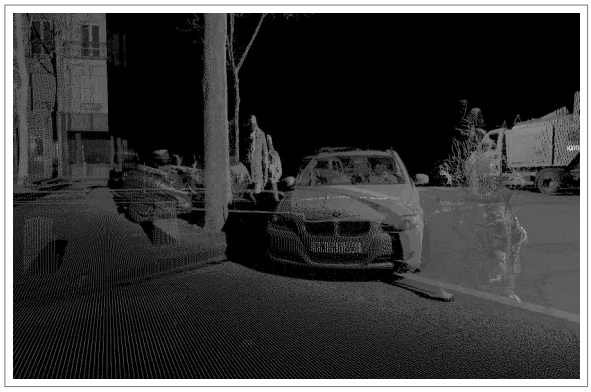
La spécificité majeure de cette thèse est la définition de modèles de déformations particulière-

ment bien adaptés à nos deux types de données de départ. Nous verrons dans le chapitre suivant la méthodologie globale mise en place pour atteindre nos objectifs.

Deuxième partie

Méthodologie

Méthodologie globale



Sommaire

4.1 Introduction **38**
4.1.1 Positionnement 38
4.1.2 Contribution 38
4.1.3 Trajectoire et nuages de points 39
4.2 Vue globale de la méthode **39**
4.2.1 Le coeur de la méthode 39
4.2.2 Les étapes communes 40
4.2.3 Les étapes indépendantes 41
4.3 Conclusion **42**

Une vision globale des techniques de recalage existantes a été présentée dans le chapitre précédent. Dans un premier temps, nous allons expliquer notre positionnement par rapport à nos données et par rapport à la méthode de recalage choisie pour déterminer une approche convaincante pour nos enjeux.

4.1 Introduction

Le but de cette thèse est de parvenir à mettre en cohérence relative des données de nature différente et de niveau de détail différent. La méthode développée devra s'appliquer aux données issues des campagnes menées par l'IGN en prenant en compte les a priori sur la dérive des TLSM évoqués dans la partie 1.4 et ceux des BD évoqués dans la partie 1.3 pour pouvoir les recaler entre eux.
Les TLSM possèdent leurs propres erreurs de positionnement. Il en est de même pour les BD. De ce fait, un recalage en absolu sans information supplémentaire n'est pas envisageable. Le recalage effectué se limitera donc à un recalage relatif entre les deux types de données considérées, on peut parler de mise en cohérence relative des ensembles.
Définir une approche de recalage nécessite d'avoir une connaissance importante sur les données que l'on utilise. Connaître les caractéristiques des données permet de définir un modèle de dérive adéquat tout en contraignant le problème de départ. Le but principal de la démarche consiste à mettre en cohérence nos données laser avec nos bases de données. Il est donc nécessaire de retrouver la dérive permettant de mettre en cohérence relative ces deux jeux de données. Pour cela, il faut dans un premier temps paramétrer cette dérive en fonction du recalage souhaité pour ensuite pouvoir estimer les paramètres optimaux ramenant l'un des jeux de données sur le second.

4.1.1 Positionnement

Déterminer quel type de méthode utiliser requiert de connaître les enjeux que la méthode doit surmonter. La chaîne de traitements mise en place pour ce recalage devra être :

- générique ⇒ la méthode doit s'appliquer potentiellement :
  1. à différents TLSM à la condition que leurs comportements soit similaires aux nôtres,
  2. à différentes BD sans nécessiter énormément de développement.
- efficace ⇒ la méthode doit retrouver selon le recalage souhaité :
  1. les dérives non linéaires liées aux problèmes de géoréférencement des TLSM dans le cas d'un recalage TLSM sur BD.
  2. les dérives par bâtiment liées aux problèmes de géoréférencement des BD dans le cas d'un recalage BD sur TLSM.
- rapide ⇒ la méthode s'intègre dans une logique de post-traitement des données et non en temps réel mais les enjeux liés à la gestion de gros volumes de données (Big Data) nécessitent une approche de recalage rapide avec des capacités d'amélioration non négligeables.
- adaptable ⇒ La méthode doit pouvoir intégrer aisément de nouvelles informations lorsqu'elles sont disponibles pour pouvoir estimer plus finement les dérives.

Les *a priori* sur la dérive évoqués dans la partie 1.4 et l'utilisation de points laser et de primitives triangulaires nous permettent de nous orienter vers une méthode de recalage de type ICP.
Cette technique a été étudiée depuis plus de vingt ans et reste à l'heure actuelle l'une des références en matière de recalage lorsque l'initialisation des données est correcte. Le nombre conséquent de papiers scientifiques et d'études réalisés à son sujet permet de pouvoir faire les meilleurs choix d'implémentation pour en tirer la meilleure partie. La stratégie de départ est donc d'utiliser une méthode simple et robuste de recalage se basant sur une ICP. Cette ICP sera modifiée et basée sur un appariement entre les primitives géométriques de la BD et les points laser des TLSM ou inversement selon le type de recalage souhaité. Cette technique de mise en correspondance itérative sera caractérisée par un modèle de dérive également propre au type de recalage que l'utilisateur souhaite réaliser.

4.1.2 Contribution

La contribution principale de ces travaux par rapport à l'état de l'art est l'utilisation d'une approche de type ICP adaptée à nos problématiques, l'utilisation de BD pour se recaler, ce qui a rarement

été réalisé et également la définition d'un modèle de dérive particulièrement bien adapté aux systèmes d'acquisition de cartographie mobile et donc à la dérive que l'on cherche à estimer. Les autres particularités de notre méthode sont :

— l'utilisation d'un descripteur géométrique local adaptatif s'inspirant de [Demantke et al., 2012] permettant :
  1. une sélection des points d'intérêt nécessaires au recalage,
  2. d'obtenir des normales en chaque point laser.

— l'utilisation de la géométrie d'acquisition pour définir :
  1. une compatibilité entre les normales des BD et des TLSM. Cette compatibilité permet une plus grande robustesse dans l'appariement comme démontré par [Rusinkiewicz et Levoy, 2001].
  2. une étape d'appariement accélérée par lancé de rayons.

— l'utilisation d'un arbre de décision de type KdTree sur les BD afin d'accélérer les requêtes spatiales lors de l'étape d'appariement [Rusinkiewicz et Levoy, 2001] et [Zhang, 1994].

4.1.3 Trajectoire et nuages de points

Pour pouvoir développer une méthode de recalage, il est important de bien comprendre comment fonctionne notre VCM. Pendant toute la durée d'une acquisition, les positions spatiales sont enregistrées à un temps t aussi bien pour le capteur que pour tout point laser acquis. Cela signifie que notre VCM sauvegarde à chaque instant t et ce, jusqu'à la fin de l'acquisition :

— la position spatiale du capteur (VCM).
— la position des points laser acquis.

L'ensemble des données acquises est borné entre une valeur temporelle minimale correspondant au début de l'acquisition et une valeur maximale correspondant à la fin de l'acquisition. Entre ces deux valeurs, l'évolution du temps t est enregistrée avec une précision de l'ordre du centième de seconde. Cette valeur temporelle associée à chaque position spatiale du capteur donnée par le système de géopositionnement définit la trajectoire du véhicule. L'ensemble des positions spatiales des points laser acquis le long de la trajectoire définit un TLSM. Chaque point laser acquis au temps t est donc associé à un point de la trajectoire acquis au même instant t.

4.2 Vue globale de la méthode

4.2.1 Le coeur de la méthode

L'ICP est une méthode de recalage fonctionnant par mise en correspondance des jeux de données de manière séquentielle (itérative). Chaque itération doit rapprocher les jeux de données entre eux par minimisation d'une énergie E_{reg}. Le processus itératif est stoppé lorsqu'un critère d'arrêt est atteint. Généralement, l'un des jeux de données sert de référence sur laquelle le second vient s'appuyer. Le point fort de cette méthode est qu'elle peut s'adapter à différents types de primitives comme du recalage point à point, point à primitive ou encore primitive à primitive. La généricité apportée par l'ICP pour recaler presque tout type de données comporte malgré tout quelques inconvénients. Le plus important d'entre eux est le besoin de disposer au départ de valeurs approchées des paramètres de la dérive (rotation et translation) c'est-à-dire, de posséder des données avec une bonne initialisation. Les systèmes de positionnement présents à bord de notre VCM nous assure une initialisation correcte des TLSM. Le second inconvénient est le taux de recouvrement entre les jeux de données à recaler. Dans notre cas, les BD utilisées sont généralement beaucoup plus étendues que nos TLSM et l'initialisation correcte des TLSM nous affranchit de ces problèmes. Le dernier inconvénient majeur pour les approches de type ICP est la sensibilité aux bruits que ce soit au bruit d'acquisition ou au bruit généré par les différents traitements.

Notre ICP modifiée devra s'adapter à deux problématiques distinctes. D'une part, elle devra être capable de recaler des TLSM sur des BD, et d'autre part, de recaler des BD sur des TLSM. Ces deux types de recalage utilisent les mêmes jeux de données de départ mais requièrent des approches de résolution différentes. Certaines étapes sont communes aux deux approches mais d'autres sont complètement indépendantes. Nous allons développer les différentes étapes nécessaires pour réaliser ce type de recalage. Nous découpons l'algorithme ICP en cinq étapes principales et non six comme le fait [Rusinkiewicz et Levoy, 2001] qui définit une sixième étape nommée choix d'une métrique. Cette sixième étape a été regroupée avec l'étape d'acceptation et rejet.

— les étapes communes (*cf.*sous-section 4.2.2)

1. sélection des différentes primitives,
2. appariement,
3. acceptation et/ou rejet,
4. pondération.

— les étapes indépendantes (*cf.*sous-section 4.2.3)

1. modèle de déformation, énergies et minimisation.

L'ensemble des étapes liées à la méthode développée est résumé dans le schéma 4.1).

4.2.2 Les étapes communes

Sélection des primitives

L'une des étapes essentielles d'une méthode de recalage est celle qui permet de déterminer des entités homologues dans les jeux de données à recaler. Dans notre cas, les entités homologues sont limitées par la quantité d'entités différentes représentées dans nos BD et parfois dans les TLSM. Les différentes BD sont constituées de primitives géométriques triangulaires représentant des entités réelles. Ces entités sont donc connues dans les BD. Seules les entités présentes dans les deux jeux de données pourront être appariées. Nos BD contiennent les façades de bâtiments, le sol et les toits des bâtiments.
Les TLSM étant constitués de points laser, il n'est pas possible d'obtenir des informations sur les entités représentées sans une étape de détection a posteriori. Les entités représentées dans les TLSM sont les façades de bâtiments, le sol et tous les autres objets constitutifs de l'environnement. Recaler ces données nécessite de déterminer l'intersection entre les entités représentées par la BD et celles détectables dans les TLSM. Pour notre étude, les seules entités utilisables sont les façades et le sol. La détection de ces deux entités réelles sera effectuée en utilisant un descripteur géométrique local adaptatif développé par [Demantke et al., 2012]. Seul l'ensemble des points laser retenus par cet algorithme sera utilisé pour l'appariement.

Lorsque le sol n'a pas été scanné, il est possible de travailler en 2D, mais nous avons choisi de rester en 3D. Cela permet, d'une part, de pouvoir utiliser la méthode simplement pour les nuages laser observant aussi le sol (correction altimétrique) et, d'autre part, de traiter certains cas particuliers comme un petit bâtiment devant un plus grand ou des décrochages verticaux de façades. Dorénavant, les futurs points sélectionnés représentant les façades seront appelés "points de façade" (*cf.*sous-section 5.1.1) et les points représentant le sol seront appelé "points de sol" (*cf.*sous-section 5.1.2). Nous verrons en détail comment ces points sont sélectionnés dans le chapitre 5.

Appariement

Les différentes entités détectées lors de l'étape de sélection peuvent ensuite être utilisées pour réaliser des appariements. Cette association entre des points laser et des primitives triangulaires permettra une estimation correcte de la dérive pour nos différentes applications. L'étape d'appariement est généralement une étape coûteuse en temps de calcul car les requêtes spatiales nécessaires pour déterminer

les paires homologues sont nombreuses. Nous verrons comment nous avons utilisé les informations provenant de notre VCM pour accélérer les requêtes dans le chapitre suivant (*cf.*section 5.2).

Acceptation et/ou rejet

Classiquement, le choix de création d'un appariement nécessite la définition d'une métrique. Si la distance séparant les deux primitives considérées est inférieure ou supérieure à un seuil sur cette métrique, cela permet d'accepter ou rejeter l'appariement en question. Nous verrons en section 5.3 comment nous avons réalisé cette étape pour nos applications.

Pondération

Pondérer les appariements retenus permet d'améliorer l'estimation des dérives en donnant généralement moins d'importance aux appariements dont la confiance est limitée. Nous verrons en section 5.4 quels types de pondération nous avons utilisés.

4.2.3 Les étapes indépendantes

Modèle de déformation, énergies et minimisation

Chaque itération de notre ICP cherchera à rapprocher les jeux de données entre eux. Cela se fera par minimisation d'un terme énergétique E_{reg}. Ce terme E_{reg} sera défini en fonction du modèle de dérive choisi et pourra par conséquent être constitué de plusieurs sous énergies E à minimiser. Le modèle de dérive sera déterminé en fonction du type de dérive à retrouver. Pour cela, il faudra dans un premier temps paramétrer cette dérive pour ensuite pouvoir estimer les paramètres pour une mise en cohérence optimale. Cette paramétrisation dépendra de ce que l'on souhaite réaliser :

1. Recaler les TLSM sur les BD (*cf.*section 6.3),
2. Recaler les BD sur les TLSM (*cf.*section 7.3).

Dans notre cas, nous pouvons définir E_{reg} de manière globale comme la somme de toutes les énergies Nb_E définies et à minimiser :

$$E_{reg} = \sum_{i=1}^{Nb_E} E_i \tag{4.1}$$

Dans tous les cas, un terme énergétique sera commun aux différents recalages envisagés, il s'agit du terme d'attache aux données E_{data}, et sera caractérisé par la minimisation de la distance des points laser P appariés aux primitives $Prim$ de la BD. Un appariement est indicé par i, nous pouvons ainsi définir E_{data} comme :

$$E_{data} = \sum_{i=1}^{N_{app}} dist(P, Prim)^2 \tag{4.2}$$

L'avantage de ce genre d'approche est la généricité apportée par l'appariement. Si d'autres entités géométriques que les façades ou le sol sont représentées dans une BD, elles pourront être détectées dans les TLSM puis appariées pour être injectées dans le processus de minimisation. Quelques exemples peuvent être cités comme la position des troncs d'arbres ou certains éléments du mobilier urbain tels les panneaux publicitaires ou encore les feux de signalisation.

Le critère d'arrêt

Le critère d'arrêt est un élément essentiel d'une méthode de minimisation. Au fur et à mesure des itérations, la méthode développée rapproche les jeux de données entre eux. A chaque itération, de nouveaux appariements seront effectués améliorant l'estimation des dérives. Si aucune condition

d'arrêt n'est prévu, l'algorithme ne peut se stopper de lui-même. Il est donc nécessaire de prévoir un critère d'arrêt pour donner les moyens à notre méthode d'évaluer si le processus doit être stoppé ou non. Nous verrons en détail pour chaque type de recalage quel critère d'arrêt nous avons utilisé.

4.3 Conclusion

La méthodologie globale de notre chaîne de traitements a été présentée. Dans les prochains chapitres, nous évoquerons plus en détail chaque partie de l'algorithme. Le chapitre suivant (*cf.*chapitre 5) développera toutes les étapes communes au recalage de nuages laser sur des bases de données géographiques (*cf.*chapitre 6) et au recalage de bases de données sur des nuages laser (*cf.*chapitre 7).

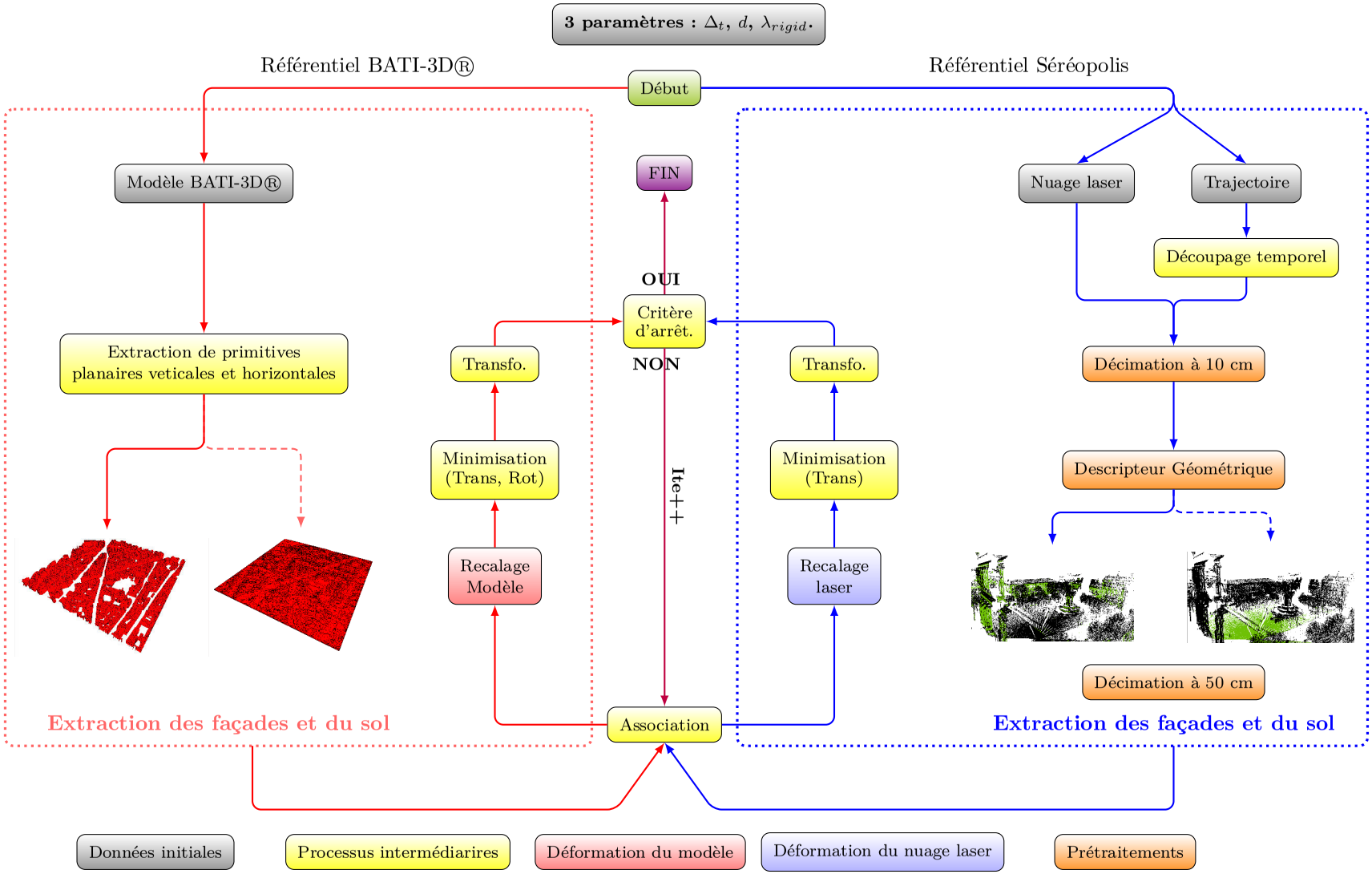


FIGURE 4.1 – Schéma général du processus de recalage.

Sélection et Appariement

Sommaire

5.1 Sélection des candidats . . . 46
5.1.1 Détection des points de façades . . . 46
5.1.2 Détection des points de sol . . . 46
5.1.3 Conclusion . . . 51
5.2 Créer les appariements . . . 52
5.2.1 Introduction . . . 52
5.2.2 Technique d'appariement . . . 52
5.2.3 Accélération des requêtes spatiales . . . 53
5.2.4 Discussion . . . 55
5.2.5 Conclusion . . . 55
5.3 Acceptation et rejet des appariements . . . 55
5.4 Pondération . . . 58
5.5 Sous échantillonnage . . . 58
5.5.1 Niveau de détail . . . 59
5.5.2 Comment sous-échantillonner ? . . . 60
5.5.3 Quand sous-échantillonner ? . . . 61
5.5.4 Résolution spatiale des nuages laser . . . 61
5.6 Conclusion . . . 63

Le chapitre précédent a présenté la méthodologie globale de la thèse, et détaillé les étapes communes et particulières aux deux types de recalages que nous proposons. L'objectif de ce chapitre est de détailler les étapes communes, c'est à dire la manière de :

- sélectionner les points d'intérêt dans les nuages laser pour pouvoir les apparier avec nos bases de données sémantisées,
- créer les appariements entre les différentes primitives sélectionnées,
- valider ou invalider un appariement pour s'assurer d'utiliser une majorité de bons appariements,
- sous-échantillonner les nuages de points laser si cela est nécessaire.

Ces étapes sont des éléments classiques de l'ICP mais chacune a dû être adaptée à notre problématique particulière.

5.1 Sélection des candidats

5.1.1 Détection des points de façades

La sélection des points de façade se fait grâce à un descripteur géométrique local adaptatif calculé en chaque point constitutif d'un TLSM. Ce descripteur, introduit par [Demantke et al., 2012], décrit la probabilité d'un point laser P, d'appartenir à une façade (*cf.*figure 5.1a).
La première étape de cet algorithme est d'analyser la géométrie locale au voisinage d'un point laser en effectuant une ACP. Pour chaque point laser P le tenseur de structure 3D (ellipsoïde) est calculé autour d'un groupe de voisins V_P. Plusieurs tailles de voisinage V_P sont testées afin de déterminer, par un critère entropique sur les valeurs propres et vecteurs propres, le voisinage pour lequel le critère entropique est minimal. Ce voisinage détermine l'échelle à laquelle la réponse est optimale. Pour celui-ci, l'ellipsoïde est défini par trois vecteur orthogonaux classés par ordre décroissant. Notés $\vec{e_1}$,$\vec{e_2}$ et $\vec{e_3}$ et de normes respectives σ_1, σ_2, σ_3, ils représentent la répartition spatiale du groupe V_P. La normale au point P est donnée par $\vec{e_3}$ et permet de définir un score de verticalité $S_{vertical}$:

$$S_{vertical} = 1 - |z_{\vec{e_3}}| \in [0, 1]. \tag{5.1}$$

Une seconde caractéristique, la "planarité" S_{plan}, peut être obtenue à partir de ce tenseur. Elle mesure l'aplatissement du tenseur dans le plan ($\vec{e_1}$,$\vec{e_2}$) perpendiculaire à $\vec{e_3}$ et est définie comme :

$$S_{plan} = \frac{\sigma_2 - \sigma_3}{\sigma_1} \in [0, 1]. \tag{5.2}$$

En combinant ces deux caractéristiques, on peut définir un descripteur géométrique local traduisant la probabilité d'un point P d'appartenir à un plan vertical dans la scène (majoritairement les façades en contexte urbain mais pas seulement) comme illustré sur la figure (*cf.*figure 5.1a)

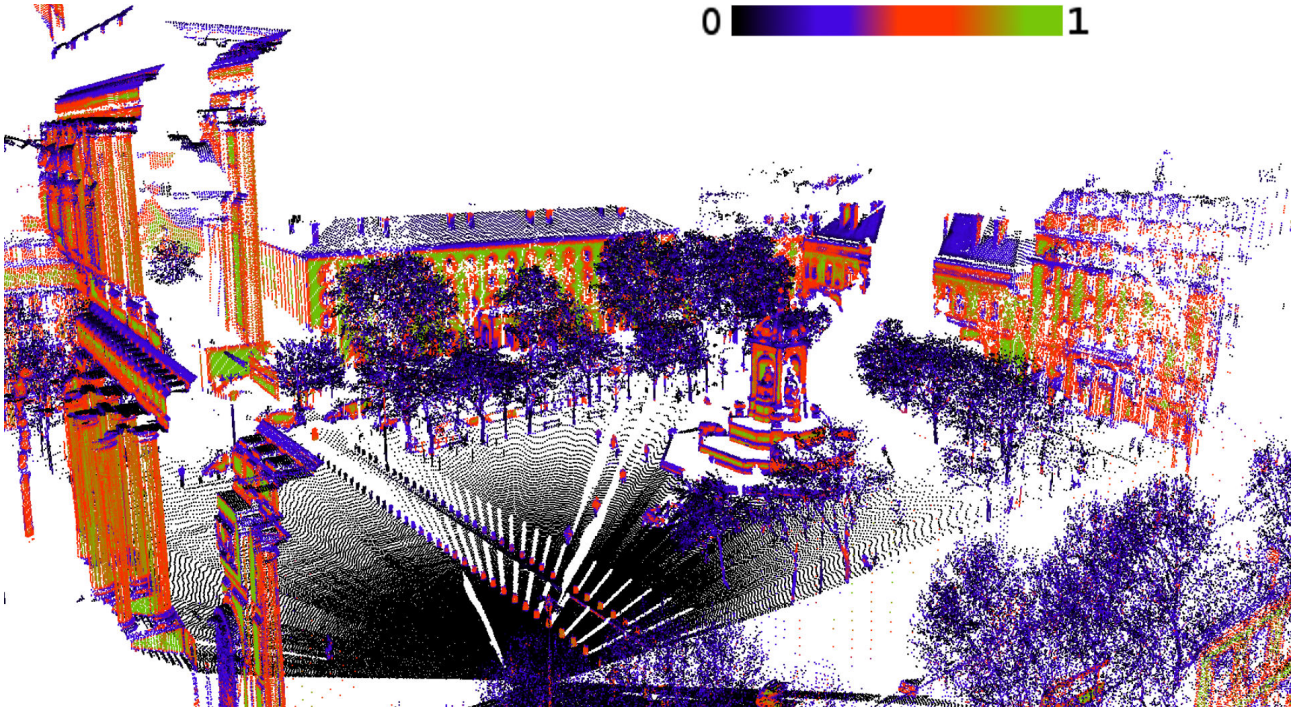
$$S_{facade} = S_{plan} \times S_{vertical} \in [0, 1]. \tag{5.3}$$

Il est ensuite possible d'obtenir une réponse binaire en utilisant un seuil (*cf.*figure 5.1b). Les façades des bâtiments ne sont pas les seules structures planaires verticales identifiables dans une scène urbaine : d'autres éléments peuvent obtenir des réponses élevées pour ce descripteur tels que les fenêtres, les corniches, les panneaux publicitaires ou encore les fontaines et les abribus.

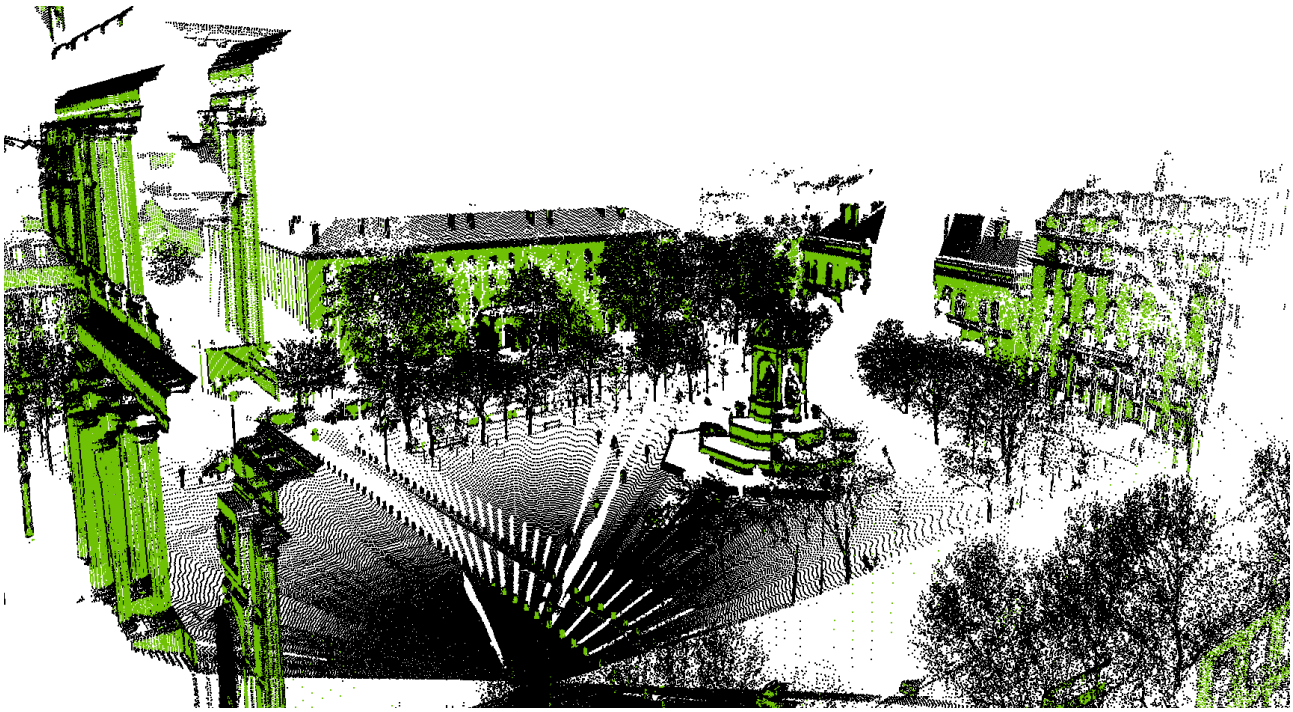
Ce seuil doit donc par nature être choisi élevé pour éliminer les points ne représentant pas l'entité géométrique considérée. Cependant, il doit également permettre d'obtenir une répartition la plus homogène possible des points sélectionné le long des façades car l'absence d'information ne permet pas de pouvoir retrouver les futures dérives nécessaires au recalage des données. Dans notre étude, ce seuil est fixe et fixé empiriquement à 0.8. Le fait de sur-détecter des points dits de "façade" n'est pas limitant. Le plus important est de le savoir pour pouvoir le prendre en compte par la suite et éliminer ces points lors des phases suivantes de la méthode. Dans les techniques de recalage telles que l'ICP, les paramètres de transformation sont obtenus à la suite d'une étape d'appariement des entités considérées. Cette étape d'appariement accepte ou rejette les appariements selon différents critères dont un seuil sur une métrique. Cela suggère que les sur-détections éloignées des façades ne sont absolument pas un problème car éliminées par la suite. Par contre, les façades des TLSM ayant un niveau de détail beaucoup plus élevé que les primitives de la BD, les réponses positives au niveau des fenêtres et des corniches hors du plan porteur de la façade ne peuvent être toutes éliminées. Contrairement aux autres réponses du descripteur, ces dernières ne doivent pas être considérées comme des réponses à éliminer. Elles proviennent de la différence de niveau de détail entre nos nuages laser et nos bases de données.

5.1.2 Détection des points de sol

La sélection des points de sol est obtenue en utilisant le même principe. Le tenseur de structure obtenu est réutilisé pour déterminer un score d'horizontalité :



(a) Probabilité pour un point laser d'appartenir à un plan vertical (majoritairement une façade) par un descripteur géométrique local adapté.



(b) Masque binaire obtenu sur un nuage laser. L'ensemble des points laser verts représente les fortes valeurs de probabilité retenues.

FIGURE 5.1 – Descripteur géométrique local utilisé pour déterminer les plans verticaux dans un nuage laser.

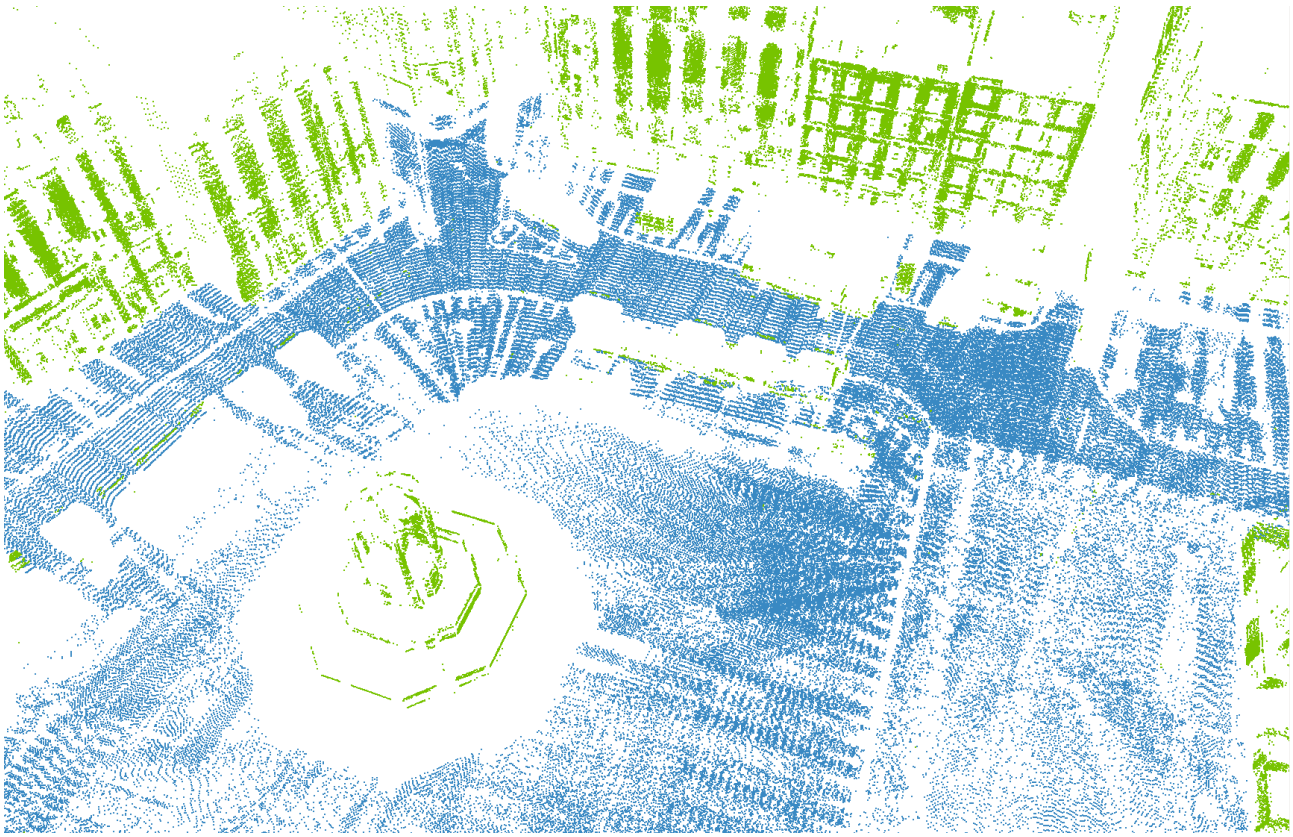


FIGURE 5.2 – D'autres points laser que les points de façade répondent favorablement au descripteur géométrique local.

$$S_{horizontal} = |z_{\vec{e_3}}| \in [0, 1]. \tag{5.4}$$

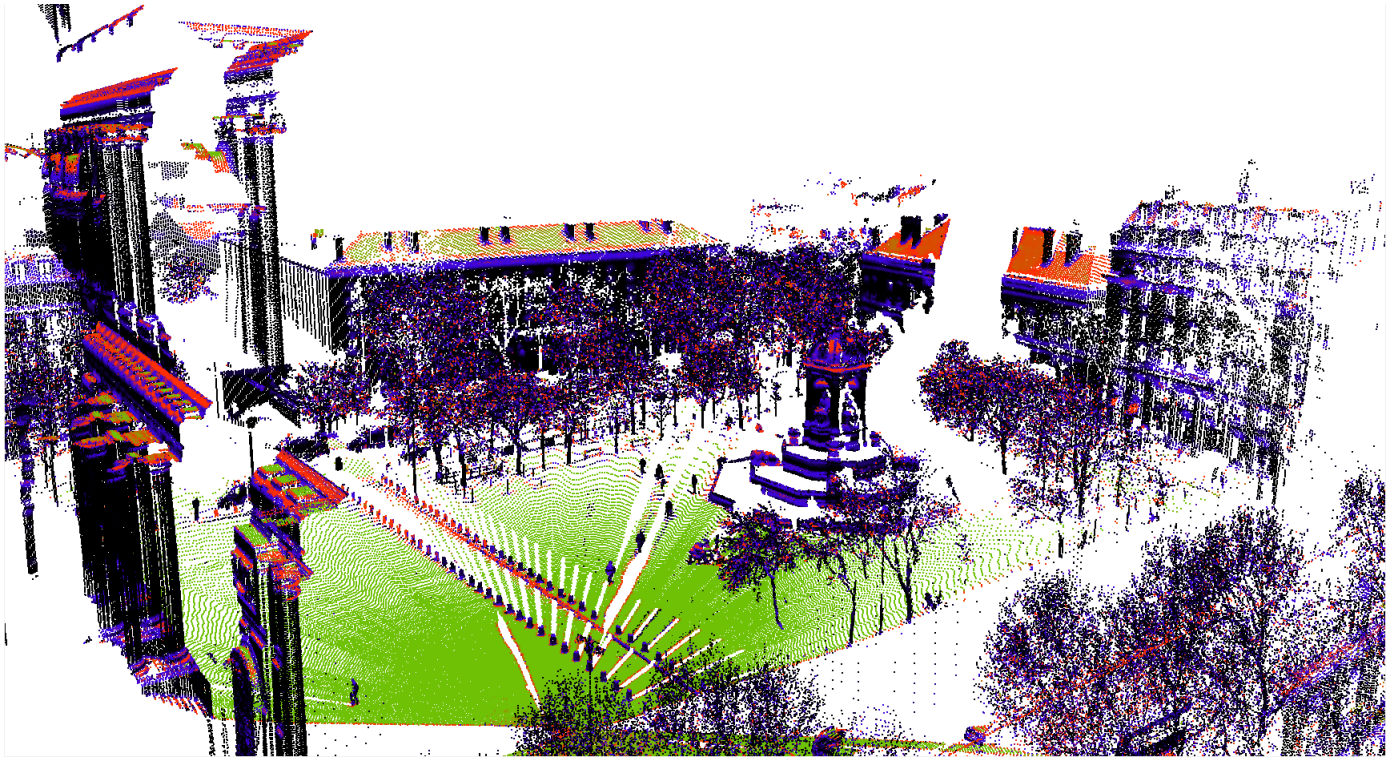
En combinant ce descripteur (eq :5.4) avec le descripteur S_{plan} (eq :5.2), on peut définir un descripteur géométrique local traduisant la probabilité d'un point P d'appartenir un plan horizontal comme illustré sur la figure 5.3a

$$S_{sol} = S_{plan} \times S_{horizontal} \in [0, 1]. \tag{5.5}$$

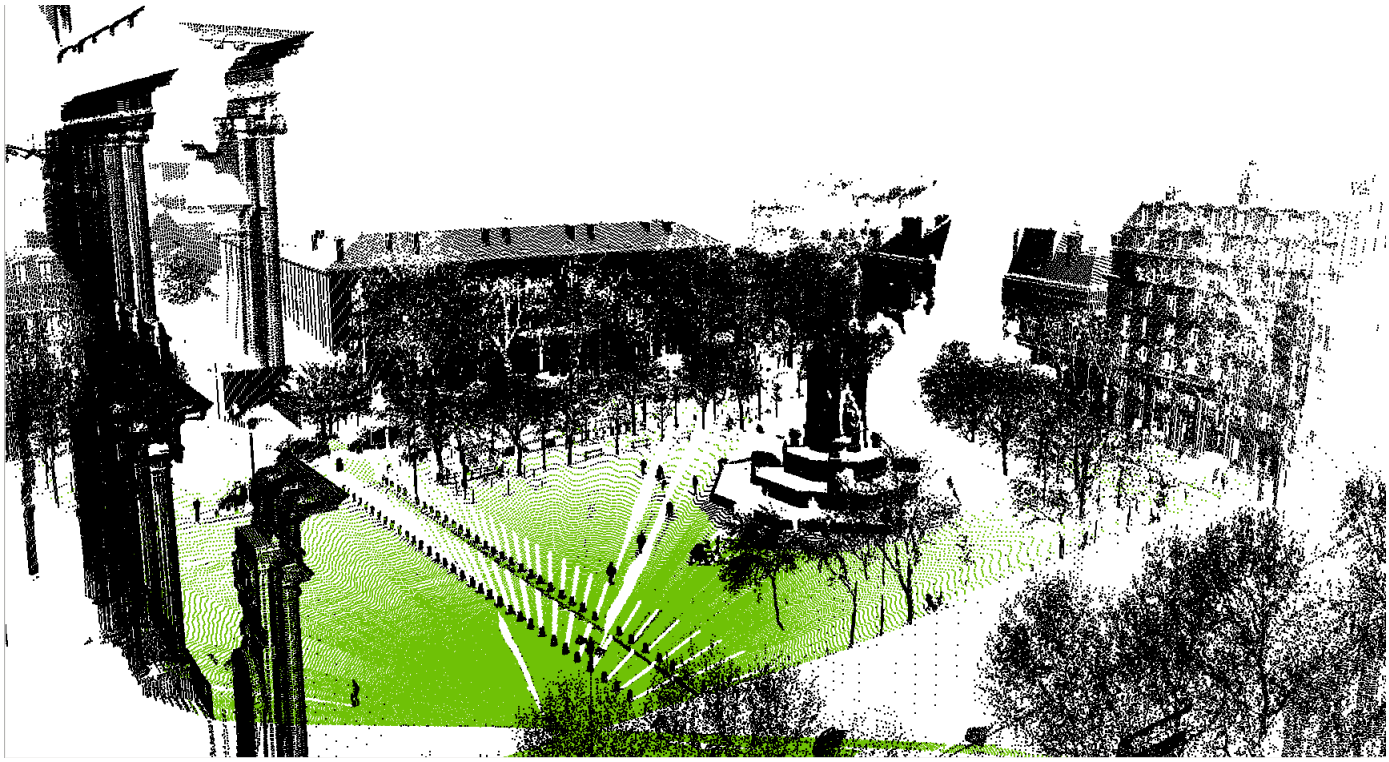
Comme précédemment, d'autres objets dans la scène peuvent avoir une forte réponse pour ce descripteur, notamment les balcons ou toute autre surface plane horizontale située en hauteur. L'avantage par rapport à la détection de points de façade réside dans le fait que l'on connaît la position du capteur en chaque point. Celle-ci va nous permettre d'être plus précis pour détecter les points correspondant au sol en faisant quelques a priori :

1. le véhicule est vu comme un bloc rigide où le jeu des amortisseurs est négligeable (quelques centimètres),
2. le substrat sur lequel le véhicule se déplace peut également être considéré comme rigide,
3. le véhicule évolue dans un environnement plat.

Si les deux premières hypothèses formulées ne sont pas limitantes, la dernière l'est fortement. En considérant la dernière hypothèse comme acceptable pour notre objet d'étude, la différence entre le haut du véhicule et la route peut-être considérée comme constante. Il est bien sûr évident que cette hypothèse ne s'applique pas pour toutes les villes, mais dans nos jeux de données, c'était le cas. Nous avons donc utilisé cette hypothèse pour affiner la détection des points de sol. Toutefois, il serait tout à fait possible d'utiliser uniquement un seuil sur le descripteur S_{sol} comme pour S_{facade}. Dans le cas contraire, l'étape suivante d'appariement rejetterait les mauvaises détections.



(a) Probabilité pour un point laser d'appartenir à un plan horizontal (le sol) par un descripteur géométrique local adapté.



(b) Masque binaire obtenu sur une nuage laser. L'ensemble des points laser verts représente les fortes valeurs de probabilité retenues.

FIGURE 5.3 – Descripteur géométrique local utilisé pour déterminer les plans horizontaux dans un nuage laser.

Il est donc possible pour un point laser d'effectuer la différence d'altitude entre l'altitude du point et l'altitude du capteur. En connaissant les valeurs maximales et minimale, un histogramme peut être construit pour déterminer assez finement la hauteur du capteur sur le véhicule en accumulant les points dont la différence se situe dans un certain intervalle d'altitude. L'intervalle de hauteur ayant accumulé le plus de points déterminera la hauteur moyenne du véhicule H_{MMS} à plus ou moins un seuil près. L'ensemble des points constituant le sol étant situé majoritairement dans un plan contrairement aux autres entités, une accumulation selon l'altitude des différences entre le point acquis et la position du capteur permet de les mettre en évidence.

L'histogramme ci-dessous (*cf.*Figure 5.4) est un exemple de résultat obtenu sur un nuage laser. Un pas d'échantillonnage de 0.05 m d'altitude a été choisi pour accumuler les réponses obtenues. Un pic à 2.25 m se distingue très clairement traduisant le fait que le sol se situe à cette distance du capteur ou autrement dit, que le capteur se situe à une hauteur d'environ 2.25 m (hauteur du véhicule) par rapport au sol.

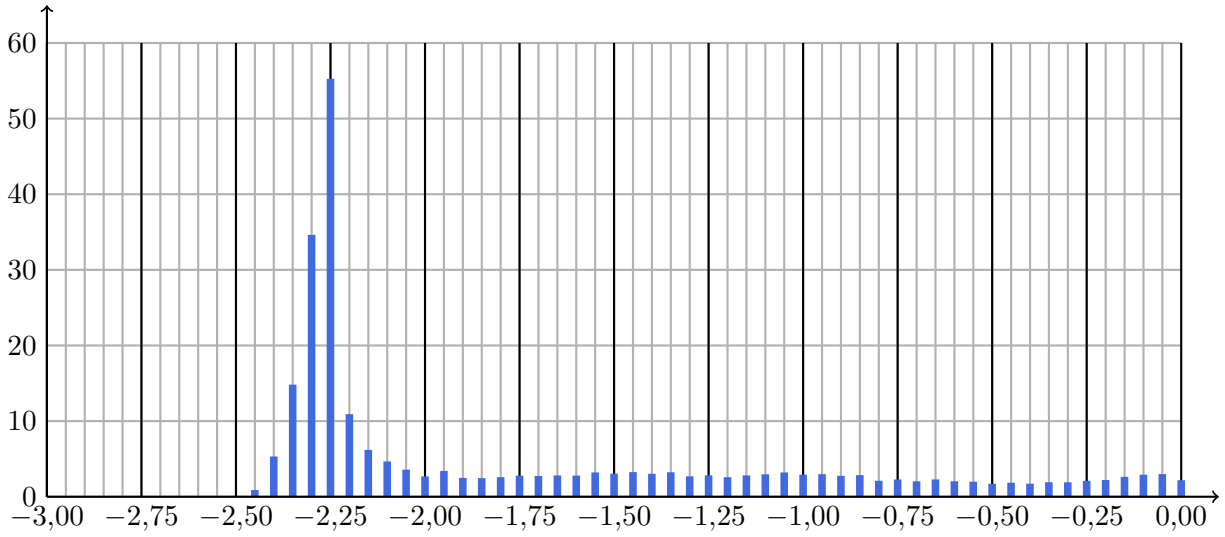


FIGURE 5.4 – Histogramme représentant le nombre de points accumulés ($\times 10^3$) pour chaque intervalle de hauteur testé.

Une fois la valeur H_{MMS} obtenue, l'ensemble des points ayant une différence d'altitude avec l'altitude du capteur proche de H_{MMS} à plus ou moins un seuil près pourra être considéré comme l'ensemble des points de sol et uniquement de sol (*cf.*figure 5.3b). L'utilisation d'une valeur absolue n'est pas conseillée car elle permettrait de sélectionner également des points au dessus du véhicule.

Attention toutefois à la définition de "sol". Ce terme reste à définir par l'utilisateur. Selon le seuil utilisé, le sol ne peut contenir que la route (seuil de quelques centimètres) ou la route et les trottoirs (seuil de quelques dizaines de centimètres).

Une fois ces points sélectionnés, il est ensuite possible d'obtenir une réponse binaire en utilisant un seuil sur la probabilité S_{sol} (*cf.*figure 5.3b). Ce seuil doit par nature être également choisi élevé. Le fait de pouvoir utiliser la différence de hauteur entre le capteur et le sol nous permet d'être beaucoup plus strict sur la valeur seuil concernant S_{sol}. Dans notre cas, ce seuil est fixe et fixé empiriquement à 0.97.

Sélection des points sur les jeux de données

$Mairie_{12}$ Les TLSM associés à ce jeu de données ne contiennent pas de point de sol. De ce fait, seul le descripteur géométrique local détectant les points dits de "Façade" a été utilisé. Concrètement, sur l'ensemble des 4 millions de points constitutifs du nuage, après prétraitement des données, seuls 401 254 points sont retenus soit $\simeq 10\%$ (*cf.*Figure 5.5).

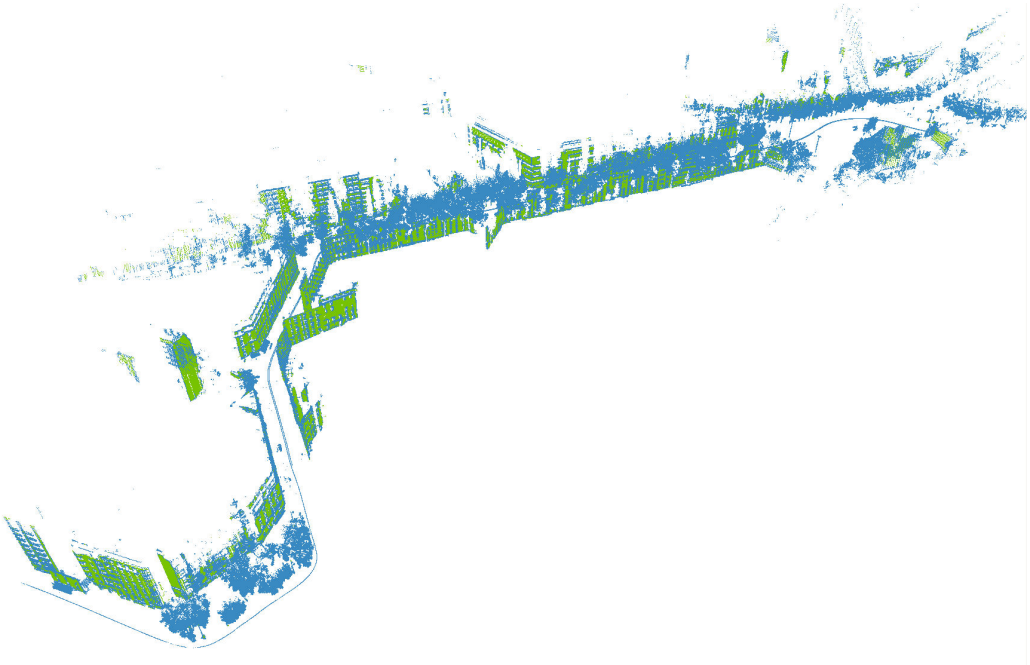


FIGURE 5.5 – Les points laser sélectionnés par le descripteur géométrique apparaissent de couleur verte tandis que les points rejetés apparaissent en bleu.

Ce nombre en tant que tel n'est pas important, mais il souligne le fait que le descripteur géométrique local utilisé réduit considérablement le nombre de points utilisés pour le recalage. Cela est intéressant en termes de temps de calcul et d'espace mémoire utilisé. A lui seul, il a diminué le nombre de points d'environ 90%. L'ensemble des points retenus sera utilisé pour les étapes ultérieures du recalage.

$Mairie_{06}$ Contrairement au jeu de données $Mairie_{12}$, les TLSM associés à $Mairie_{06}$ contiennent des points de façade et des points de sol (*cf.*Figure 5.6).

Sur l'ensemble des 36 millions de points de départ constitutifs du jeu de données, après prétraitement des données, 1 531 107 points sont retenus lors de l'étape de sélection, dont 798 710 concernant les points de façades et 732 397 concernant les points de sol. L'ensemble des prétraitements des données permet de n'utiliser pour le recalage que $4,2\%$ des points de départ.

5.1.3 Conclusion

La sélection des points utilisables est une des étapes les plus importantes de la méthode car elle influe directement sur le recalage réalisé ultérieurement. L'utilisation d'un descripteur géométrique local performant et adaptatif nous permet d'obtenir une première segmentation des points acceptables pour la suite du traitement. Toutefois, comme toute méthode de segmentation, un nombre non négligeable d'éléments indésirables est présent. Il apparaît nécessaire d'essayer au maximum de les éliminer lors des prochaines étapes pour ne pas impacter les résultats de recalage. Le point le plus critique reste la différence de niveau de détail des données laser par rapport au modèle utilisé. Les points laser sélectionnés pour représenter chaque entité sont répartis spatialement dans un volume de quelques centimètres d'épaisseur, ce qui n'est pas le cas pour les primitives planaires verticales de la BD moins détaillées. Cela suggère que le recalage des données positionnera le nouveau nuage au niveau du plan moyen défini par les points laser. Il sera donc nécessaire de prévoir ces éventuelles perturbations lors des prochaines étapes. Une fois les primitives sélectionnées dans les deux jeux de données à recaler, le processus de recalage peut débuter. Nous allons maintenant voir comment s'effectue l'étape d'appariement entre les points sélectionnés et les primitives planes de la BD.

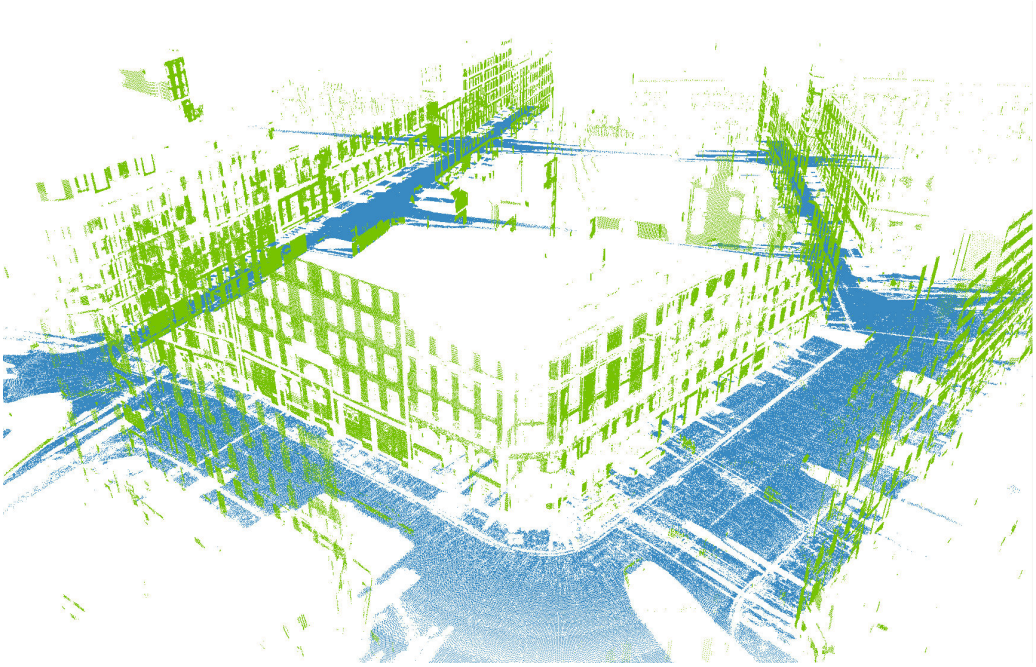


FIGURE 5.6 – Les points laser sélectionnés par le descripteur géométrique comme appartenant à des surfaces planaires verticales apparaissent en vert tandis que les points appartenant à des surfaces planaires horizontales apparaissent en bleu.

5.2 Créer les appariements

5.2.1 Introduction

Les points de "façade" et de "sol" étant sélectionnés, il est dorénavant possible de les apparier aux primitives de notre modèle. On dira qu'un appariement est *bon* si le point des données provient d'un écho laser sur un objet réel que la primitive appariée représente. Dans tous les autres cas, on dira que l'appariement est mauvais. Les mauvais appariements ont principalement deux sources :

— une dérive suffisante pour qu'un point soit attribué à la mauvaise primitive,

— l'existence d'objets non modélisés dans la scène, et donc de points ne correspondant pas à une primitive du modèle. Dans notre cas, l'étape de sélection réduit le nombre de points de ce type mais ne peut pas les éliminer complètement.

Les mauvais appariements peuvent induire de larges erreurs sur l'estimation de la dérive s'ils deviennent majoritaires sur les bons. Ainsi, l'objectif est de générer le plus possible de bons appariements et le moins possible de mauvais. Pour cela, les points sont généralement appariés aux primitives les plus proches à condition que la distance du point à la primitive soit inférieure à un seuil fixé d_{max}.

5.2.2 Technique d'appariement

Une solution simple et classique pour apparier nos jeux de données est d'obtenir toutes les primitives proches spatialement d'un point laser P. Ensuite, il faut calculer la distance d séparant le point laser P de son projeté orthogonal sur toutes les primitives considérées. La validation de l'appariement est effectuée par un seuil sur cette distance orthogonale pour ne retenir que la primitive $Prim$ la plus proche à l'aide d'un seuil d_{max}. Cette méthode simple à mettre en place fonctionne mais elle requiert un temps de calcul important. La complexité associée à ce type d'approche est en $O(nm)$ avec n le nombre de candidats dans le premier jeu de données et m le nombre de candidats dans le second. Dans l'optique d'un passage à l'échelle de la méthode, il est nécessaire de réduire cette complexité.

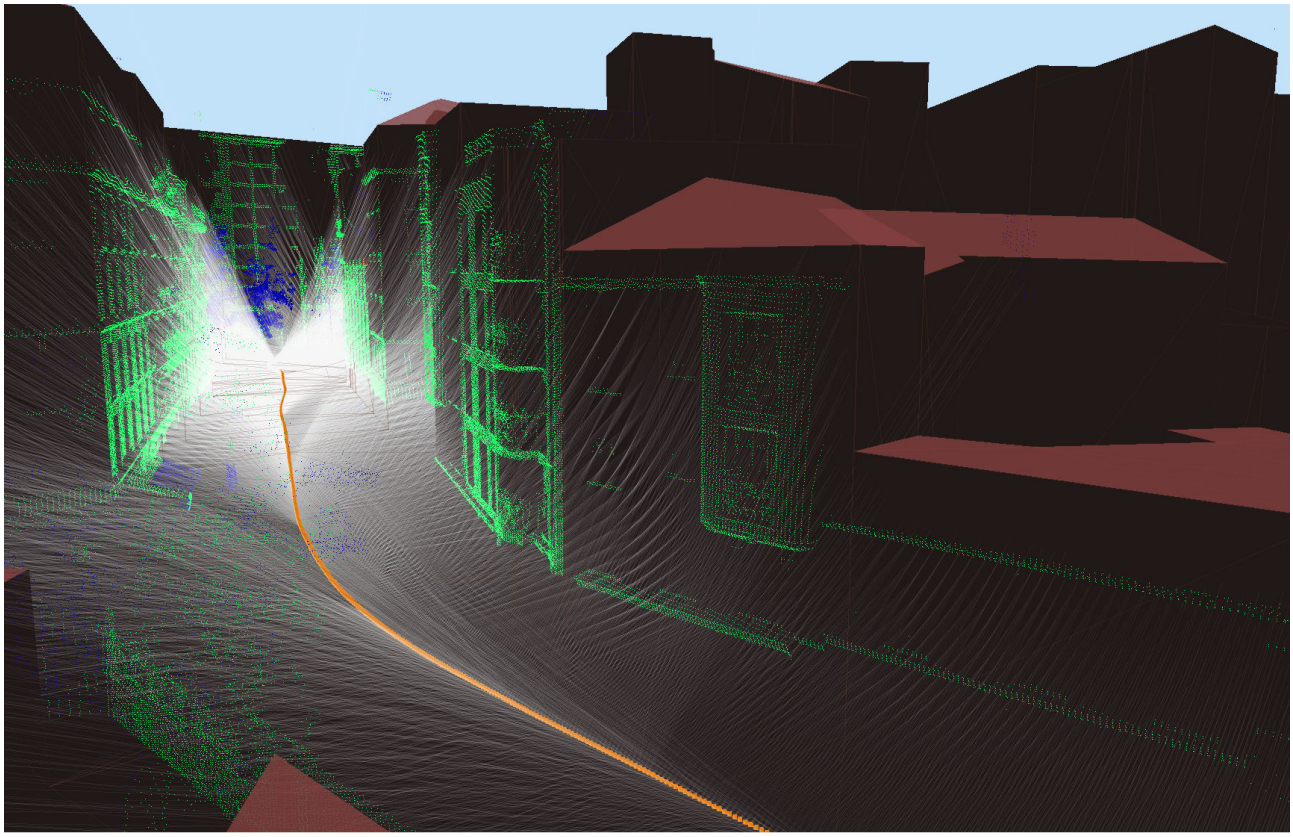


FIGURE 5.7 – Rayon laser défini entre la position d'un point P et son centre au laser C.

5.2.3 Accélération des requêtes spatiales

Pour accélérer l'étape d'appariement, nous avons exploité les informations extraites à partir de notre VCM.

Utiliser la géométrie d'acquisition

Dans notre cas, le système d'acquisition mobile utilisé enregistre la position spatiale du centre du laser, noté C, pour chaque point P, ce qui permet notamment :

— de définir le rayon laser R entre le centre au laser C et le point P correspondant,

— de définir l'orientation de la normale du nuage au point P. Dans notre étude, la direction de la normale $\vec{n}_P$ est calculée en utilisant les travaux de [Demantke et al., 2012], et est orientée en direction du centre du laser.

Chaque primitive $Prim$ du modèle géométrique utilisé ayant sa normale $\vec{n}_{Prim}$ orientée de l'intérieur vers l'extérieur, nous pouvons affiner l'acceptation des appariements en rajoutant un critère de compatibilité des normales. Enfin, nous utilisons le rayon R pour apparier un point non plus à la primitive la plus proche mais à la première primitive intersectée par ce rayon. Plus précisément, un point P est apparié à une primitive $Prim$ seulement si : $Prim$ est intersectée par le rayon R (*cf.*Figure 5.7)

Avantages liés à la géométrie d'acquisition

Toutes les informations supplémentaires que nous donne la géométrie d'acquisition et les différents traitements effectués en amont nous permettent de contraindre l'étape d'appariement. Elles nous permettent notamment :

— d'améliorer la robustesse des appariements grâce à l'apport de la compatibilité des normales, et donc d'améliorer la robustesse de l'ICP. Cela entraîne une diminution du nombre de points appariés, mais surtout du nombre de mauvais appariements, donc réduit la probabilité de

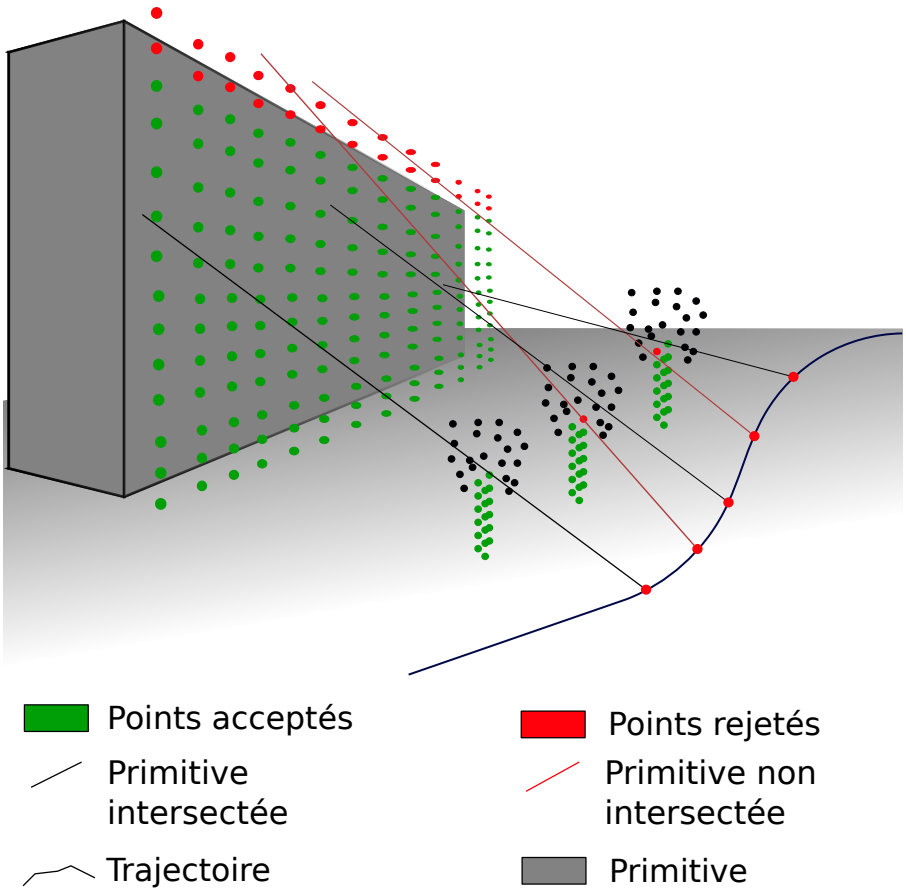


FIGURE 5.8 – Illustration de l'étape d'appariement des points laser 3D aux primitives géométriques par lancé de rayons.

converger vers un minimum local et améliore la qualité du recalage. Cependant, le principe central de l'ICP réside dans le fait que chaque itération doit rapprocher les jeux de données à recaler. Chaque itération permet donc d'améliorer les appariements et donc de s'approcher itérativement d'un recalage optimal,

— d'utiliser un appariement par lancé de rayons (RayTracing) pour sélectionner les primitives candidates à l'appariement (*cf.*Figure 5.8). Cette méthode est très utilisée par des techniques de rendu visuel depuis des années. Elle a l'avantage d'avoir été beaucoup traitée et optimisée. L'appariement des données est de loin l'étape la plus coûteuse en temps d'exécution et ce, d'autant plus que le nombre de primitives est important. Le lancé de rayons a l'avantage d'être une technique classique de rendu, très optimisée, et pour laquelle des librairies performantes peuvent être utilisées afin d'accélérer l'étape d'appariement. Nous avons choisi d'utiliser une librairie nommée PBRT [1] (Physically Based Rendering).

Utilisation d'un arbre de décision

L'utilisation d'une technique de type Raytracing est intéressante et permet d'accélérer considérablement les temps de calcul. Ce raytracing est accéléré par l'utilisation d'un Octree sur la BD permettant de diminuer le temps des différentes requêtes spatiales. L'ensemble des primitives constitutives de la BD est incorporé dans une structure d'arbre de décision en utilisant la librairie PBRT. Le temps d'appariement étant directement fonction du nombre de primitives dans la BD, cette étape est nécessaire afin de réduire la complexité du système ($O(nm) \rightarrow O(nlog(m))$).

1. http ://www.pbrt.org/index.php

5.2.4 Discussion

La figure 5.9 illustre un exemple de lancé de rayons effectué sur le jeu de données $Mairie_{12}$. Il est intéressant de noter également que l'étape du lancé de rayon permet de visualiser à quelles primitives géométriques les points ont été attribués comme illustré sur les figures 5.10a, 5.10b et 5.11.

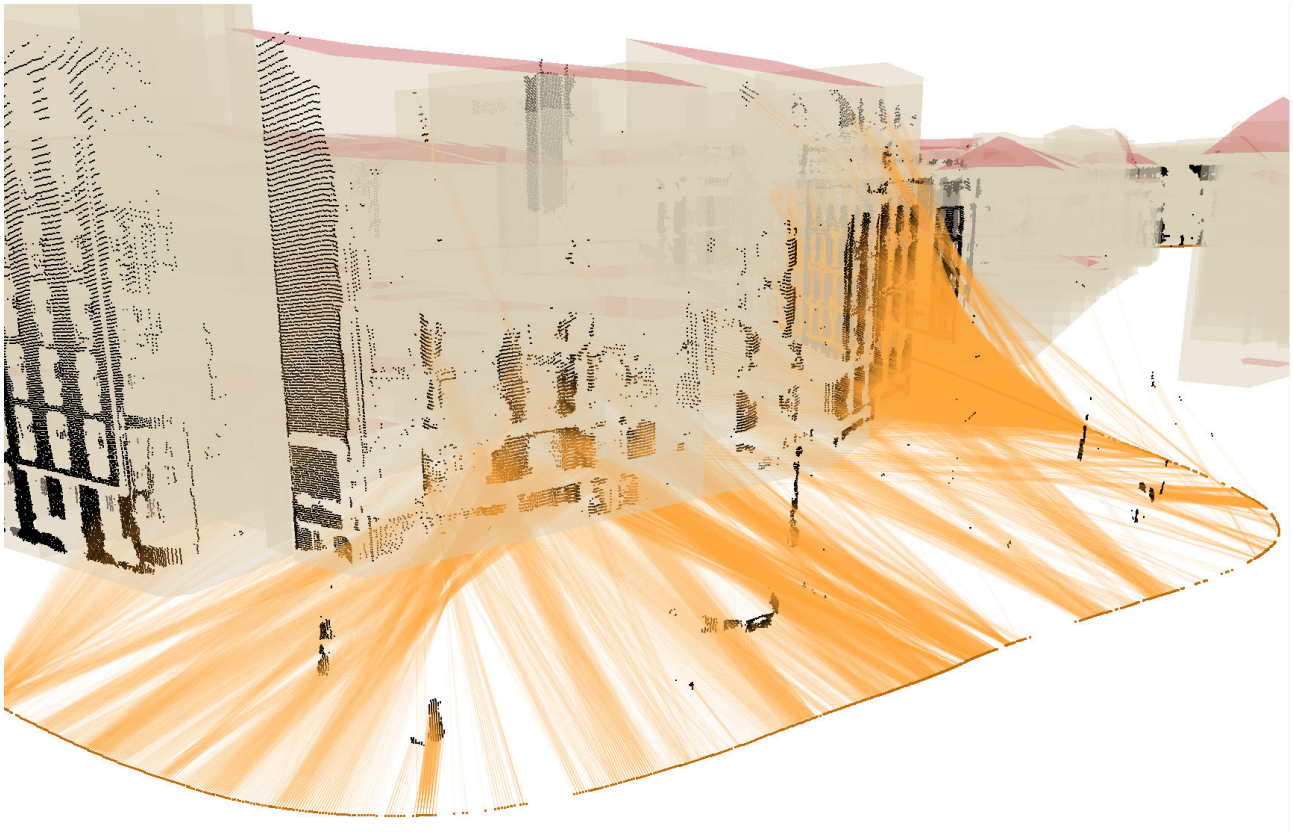


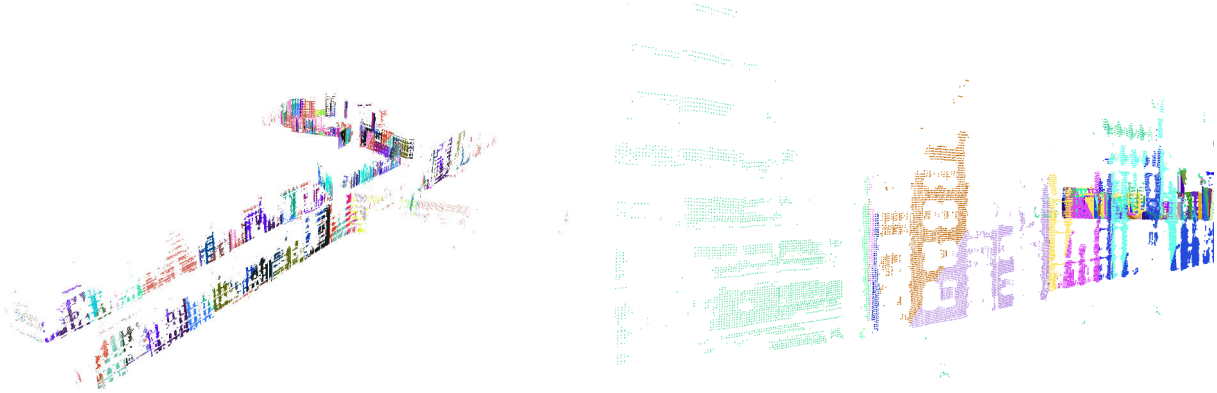
FIGURE 5.9 – Figure représentant le lancé de rayons réalisé par la méthode. Les points laser apparaissent en noir, la trajectoire en orange, les rayons laser en orange clair et les primitives en beige pour les façades et rouge pour les toits.

5.2.5 Conclusion

L'étape d'appariement est de loin l'étape la plus coûteuse en temps de calcul. Celle-ci doit impérativement être accélérée pour traiter des chantiers importants en un temps raisonnable. L'utilisation de la géométrie d'acquisition fournie par le VCM et l'utilisation d'une librairie adéquate nous permet d'accélérer cette étape par un lancé de rayons sur les primitives de la BD. La BD est également introduite dans un arbre de décision de type Octree pour accélérer les requêtes spatiales. Notons toutefois que l'étape du lancé de rayons nécessite d'avoir une information détaillée sur la géométrie d'acquisition (position du centre laser pour chaque point définissant le rayon et son orientation) et sur les primitives 3D du modèle (orientation des normales). Toutefois, dans le cas où il n'y aurait pas d'information sur la géométrie laser, la méthode présentée reste utilisable en revenant à un appariement classique, au seul coût de perdre ces deux avantages et d'augmenter les temps de calcul.

5.3 Acceptation et rejet des appariements

Créer des correspondances requiert de prendre des décisions pour valider ou non un potentiel appariement. Cette phase de validation utilise, un ou plusieurs critères associés aux données disponibles,



(a) Vue d'ensemble de la zone $Mairie_{12}$.

(b) Zoom sur quelques façades.

FIGURE 5.10 – Figure illustrant l'appariement pour chaque point laser sélectionné à une primitive géométrique de la base de données.Tous les points appartenant à une même primitive sont affichés de la même couleur.

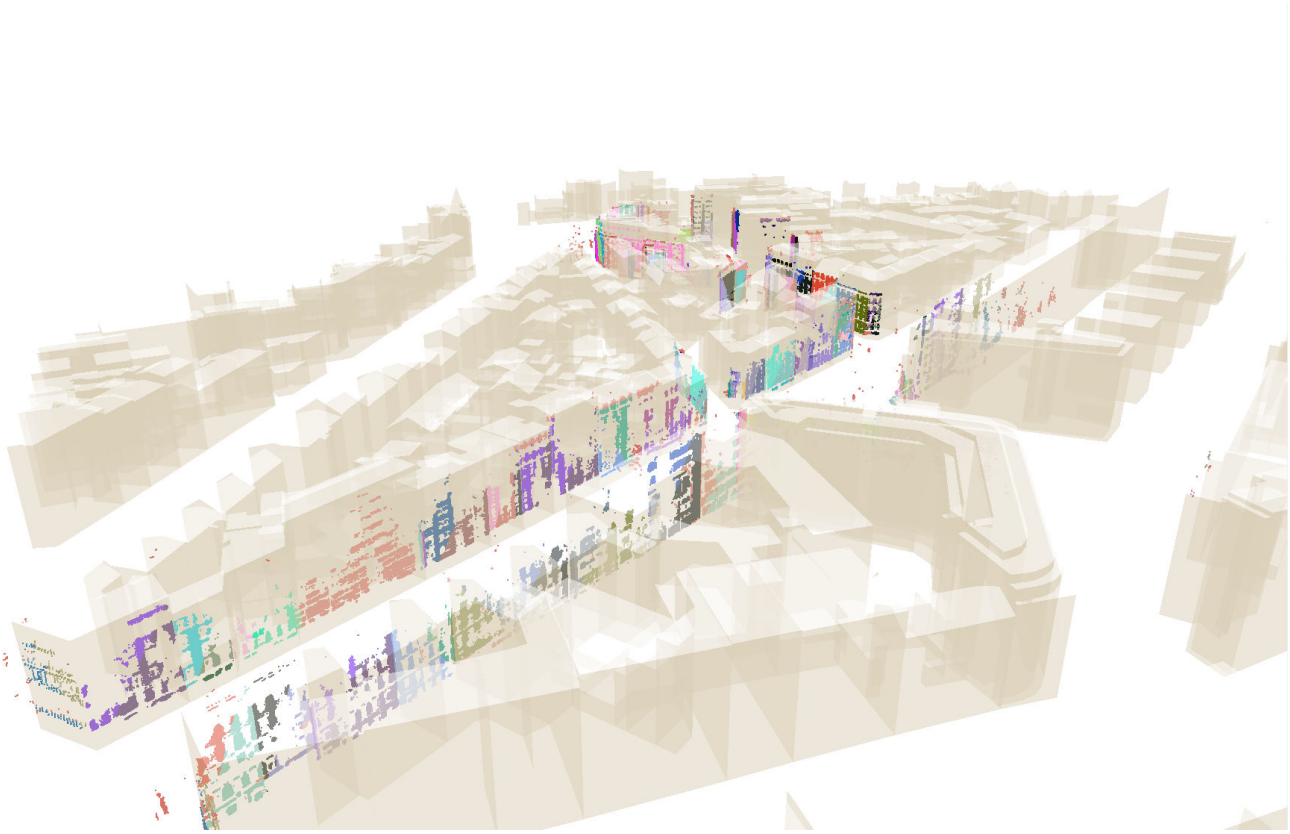


FIGURE 5.11 – Figure illustrant l'appariement pour chaque point laser sélectionné à une primitive géométrique de la base de données

pour accepter ou rejeter les appariements. Cette étape binaire est indispensable pour éliminer le maximum de mauvais appariements. L'acceptation ou le rejet des appariements est régi, pour nos travaux, par les critères suivants :

— la distance euclidienne orthogonale d'un point laser à la primitive appariée doit être inférieure à un seuil de distance maximale d_{max} (*cf.*Figure 5.12). Ce seuil de distance est un critère classique d'acceptation des appariements pour ce genre de méthode. Il permet d'éliminer les paires éloignées susceptibles d'être des faux positifs.

— les normales étant orientées dans les deux jeux de données, il est possible également de conditionner l'appariement en fonction de leur orientation. Un appariement ne pourra être créé que si les normales sont orientées dans le même sens. Cette subtilité permet d'augmenter la robustesse de l'algorithme afin d'éviter d'apparier un point du nuage au mauvais côté de la rue. Cela peut survenir lorsque l'initialisation des données est mauvaise.

Cela nous permet donc de définir deux critères d'acceptation stricts définis par :

1. une compatibilité des normales : $\vec{n}_{Prim}.\vec{n}_P > 0$,
2. une distance maximale d_{max} d'acceptation : $dist(P, Prim) < d_{max}$ (*cf.*Figure 5.12).

Toutefois, pour un point testé, il est possible, dans certains cas, que plusieurs primitives de la BD remplissent ces critères. Dans ce cas de figure, une troisième condition est nécessaire :

— si plusieurs primitives intersectées vérifient les deux premiers critères, la primitive la plus proche du point laser testé est sélectionnée.

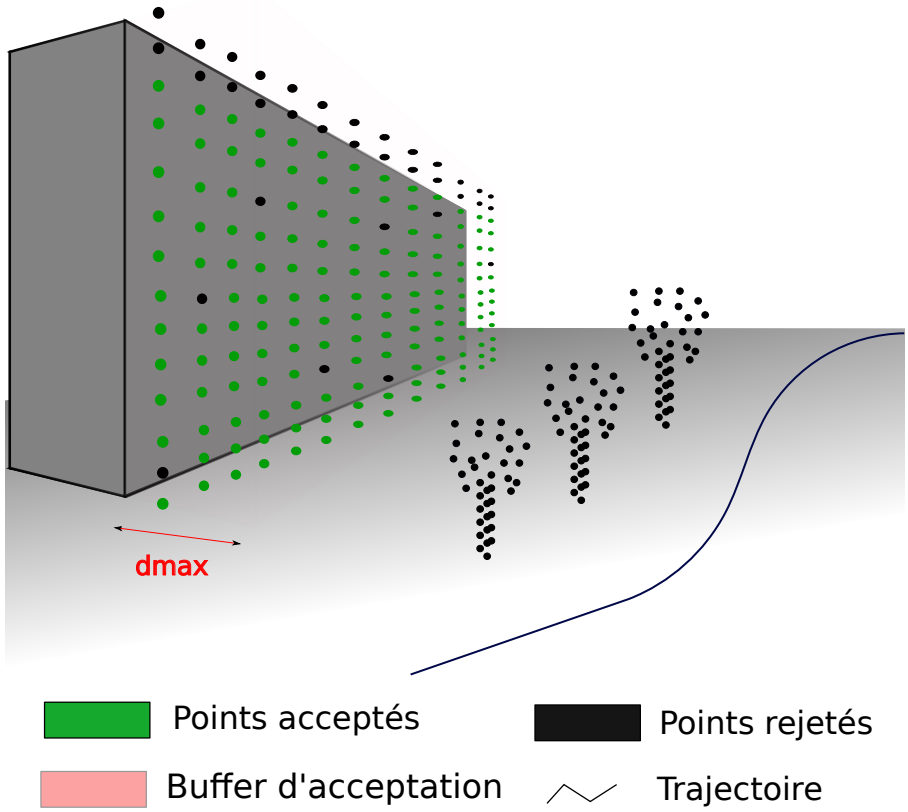
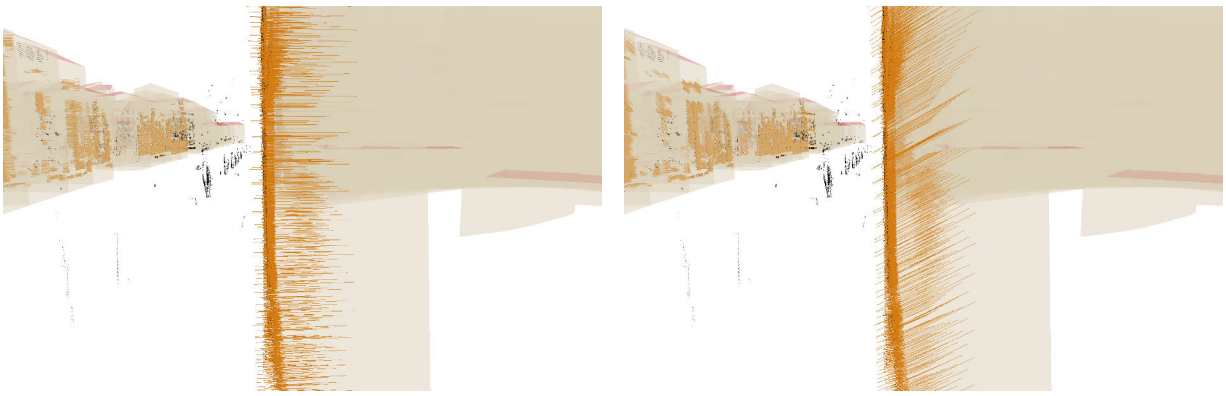


FIGURE 5.12 – Illustration de l'étape de sélection des points appariés en fonction de leur distance aux primitives géométriques.

Lorsque l'appariement est réalisé, il est possible de calculer la distance moyenne initiale des points laser sélectionnés à leurs primitives géométriques directement intersectées ou encore Distance Moyenne Points à Plans (DPP). Il est important de noter que cette DPP est obtenue en utilisant une distance euclidienne entre le point laser et son projeté orthogonal sur la primitive intersectée (*cf.*figure 5.13a) et non en utilisant une distance euclidienne entre le point laser et le point intersecté par le rayon le long de la primitive (*cf.*figure 5.13b).



(a) Distance euclidienne entre le point laser considéré et son projeté orthogonal sur la primitive géométrique intersectée.

(b) Distance euclidienne entre le point laser considéré et son intersection par le rayon R sur la primitive géométrique intersectée.

FIGURE 5.13 – Représentation de différentes distances point/primitive

L'utilisation du projeté à la place du point intersecté permet d'obtenir la distance la plus courte entre le point et sa primitive indépendamment de l'angle d'incidence du rayon. Plus l'angle d'incidence est important, plus la distance entre le point laser et son intersection sur la primitive est grande.

5.4 Pondération

Lorsque tous les appariements ont été sélectionnés, il est possible de résoudre le système pour en déduire les paramètres souhaités de la dérive sans autre contrainte. Toutefois, en faisant cela, l'ensemble des appariements créés contribuerait de façon équitable à l'estimation des paramètres de la dérive. Nos TLSM et nos BD ayant un niveau de détail différent, nous proposons de ne pas donner la même importance à tous les appariements. Dans l'optique d'une mise en cohérence relative entre les deux jeux de données, il est nécessaire de favoriser les plans porteurs (plans principaux) dans nos TLSM. Les primitives de la BD étant définies par des plans, il est nécessaire de favoriser les points laser positionnés sur le plan porteur des façades de bâtiment. La valeur de pondération pour un appariement i sera noté w_i (*cf.*Équation 5.6). Ce poids est obtenu en utilisant la compatibilité des normales et la distance du point P_i à sa primitive $Prim_i$. Cette distance notée $dist(P_i, Prim_i)$ est pondérée par une gaussienne G centrée sur le point P_i et d'écart type $\sigma = \frac{d_{max}}{3}$.

$$w_i = \sqrt{\vec{n}_{P_i} \cdot \vec{n}_{Prim_i}} * G(dist(P_i, Prim_i), \sigma). \tag{5.6}$$

Cette valeur w_i est forcément positive grâce à la sélection qui rejette les appariements pour lesquels $\vec{n}_{P_i}.\vec{n}_{Prim_i} \leq 0$.

Dorénavant, nous indicerons les appariements par i. Ainsi pour un appariement i correspondra :
— le point laser apparié P_i, acquis au temps t_i
— la primitive $Prim_i$ appariée à P_i.
— le centre au laser C_i associé à P_i.
— le rayon laser R_i.
— la normale $\vec{n}_{P_i}$ associée à P_i.
— la normale $\vec{n}_{Prim_i}$ associée à $Prim_i$.

5.5 Sous échantillonnage

Lors de l'utilisation d'un capteur LIDAR comme celui utilisé pour obtenir le jeu de données $Mairie_{06}$, le nombre de points laser contenus dans un TLSM devient important. Les capteurs de

nouvelle génération peuvent acquérir plusieurs centaines de milliers de points par seconde donnant une résolution importante de plusieurs points au centimètre carré comme visible sur la figure 5.14.

FIGURE 5.14 – Illustration de la résolution atteinte par des capteurs actifs nouvelle génération de type RIEGL VQ-250. Cette figure représente une rue de la ville de Toulouse. La teinte de couleur est fonction de l'intensité retour obtenue au niveau du capteur laser.

Cette haute résolution apporte une grande richesse de détails sur l'environnement imagé mais comporte des inconvénients. Ce niveau de détail accru influe :

— sur la taille des fichiers générés, et par conséquent, sur les temps de calcul ultérieurs,
— sur la redondance d'information présente.

5.5.1 Niveau de détail

Le niveau de détail influe sur la taille des fichiers générés. Par exemple, pour une fréquence d'acquisition d'un capteur laser d'environ un million de points laser acquis par seconde et un véhicule roulant sans interruption à une vitesse moyenne de 30 kilomètres par heure, une acquisition de 10 minutes générerait 600 millions de points laser sur une trajectoire de 5 kilomètres. Selon les informations sauvegardées, la taille varierait mais l'ordre de grandeur d'une telle acquisition serait de plusieurs dizaines de Giga octets ($\simeq$ 40 Go pour nos propres données).

Traiter des données aussi résolues s'avère donc fastidieux sachant que cet exemple ne traite que des TLSM sans parler des BD qui peuvent être conséquentes. La mission de l'IGN étant de décrire la surface nationale, l'échelle du kilomètre ne peut être considérée que comme un échantillon. Selon l'INSEE, en 2011, la longueur du réseau routier national (ne comprenant que les grandes routes : autoroutes, routes nationales, routes départementales et routes communales) avoisine le million de kilomètres. Ces informations porteraient à environ 120 000 milliards le nombre de points laser acquis sur le territoire national si une telle campagne devait voir le jour. Ce chiffre n'est de toute évidence qu'un ordre d'idée car certaines zones géographiques n'ont pas d'intérêt particulier à être imagées lorsque le bâti est inexistant. Cependant, ce chiffre souligne la quantité astronomique de données pouvant être

acquises par notre véhicule sans parler des capacités de stockage ($\simeq$ 8 millions de Go) ou de serveur de calcul pour les traiter. En ce qui nous concerne, dans une logique de passage à l'échelle de la méthode, il est donc nécessaire de diminuer ce nombre de points lors des différents traitements réalisés si l'on utilise des données provenant de ce type de capteur, ce qui est le cas avec notre jeu de données $Mairie_{06}$.

5.5.2 Comment sous-échantillonner ?

Algorithm 5.5.1: DECIMATION(TLS, S_{deci})

comment: Sous-échantillonnage d'un nuage de points laser

$$\begin{cases} TLS_{decim}.creer() \\ \textbf{for } i \leftarrow 0 \textbf{ to } TLS.size() \\ \quad \textbf{do} \\ \textbf{if } i == 0 \\ \quad \textbf{then} \begin{cases} TLS_{decim} \leftarrow TLS[i] \\ indice \leftarrow i \end{cases} \\ \quad \textbf{else} \begin{cases} \textbf{if } distance(TLS_{decim}[indice], TLS[i]) \geqslant S_{deci} \\ \quad \textbf{then} \begin{cases} TLS_{decim} \leftarrow TLS[i] \\ indice \leftarrow i \end{cases} \end{cases} \\ i_{++} \end{cases}$$

return (TLS_{decim})

Plusieurs méthodes de sous échantillonnage peuvent être utilisées pour réduire le nombre de points contenus dans un TLSM. La méthode de décimation peut être spatiale ou temporelle. Dans les deux cas, les points constitutifs du nouveau nuage peuvent être choisis de manière régulière, aléatoire ou en suivant une heuristique visant à minimiser la perte d'informations. Toute ces méthodes permettent de réduire le nombre de points mais le choix de la décimation reste fonction des données initiales à disposition et des futurs traitements à réaliser. Choisir une méthode adéquate permet une réponse optimale des algorithmes lors des futurs traitements.

Dans notre cas, les dérives à retrouver étant potentiellement non linéaires en fonction du temps et en fonction du type de recalage souhaité, un sous-échantillonnage uniquement spatial n'est pas adéquat car il ne garantit pas une continuité temporelle. La continuité temporelle est un facteur important pour retrouver les dérives du véhicule. La méthode s'appuyant sur une base ICP, si aucun appariement ne peut être effectué dans une plage de temps t après sous échantillonnage, il ne sera pas possible de déterminer une transformation à appliquer. Le même raisonnement peut être tenu pour un sous-échantillonnage temporel.

La stratégie mise en place consiste à utiliser la géométrie d'acquisition de notre laser. Ce laser fixe acquiert les données dans un plan vertical. Le rayon laser émis par le capteur est dévié par un miroir oscillant calibré. Cela permet d'acquérir des données de manière concentrique. Chaque point est espacé du point suivant d'un angle θ propre au capteur utilisé. Le véhicule étant en mouvement, les données sont acquises selon une hélicoïde. Une rotation complète du miroir de 360° acquiert un ensemble de points appelé ligne d'acquisition. Le véhicule étant en mouvement, la densité de points à l'intérieur d'une ligne d'acquisition est plus importante qu'entre les lignes. Nous avons donc choisi de décimer nos TLSM à l'intérieur des lignes d'acquisition. En réalisant cela, nous garantissons une continuité temporelle sur l'ensemble de la trajectoire tout en sous-échantillonnant spatialement de manière régulière d'un seuil S_{deci}.

Les nuages laser étant structurés, leur acquisition est réalisée de manière régulière. Le premier point acquis correspond au premier point stocké et ainsi de suite. L'algorithme de décimation prend le premier point acquis et le définit comme point courant et premier point constitutif du nouveau nuage. Puis, les autres points sont parcourus tant que la distance avec le point courant est inférieur au seuil S_{deci} choisi. Lorsque la condition est vérifiée, le point testé est stocké et devient à son tour le point courant et ce, tant que tout le nuage n'a pas été parcouru en entier (*cf.*5.5.1).

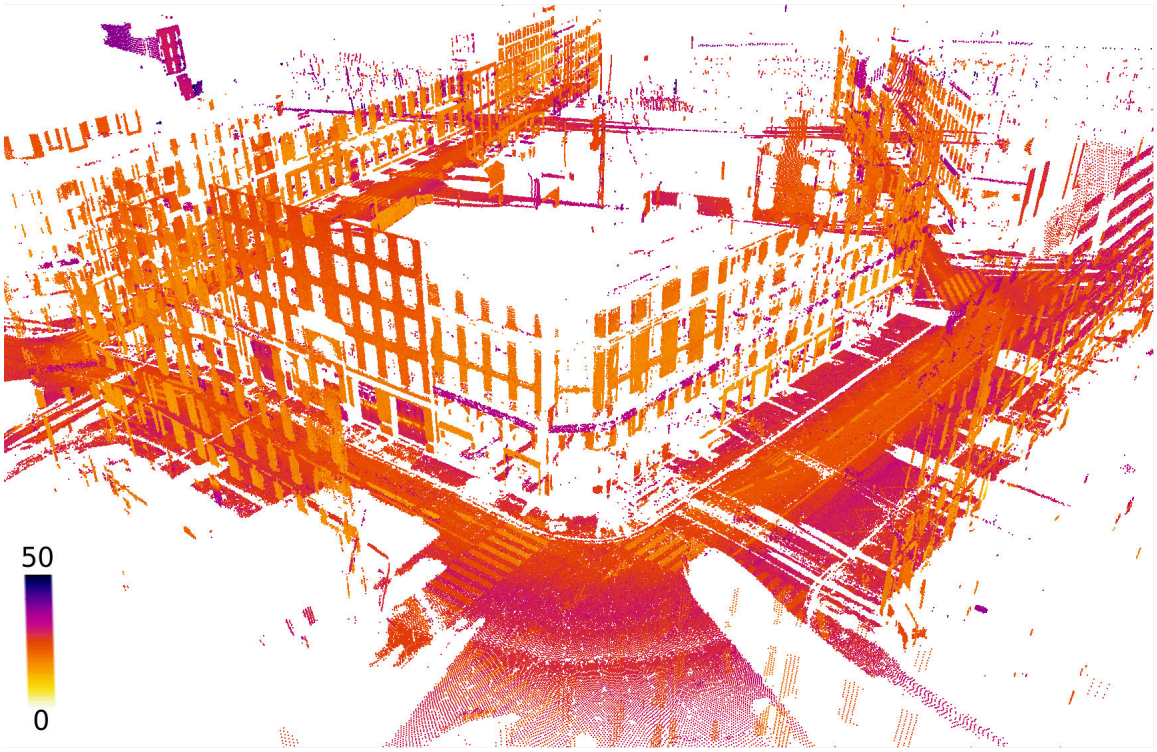
5.5.3 Quand sous-échantillonner ?

Le calcul des descripteurs géométriques locaux évoqués en partie 5.1 peut s'avérer coûteux en temps de calcul lorsque la densité de points devient importante. A titre d'exemple, traiter un nuage laser contenant 1 million de points requiert environ deux minutes de traitement. Cette méthode adaptative donne de très bons descripteurs locaux au détriment du temps nécessaire pour tester tous les voisinages en chaque point laser. Afin d'accélérer le temps d'exécution de cette algorithme, les TLSM sont sous-échantillonnés avant le calcul des descripteurs avec un seuil $S_{deci} = 10$ centimètres. Cette valeur de seuil a été choisie empiriquement pour diminuer de manière significative la densité de points tout en gardant un niveau de détail important pour une estimation correcte des descripteurs géométriques locaux.
Lorsque les candidats à l'appariement ont été choisis, il n'est plus nécessaire de garder une si grande densité de point. De ce fait, les TLSM sont donc sous-échantillonnés une seconde fois avec une valeur seuil $S_{deci} = 50$ centimètres. Ce seuil a été choisi à 50 cm pour le jeu de données $Mairie_{06}$. Cela signifie que nous avons gardé un point tous les 50 centimètres à l'intérieur de chaque ligne d'acquisition. L'impact du sous-échantillonnage sur le recalage sera discuté en partie 8.7. Une illustration du jeu de données $Mairie_{06}$ est visible sans et avec sous-échantillonnage avec un seuil $S_{deci} = 50$ sur la figure 5.15. Cette figure illustre l'homogénéité du nuage de points après décimation.

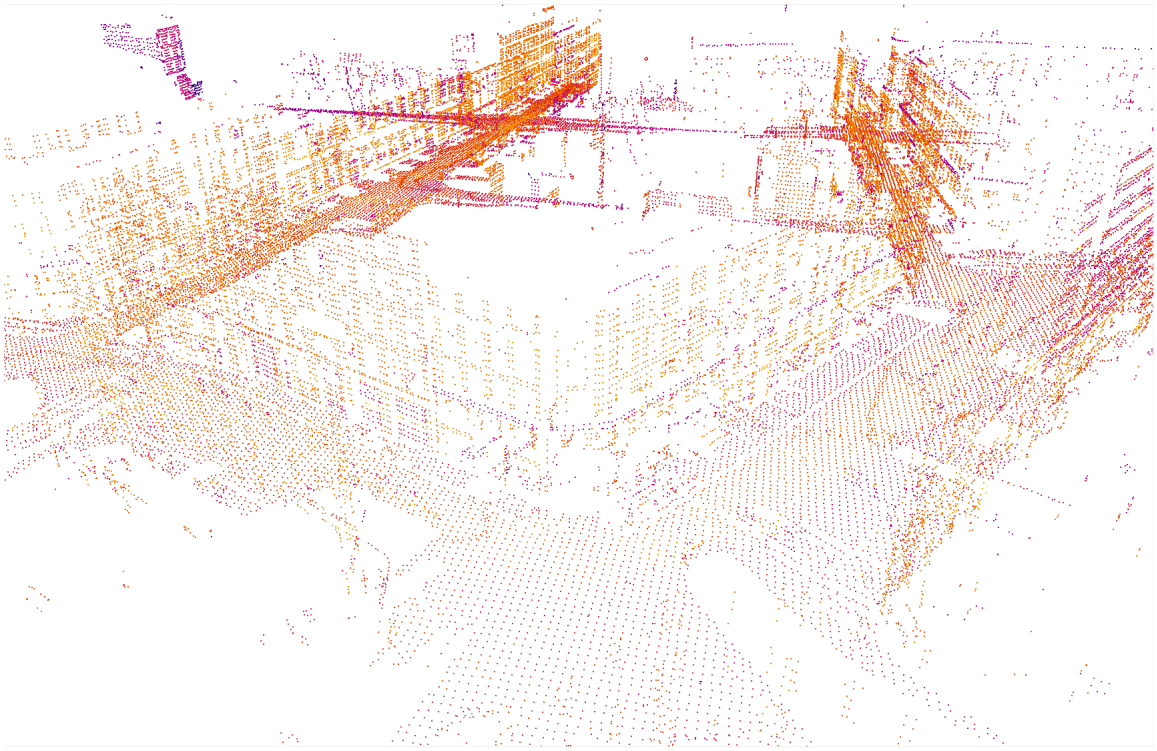
Une étude de l'impact de la décimation sur le recalage par rapport au temps de calcul a été effectuée et sera discutée en partie 8.7. Elle ne concernera que le second sous-échantillonnage, celui qui intervient après calcul des descripteurs, juste avant l'étape d'appariement. Aucune étude n'a été réalisée sur le premier sous-échantillonnage effectué juste avant le calcul des descripteurs géométriques locaux. Cette évaluation nécessiterait d'être conduite pour vérifier la qualité des descripteurs obtenus après décimation supérieure à 10 centimètres. Cependant, il est possible de donner un aperçu de ce qui se passerait. Un sous-échantillonnage de plus en plus élevé diminuerait le nombre de points contenus dans le nuage laser. L'algorithme de sélection des points est basé sur une approche spatiale. Tant que l'ensemble des points restant, après décimation, garanti toujours une répartition spatiale propice à la bonne détermination des descripteurs, il n'y a pas de problème. A partir d'un certain seuil S_{deci}, le nombre de points présents serait trop faible et leur répartition spatiale trop éparse pour discriminer les différentes entités.

5.5.4 Résolution spatiale des nuages laser

Comme nous avons pu le voir, notre capteur acquiert les données grâce à un miroir oscillant calibré pour espacer chaque pulse d'un angle θ. Ce type d'acquisition ne favorise pas une résolution spatiale homogène sur l'ensemble du nuage. Plus les objets imagés seront proches du capteur plus la résolution sera importante et inversement. Cette caractéristique suggère que la résolution spatiale au niveau du sol (surface sur lequel notre véhicule est en mouvement) est beaucoup plus importante qu'ailleurs car le capteur est plus proche. L'avantage d'utiliser un seuil basé sur une distance plutôt qu'un angle nous permet d'homogénéiser intelligemment les nuages de points en décimant en priorité les zones avec une résolution spatiale accrue.



(a) Sans sous-échantillonnage



(b) Avec sous-échantillonnage à 50 cm

FIGURE 5.15 – Jeu de données $Mairie_{06}$ contenant les points laser candidats pour l'étape suivante d'appariement. La teinte de couleur est fonction de l'intensité retour observée au niveau du capteur laser.

5.6 Conclusion

L'ensemble des traitements évoqués dans ce chapitre est important. Toutes ces étapes permettent d'obtenir des points d'intérêt fiables dans les TLSM pour une estimation correcte des dérives nécessaires au recalage des données. Notre méthode se basant sur une technique ICP, la qualité du résultat dépend entièrement des appariements réalisés. L'utilisation d'un descripteur géométrique local adaptatif nous assure une détection correcte des entités considérées sur l'ensemble d'un TLSM. Comme toute technique de détection, cette méthode génère de faux positifs qui devront être, au maximum, éliminés lors de l'étape d'appariement avec les primitives de la BD. L'ICP recale des données de manière itérative. Cela suggère que, même si de faux positifs passent l'étape d'appariement, il faut qu'ils soient minoritaires sur les bons pour initialiser correctement le processus de convergence. Toute la démarche repose sur le ratio de bons et de mauvais appariements. Ce ratio est difficile voire impossible à connaître sans l'intervention :

— de processus de détection des fautes qu'ils soient manuels ou automatiques,
— d'*a priori* supplémentaires sur les objets recherchés (position dans l'espace, taille, étendue spatiale, forme)
— d'autres informations présentes dans les données laser comme l'intensité.

Ce type de méthode pourrait être implémenté pour éliminer le maximum de points indésirables mais cela au détriment des temps de calcul. Toutefois, en contexte urbain, les surfaces planaires verticales sont principalement représentées par les façades des bâtiments. Cela assure une forte proportion de bons appariements par rapport au mauvais. De plus, la redondance d'informations liée à la résolution des TLSM contribue à un ratio élevé de l'ensemble. Couplé à cela, les différents garde-fous mis en place lors de l'étape d'appariement nous dispensent de ce genre d'approche.

La seule étape pouvant influer sur ce ratio est l'étape de sous-échantillonnage. Plus la décimation sera importante, plus les chances de voir baisser le ratio seront élevées. Les bonnes sélections étant très nettement majoritaires, elles seront les premières éliminées lors de la décimation.

Les différentes étapes communes étant introduites, nous allons, dans le chapitre suivant (*cf.*chapitre 6), nous intéresser aux étapes propres au recalage de TLSM sur desBD, et en particulier : introduire le modèle de dérive adéquat utilisé à cette fin, la formulation énergétique basée et sa minimisation.

Recalage de données laser terrestres sur une base de données géographiques 2D ou 3D

Sommaire

6.1 Introduction **66**
6.2 Modèle de dérive **66**
6.2.1 Choix du modèle 66
6.2.2 Formalisme 66
6.3 Termes énergétiques et minimisation **68**
6.3.1 Rigidité 68
6.3.2 Attache au modèle 69
6.3.3 Minimisation 69
6.3.4 Critère d'arrêt 70
6.4 Résultats **70**
6.4.1 Premier paramétrage 70
6.4.2 Jeu de données $Mairie_{12}$ 71
6.4.3 Jeu de données $Mairie_{06}$ 76
6.5 Conclusion **81**

Ce chapitre décrit les différentes étapes algorithmiques nécessaires au recalage de TLSM sur des BD. Elle contient le noyau de la méthode et développe la démarche intellectuelle effectuée pour la mise en place d'un pipeline générique et efficace.

6.1 Introduction

Comme nous l'avons vu dans les parties précédentes, cette thèse s'inscrit dans une thématique de mise en cohérence de l'information. Elle consiste à effectuer un recalage relatif de différents ensembles de données de nature différente. Il est très important de noter que cette mise en cohérence n'est pas un recalage absolu des données par rapport au terrain. Il est donc nécessaire de corriger les dérives non linéaires du géopositionnement lors de l'acquisition des TLSM (*cf.*section 1.4). Dans ce chapitre, nous nous intéressons au recalage de données laser mobiles sur des bases de données géographiques. C'est pourquoi aucune remise en cause des BD ne sera effectuée. Le fait que les BD soient, en réalité, imparfaites n'impacte en aucune manière la démarche intellectuelle pour mettre au point une technique de recalage. Les BD 3D en notre possession seront donc dans un premier temps considérées parfaites pour pouvoir développer une méthode générique et efficace de recalage laser. La BD servira donc de référence sur laquelle les TLSM viendront s'appuyer. L'analyse des données et de leur comportement permet de définir un modèle mathématique consistant appelé "modèle de dérive". Ce modèle mathématique définira la manière dont les dérives seront estimées le long de la trajectoire.

6.2 Modèle de dérive

6.2.1 Choix du modèle

Comme expliqué dans la partie 1.4, notre choix de modèle est guidé par le comportement de nos données. Il s'en dégage trois caractéristiques principales des dérives des systèmes de positionnement :

1. la dérive est non linéaire en fonction du temps. Cela signifie que la méthode de résolution doit être non linéaire,
2. la lenteur de la variation de la dérive en temps nous permet de pouvoir effectuer un découpage temporel de la trajectoire (pas de haute fréquence),
3. la qualité de l'orientation délivrée par l'IMU permet d'obtenir des dérives en rotation négligeables par rapport aux dérives en translation,
4. la dérive est indépendante de la vitesse du véhicule. Cela signifie qu'il y a dérive même lorsque le véhicule est à l'arrêt.

Sachant cela, le modèle de dérive retenu consistera à découper la trajectoire du véhicule afin de retrouver la non-linéarité des dérives par une approche linéaire par morceaux en fonction du temps t (*cf.*Figure 6.1). Des translations seront obtenues le long de la trajectoire découpée permettant d'effectuer une interpolation linéaire des données entre deux translations estimées. Le choix de la dépendance temporelle est naturel au vu de la quatrième caractéristique, et permet en plus de gérer la différence de dérive du véhicule aux recoupements (passage au même endroit à des instants différents). Enfin, le choix d'une interpolation linéaire plutôt que d'un découpage en blocs rigides [Gressin et al., 2013] permet d'estimer la dérive de façon beaucoup plus fine, d'éviter les discontinuités entre blocs et de garantir la continuité de la donnée recalée.

6.2.2 Formalisme

La trajectoire du véhicule sera découpée temporellement en morceaux par un pas de discrétisation Δ_t. Chaque borne séparant un intervalle de temps sera appelée Temps de contrôle (T_c) où c est l'indice du temps de contrôle considéré (*cf.*Figure 6.2). Chaque point du nuage laser a été acquis à un temps t. De ce fait, chaque point laser P a son $t \in [T_{c^-(t)}, T_{c^+(t)}]$ où $T_{c^-(t)}$ correspond au temps de contrôle directement inférieur à t et $T_{c^+(t)}$ correspond au temps de contrôle directement supérieur à t. L'objectif final est de déterminer une dérive δ_c en chaque temps de contrôle T_c. La nouvelle position du nuage sera ensuite obtenue par interpolation linéaire en fonction du temps t d'acquisition de chaque point.

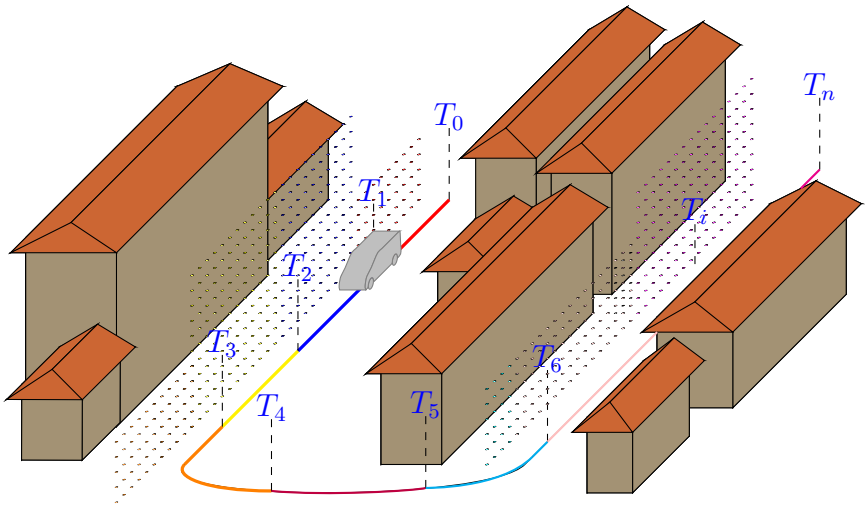


FIGURE 6.1 – Visualisation de la méthode linéaire par morceau choisie pour effectuer le recalage. La trajectoire du véhicule est découpée en m intervalles de temps Δ_t. L'ensemble des m intervalles définit $n = m+1$ bornes. Le but de la démarche est de déterminer l'ensemble des translations T_n pour chaque borne.

La dérive de la trajectoire de départ s'écrit donc comme une translation $D : t \longrightarrow \mathbb{R}^3$ qui permet de définir la trajectoire recalée du véhicule :

$$P_{rec} = P_{init} + D(t) \tag{6.1}$$

où P_{init} est la position initiale d'un point du nuage (calculée par le système de positionnement), P_{rec} est sa position après recalage et t son instant d'acquisition. Cette information est donnée par le GPS avec une précision de l'ordre du centième de seconde.

Cette dérive D est discrétisée par une fonction linéaire par morceaux. Pour un point P_{init} acquis au temps t, le point P_{rec} correspondant sera déterminé en interpolant P_{init} (*cf.*Équation 6.2) entre des valeurs de dérive δ_c données à des temps de contrôle T_c espacés régulièrement d'un intervalle de temps Δ_t (*cf.*Figure 6.2) :

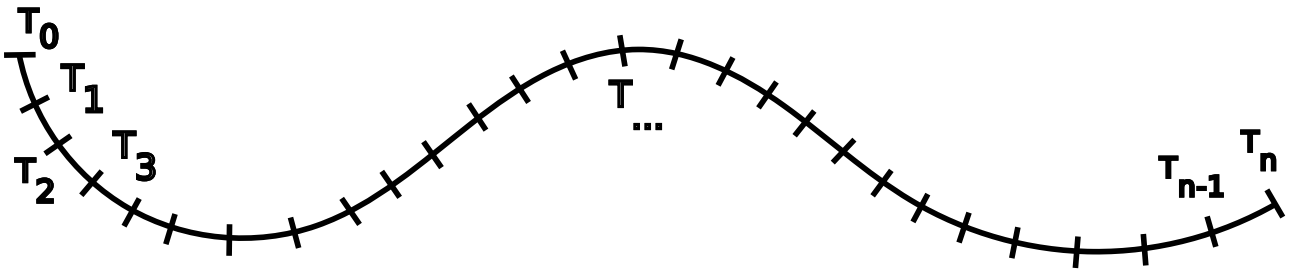


FIGURE 6.2 – Découpage de la trajectoire en temps de contrôle.

$$D_\delta(t) = \frac{(T_{c^+(t)} - t)\delta_{c^-(t)} + (t - T_{c^-(t)})\delta_{c^+(t)}}{\Delta_t} =$$

$$(1 - \alpha(t))\delta_{c^-(t)} + \alpha(t)\delta_{c^+(t)} \tag{6.2}$$

Où les variables connues au temps t sont :

— $c^+(t)$: Indice du premier temps de contrôle supérieur à t.
— $c^-(t)$: Indice du premier temps de contrôle inférieur à t.

— $\alpha(t) = (t - T_{c^-(t)})/\Delta_t$: est le coefficient d'interpolation.

Les inconnues définissant la dérive sont :

— δ_c : Dérive au temps de contrôle T_c.

Le pas de discrétisation temporelle Δ_t doit être choisi assez petit pour pouvoir représenter la non linéarité de la dérive avec une précision suffisante, ce qui sera discuté dans la partie 8.2.1.

Les inconnues déterminées par ICP sont donc les trois composantes (x, y, z) des vecteurs δ_c qui définissent la dérive (*cf.*Équation 6.2) en chaque T_c. Le nombre de degrés de liberté de notre système est donc de $3N_{T_c}$ avec N_{T_c} le nombre de temps de contrôle défini selon la valeur Δ_t. Cela permet d'obtenir la nouvelle trajectoire du véhicule (*cf.*Équation 6.1) et donc le nuage recalé complet par application de la dérive à chaque point (*cf.*Figure 6.3).

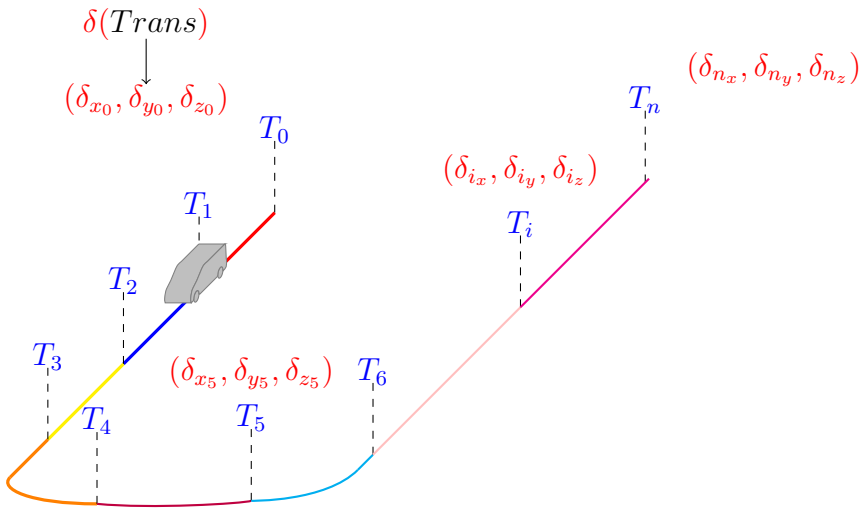


FIGURE 6.3 – Illustration des différentes translations à retrouver par la méthode de recalage.

De manière générale, une trajectoire recalée $Traj_{rec}$ sera toujours définie par $Traj_{rec} = Traj_{init} + D_\delta(t)$ où $Traj_{init}$ est la trajectoire de départ et δ le vecteur concaténant les dérives δ_c aux temps de contrôle T_c et qui définissent donc la dérive à appliquer au nuage de façon différentielle par rapport aux données mobiles initiales (*cf.*Figure 6.4). Cela nous permet notamment de définir une distance simple entre deux recalages définis par δ^i et δ^j que nous appellerons dérive moyenne (DM) :

$$DM(\delta^i, \delta^j) = \frac{1}{N_{Tc}} \sum_{c=1}^{N_{Tc}} ||\delta_c^i - \delta_c^j|| \tag{6.3}$$

Cela permet de prendre en compte non seulement la géométrie des nuages mais aussi la dimension temporelle puisque les distances sont mesurées entre points acquis au même instant et non entre les points les plus proches des deux nuages. Notons aussi que cette distance peut être vue à la fois comme une distance entre les nuages et entre les trajectoires correspondantes puisque la dérive $D_\delta(t)$ s'applique aux deux.

6.3 Termes énergétiques et minimisation

6.3.1 Rigidité

Comme ce modèle est déformable, il faut paramétrer sa rigidité. Nous faisons cela en définissant une énergie de dérive correspondant, par analogie avec une déformation mécanique, à la quantité d'énergie à apporter au système pour lui appliquer cette déformation (en particulier elle doit être nulle pour une transformation rigide). Nous allons donc définir une énergie de déformation :

$$E_{def}(\delta) = \sum_{c=1}^{Nb_{Tc}-1} ||\delta_{c+1} - \delta_c||^2 \tag{6.4}$$

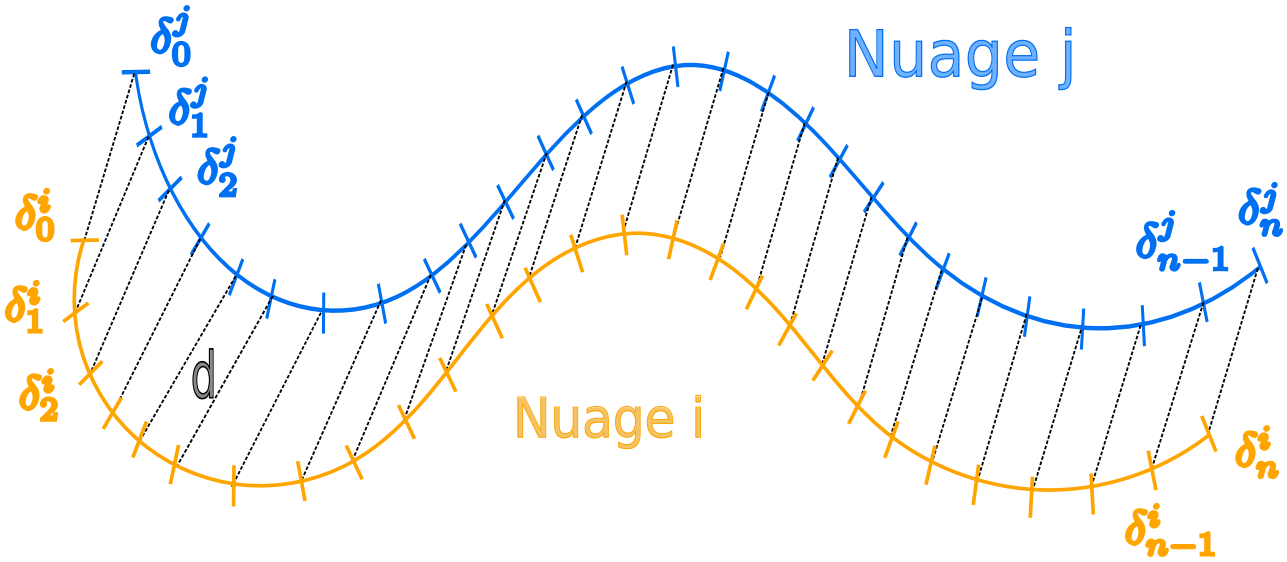


FIGURE 6.4 – Illustration de la distance d séparant les dérives δ_c^n aux différents temps de contrôle T_c entre deux données mobiles pour le calcul de la dérive moyenne DM.

Cette énergie traduit le fait que la dérive au temps T_c doit être proche de celle au temps T_{c+1}, ce qui permet d'introduire l'*a priori* mentionné en partie 6.2.1 : la variation de la dérive est lente. Elle aidera aussi la convergence en propageant les contraintes le long de la trajectoire.

6.3.2 Attache au modèle

Chaque itération de l'ICP cherche à rapprocher les données du modèle. Cela se fait par minimisation d'un terme d'attache au modèle. Dans notre cas, nous pouvons simplement le définir comme :

$$\begin{aligned} E_{model}(\delta_c) = \sum_{i=1}^{N_{app}} w_i.dist(P_i(\delta), Prim_i)^2 = \\ \sum_{i=1}^{N_{app}} w_i.((P_i + D_\delta(t_i) - Q_i).\vec{n}_{Prim_i})^2 \end{aligned} \tag{6.5}$$

où $P_i(\delta) = P_i + D_\delta(t_i)$ est un point apparié auquel on a appliqué la dérive définie par δ (*cf.*Équation 6.2), N_{app} est le nombre total d'appariements et Q_i un point appartenant à la primitive $Prim_i$ obtenu par projection orthogonale.

6.3.3 Minimisation

Le problème de recalage (pour un appariement donné) consiste à trouver la dérive $D_\delta(t)$ définie par l'ensemble des δ_c qui minimise :

$$E_{reg}(\delta) = E_{model}(\delta) + \lambda_{rigid} * E_{def}(\delta) \tag{6.6}$$

avec λ_{rigid} un paramètre de rigidité choisi par l'utilisateur (*cf.*sous-section 6.3.1).
Nous allons maintenant écrire l'équation 6.6 sous forme matricielle, en séparant les deux énergies. D'après l'équation 6.2, chaque terme de E_{model} mis au carré dans l'équation 6.5 est :
$dist(P_i(\delta_c), Prim_i) =$

$$\begin{aligned} (1 - \alpha(t_i))\delta_{c^-(t_i)}.\vec{n}_{Prim_i} + \alpha(t_i)\delta_{c^+(t_i)}.\vec{n}_{Prim_i} \\ -(Q_i - P_i).\vec{n}_{Prim_i} \end{aligned} \tag{6.7}$$

E_{model} peut donc s'écrire sous forme matricielle (moindres carrés pondérés) :

$$E_{model}(\delta) = (A_{model}\delta - b_{model})^t W_{model}(A_{model}\delta - b_{model}) \tag{6.8}$$

où :

— $\delta = (\delta_1^x, \delta_1^y, \delta_1^z, \delta_2^x, ..., \delta_{N_{T_c}}^z)^t$ est un vecteur de dimension $(3N_{T_c})$ concaténant les vecteurs de dérive δ_c en chaque temps de contrôle T_c

— b_{model} est un vecteur dimension N_{app} dont le i^{eme} terme est :

$$(Q_i - P_i).\vec{n}_{Prim_i} \tag{6.9}$$

— A_{model} est une matrice de dimension $(N_{app} \times \ 3N_{T_c})$. La i^{eme} ligne de cette matrice contient seulement six termes non nuls adjacents à partir de l'indice $3c^-(t_i)$: les trois composantes de $(1 - \alpha(t_i))\vec{n}_{Prim_i}$ puis celles de $\alpha(t_i)\vec{n}_{Prim_i}$.

— W_{model} est une matrice carrée diagonale de dimension N_{app} et de i^{eme} terme w_i.

De la même façon, selon l'équation (6.4) on peut écrire E_{def} sous la forme :

$$E_{def}(\delta) = ||A_{def}\delta||^2 \tag{6.10}$$

où A_{def} est une matrice constituée de $(3(N_{T_c} - 1) \times 3(N_{T_c}))$ blocs de 3 par 3 où le bloc de coordonnées (c, c') est Id si $c' = c$, $-Id$ si $c' = c + 1$ et nul sinon.

Enfin, d'après (6.6), on a l'expression matricielle :

$$E_{reg}(\delta) = \delta^t M_{reg}\delta - 2\delta^t v_{reg} + cnst \tag{6.11}$$

avec :

$$M_{reg} = A_{model}^t W A_{model} + \lambda A_{def}^t A_{def}$$

$$v_{reg} = A_{model}^t W_{model} b_{model}$$

C'est une forme quadratique dont le minimum est atteint pour :

$$\nabla_\delta E_{reg} = 2M_{reg}\delta - 2v_{reg} = 0 \Leftrightarrow \delta = M_{reg}^{-1} v_{reg} \tag{6.12}$$

Ce vecteur optimal δ de dimension $(3 * N_{T_c} \times 1)$ définit les dérives δ_c aux temps de contrôle T_c associés. Par conséquent, on peut en déduire la nouvelle trajectoire et le nuage recalé. Le recalage par ICP se fait par itération des étapes d'appariement et de minimisation jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint.

6.3.4 Critère d'arrêt

Notre solution consiste à stopper le processus lorsque la somme des dérives déterminées à l'itération n ne diffère plus de la somme des dérives trouvées à l'itération $n - 1$ (*cf.*Équation 6.13).

$$\frac{1}{N_{T_c}} \cdot (\sum \|\delta_c^n - \delta_c^{n-1}\|) \simeq 0 \leqslant \epsilon \tag{6.13}$$

Pour nos applications ϵ est fixé à 1.10^{-3} mètre.

6.4 Résultats

6.4.1 Premier paramétrage

L'algorithme de recalage dépend de trois paramètres (*cf.*Figure 4.1) :

1. le pas de discrétisation temporelle Δ_t,
2. le terme de rigidité λ_{rigid},

3. la distance maximale d'appariement des points d_{max}.

Pour nos premiers résultats, les paramètres globaux utilisés seront ceux-ci :

— Δ_t sera fixé à 1 seconde,
— λ_{rigid} sera fixé à 10^6,
— d_{max} sera fixé à 1 mètre.

Le choix de ce paramétrage sera discuté au chaptire 8. Nous allons maintenant présenter les premiers résultats obtenus sur les différentes zones en notre possession.

Ces premiers résultats correspondent au recalage des données brutes acquises par notre véhicule d'acquisition mobile terrestre StéréoPolis VII. La qualité de l'instrumentation à bord donnant une initialisation des données laser satisfaisante, inférieure au mètre, une seule passe suffit pour recaler les données laser.

6.4.2 Jeu de données $Mairie_{12}$

Rappel : Le jeu de données $Mairie_{12}$ est composé initialement de 4 fichiers laser contenant chacun 1 million de points soit un total de 4 millions de points laser (*cf.*Figure 2.3). Dans notre exemple, le sol n'étant pas présent, la DPP ne peut être calculée que pour les façades de bâtiments. Cette distance sera nommée Distance Moyenne Points à Plans pour les Façades de bâtiments (DPP_F). La DPP_F était de 0,28 mètre et la figure 6.5a montre le nuage de points colorés en fonction de la distance de chaque point à sa primitive la plus proche.

Lors de la première itération, il est intéressant de visualiser le pourcentage de points dits de "façade" ayant été utilisé. Sur cet exemple, le pourcentage de points sélectionnés à la première itération était de 92% (*cf.*Figure 6.6). De même que précédemment, cette valeur donne une très bonne indication sur la qualité de l'initialisation des données par notre véhicule. Cela signifie qu'avant recalage, plus de 90% (*cf.*Figure 6.9, courbe bleu) des points sélectionnés sont situés à moins d'un mètre d'une primitive du modèle et qu'ils remplissent les critères d'appariement mentionnés en partie 5.3.

Il a fallu 5 itérations au processus pour se stopper. Chaque itération a duré en moyenne $4,25$ secondes pour une durée totale de $25,4$ secondes. La durée totale de recalage comprend le chargement des données, l'ensemble de toutes les itérations et l'ensemble des sauvegardes éventuellement réalisées à la fin du processus.

Le temps moyen par itération comprend quant à lui, la phase d'appariement, le calcul de la DPP, l'étape de minimisation, l'application de la transformation au nuage de points ainsi que les éventuelles sauvegardes intermédiaires. Dans le détail, on s'aperçoit que lors d'une itération, 75% du temps est consacré à l'étape d'appariement, 4% à la minimisation du système, 18% à l'application de la transformation et 3% autres. Cela atteste du fait que l'étape d'appariement des données est de loin (pour les $\frac{3}{4}$) l'étape la plus coûteuse en temps de calcul.

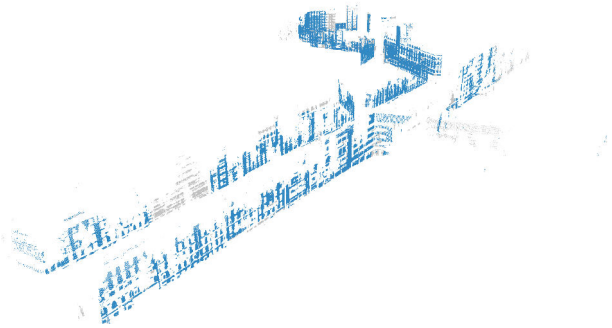
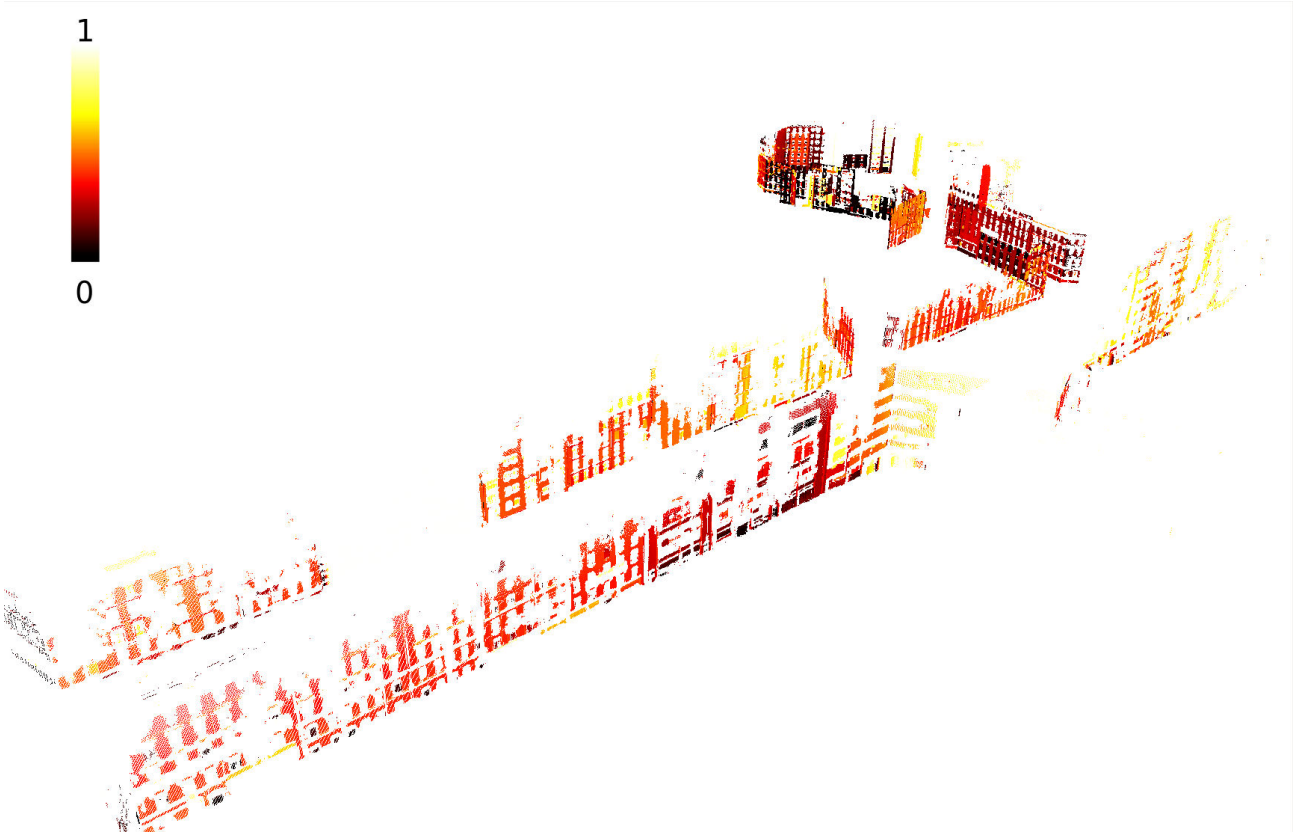


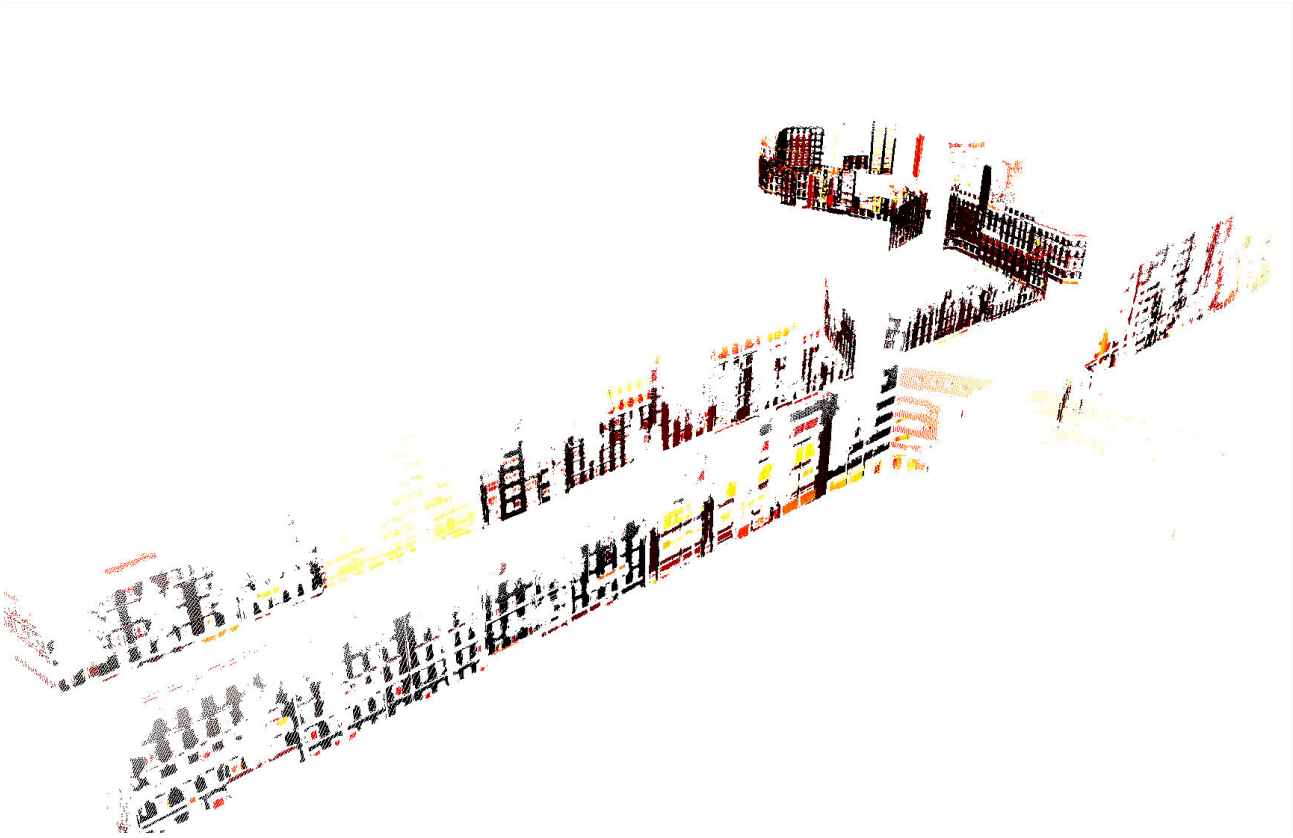
FIGURE 6.6 – Représentation des points utilisés par la méthode lors de la première itération du processus. Les points bleus sont ceux ayant rempli tous les critères d'acceptation, les autres sont en gris.

A la dernière itération, le pourcentage de points sélectionnés était de 94% et la DPP_F était de $0,11$ mètre (*cf.*Figure 6.7).

L'histogramme 6.9 présente en détail le pourcentage de répartition des points laser en fonction de la distance aux façades de la base de données au début (courbe bleu) et à la fin (courbe verte) du recalage. Il est possible de voir qu'au départ,



(a) Avant recalage.



(b) Après recalage.

FIGURE 6.5 – Distance des points à leur primitive

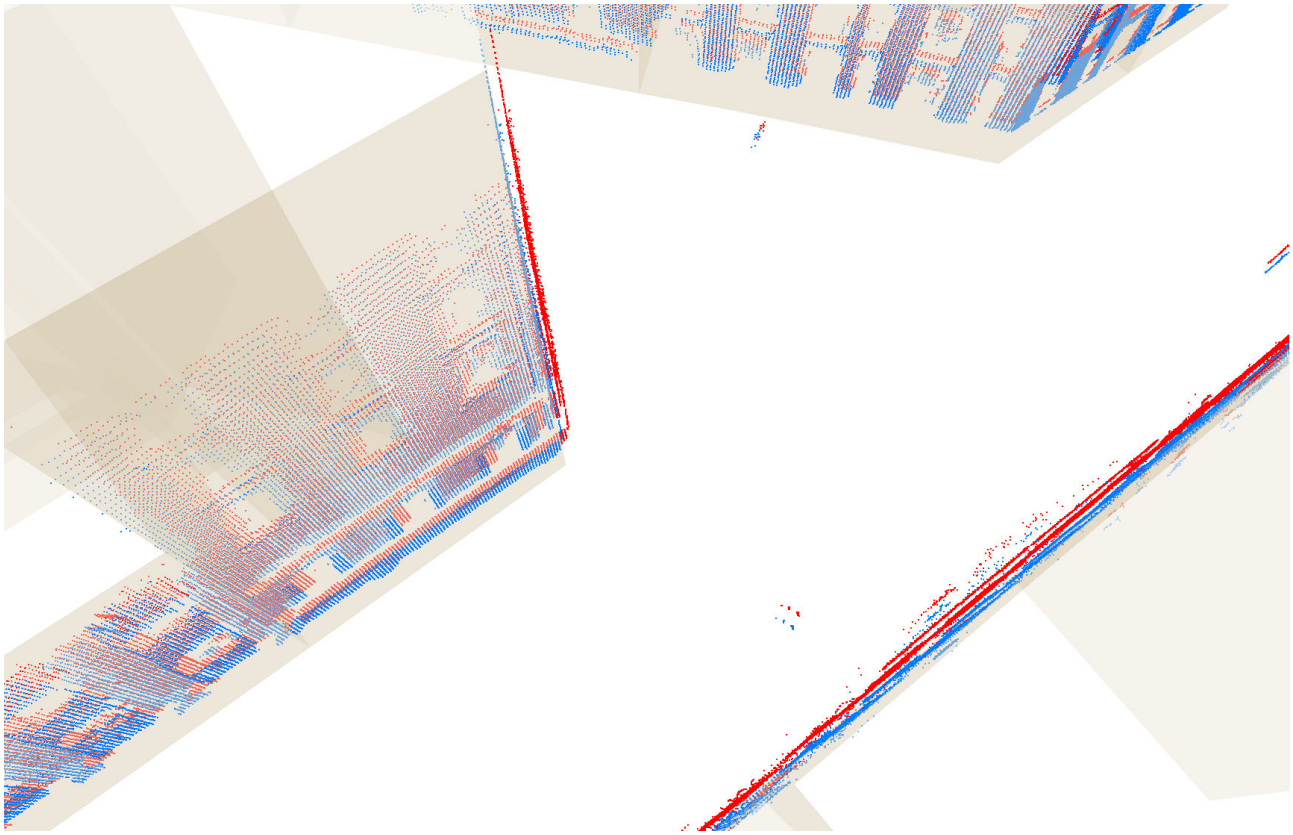


FIGURE 6.7 – Visualisation du recalage effectué avant (rouge) et après (bleu).

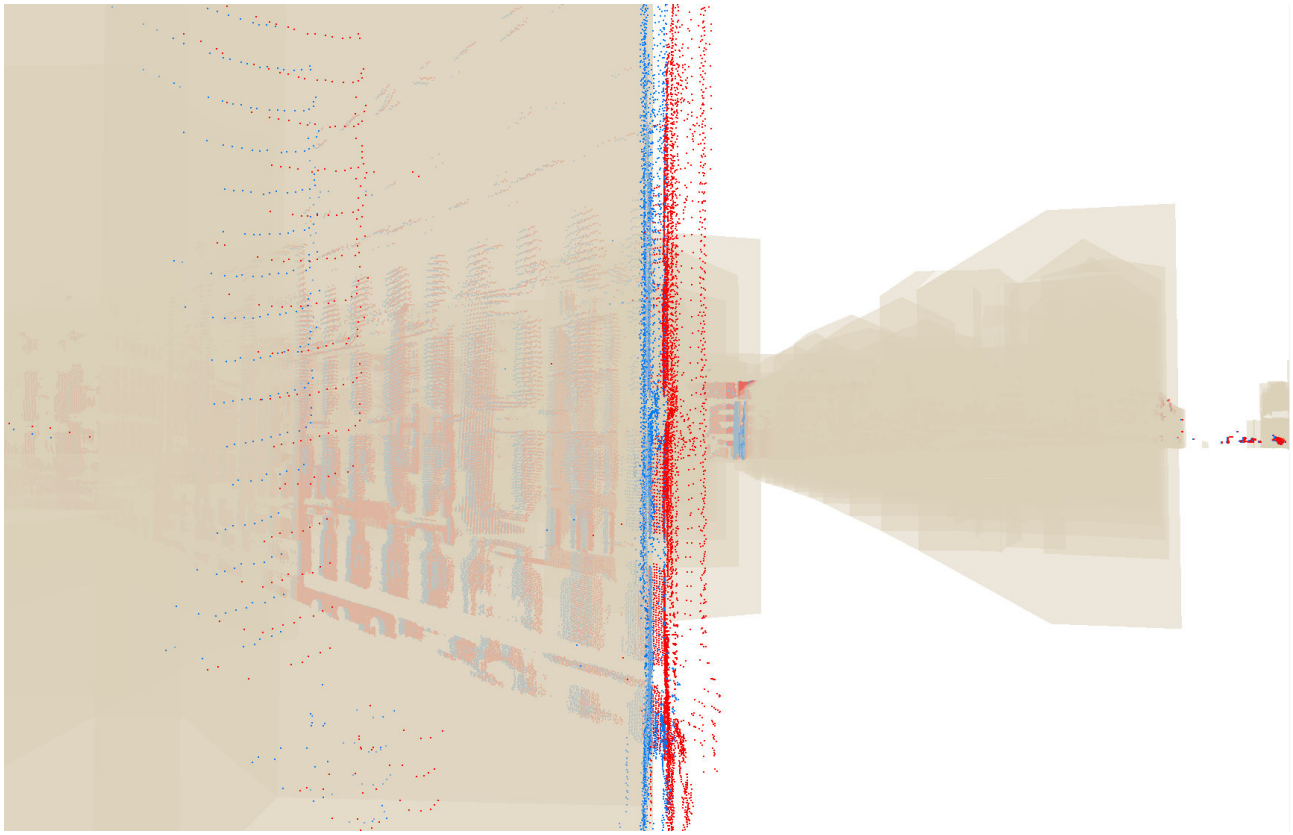


FIGURE 6.8 – Visualisation du recalage effectué avant (rouge) et après (bleu).

60% des points sélectionnés se situent à moins de 10 centimètres des façades du modèle. Cette valeur augmente pendant le recalage pour atteindre une valeur supérieure à 80% à la fin du recalage. En deçà de 5 centimètres, une légère diminution du pourcentage de points peut être observée. Ceci est lié à la différence de niveau de détail entre nos données. Les points de façades provenant des données lasers étant plus détaillés que la BD et la distance d_{max} étant de 1 mètre, cela entraîne des perturbations pour les faibles distances proches du plan porteur estimé. Toutefois, cela ne doit pas être considéré comme une erreur de la méthode. La différence de niveau de détail est un problème impliquant la réalisation de choix en termes de définition et de paramétrage. Le graphique 6.10 illustre la distance moyenne des points aux primitives à chaque itération du processus. Le processus itératif effectué rapproche rapidement (2 itérations) les données laser du modèle faisant passer la DPP_F de 28 cm à 11 cm. Cette valeur est presque 2.5 fois plus faible par rapport aux données initiales signifiant que le nuage a été rapproché du modèle d'un facteur équivalent. Il est également possible de visualiser la DPP_F en figure 6.5b. Cette figure montre la différence évidente entre le nuage avant recalage (*cf.*figure 6.5a) et après. Le nuage a bien été rapproché du modèle.

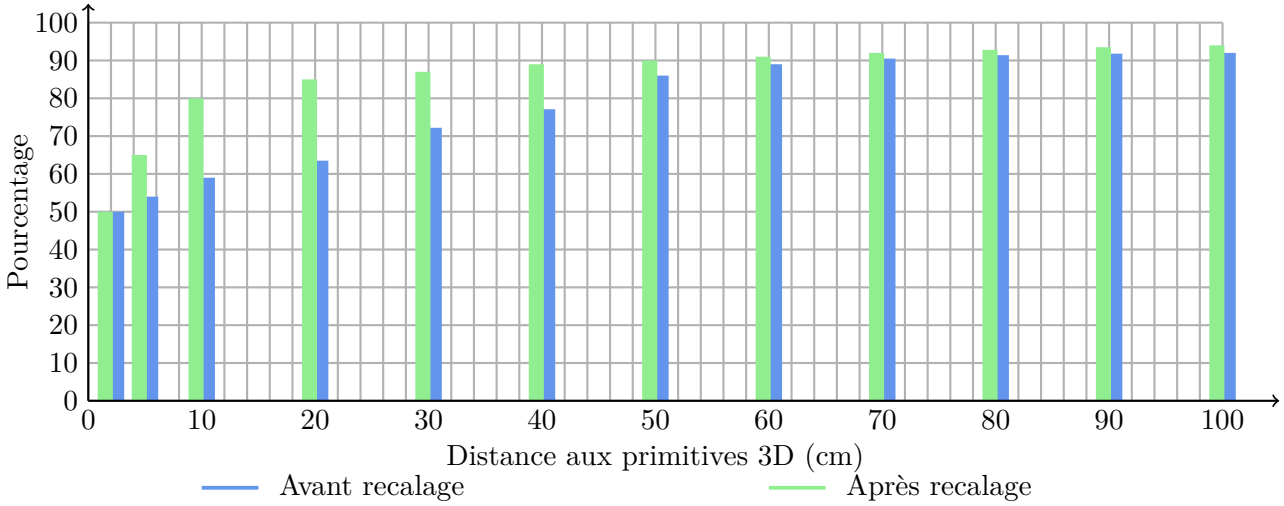


FIGURE 6.9 – Histogramme représentant le pourcentage de points laser présents en fonction de la distance aux façades du modèle avant et après recalage sur le jeu de données $Mairie_{12}$.

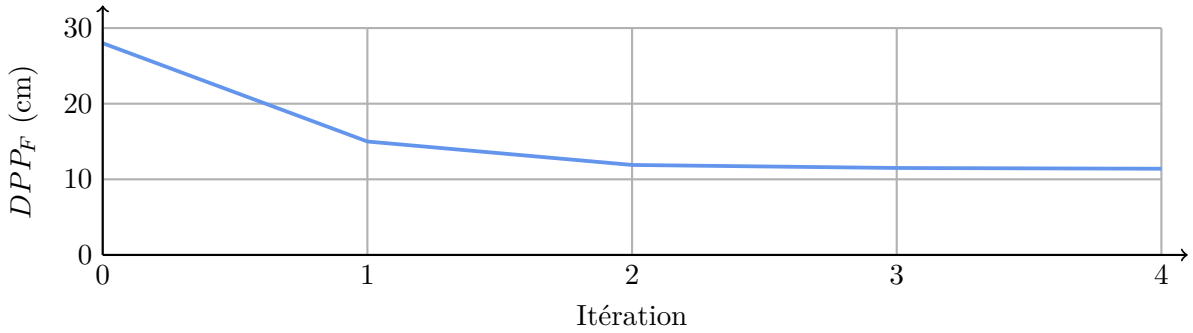


FIGURE 6.10 – Évolution de la distance moyenne des points de façade sélectionnés aux primitives géométriques de façade (DPP_F) à chaque itération effectuée par la méthode sur le jeu de données $Mairie_{12}$.

Enfin, il est important de visualiser les dérives retrouvées en chaque temps de contrôle. Ceci est visible sur le graphique 6.11. Ce graphique illustre les dérives globales appliquées pour chaque T_c pour recaler les données initiales, selon l'axe x (courbe bleu) et l'axe y (courbe rouge). Les dérives retrouvées sur l'ensemble de la trajectoire sont bien non linéaires et le terme de rigidité utilisé permet de lisser l'ensemble des courbes des dérives. A noter également que l'on retrouve sur ces courbes les phases d'arrêt du véhicule. Ces phases sont donc représentées par de fortes plages d'interpolation linéaire

entre les dérives retrouvées avant et après l'arrêt du véhicule. Lors du premier arrêt, le véhicule se situait dans une zone dégagée où peu de bâtiments étaient présents, ce qui engendre une faible densité de points laser. Lorsque le véhicule a repris sa route, il a commencé à acquérir des données permettant d'estimer une dérive au $T_c = 25$. Les valeurs de dérives précédentes sont donc dues à la propagation des contraintes par le terme de rigidité. Lors du second arrêt, le véhicule se situait dans une rue étroite et fortement boisée, ce qui a engendré une perte de signal GPS et, par conséquent, une plus forte différence dans le géoréférencement avant et après l'arrêt, malgré les compensations effectuées par l'ensemble du système de géopositionnement. Cela s'est traduit lors du recalage par des estimations de dérives différentes surtout selon l'axe y. Entre ces deux valeurs, le terme de rigidité lisse l'ensemble. Le troisième et dernier arrêt a été limité dans le temps. De plus, la zone était plus dégagée ce qui a permis de conserver un meilleur géoréférencement des données se traduisant par une cohérence des dérives retrouvées. De manière globale, sur l'ensemble de l'acquisition, on peut noter une dérive moyenne relative constante selon l'axe y d'environ 40 centimètres. La dérive moyenne relative selon l'axe x est plus faible, de l'ordre de 20 centimètres jusqu'au $\frac{3}{4}$ de l'acquisition et tend à s'inverser sur la fin de l'acquisition (-10 cm). En visualisant le nuage laser, on s'aperçoit que la fin de l'acquisition ne comporte qu'un seul côté de la rue.

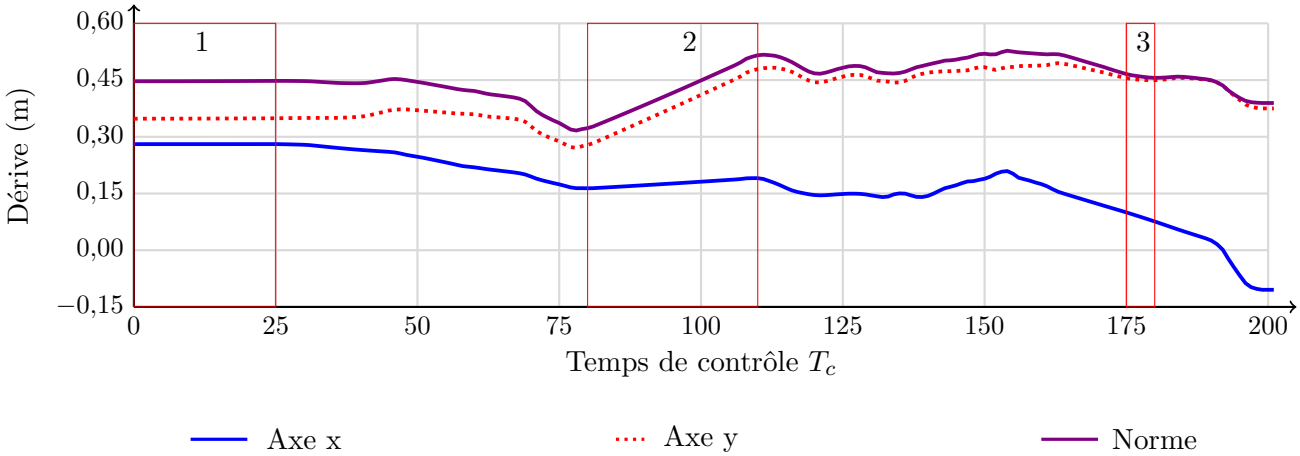


FIGURE 6.11 – Dérives estimées par la méthode en chaque T_c. Les rectangles (en rouge) correspondant aux numéros 1, 2 et 3 indiquent les plages de temps pendant lesquelles le véhicules était à l'arrêt.

Il est également possible de visualiser ces mêmes courbes non plus en fonction du temps (ensemble des T_c) mais en fonction de la distance parcourue par le véhicule. Le résultat est visible sur la figure 6.12. Les phases de fortes dérives sont beaucoup plus visibles car on observe des corrections brusques pour une même distance, notamment à 293 mètres et 650 mètres, correspondant aux phases d'immobilité du véhicule dans des zones couvertes où la portion de ciel visible était réduite. Cela entraîne pour les arrêts 2 et 3 de fortes variations de dérives de la centrale inertielle entre le moment où le véhicule s'est arrêté et le moment où il est repartit. La zone correspondant à l'arrêt numéro 2 est beaucoup plus marquée que la suivante car les conditions de visibilité étaient plus défavorables (*cf.*figure 2.7a) et le temps d'arrêt du véhicule était plus long ce qui entraîne une dérive plus importante.

Toutefois, en sachant que la DPP_F initiale des points était de $0,28$ mètre, il serait intéressant de voir comment réagit l'algorithme en diminuant la distance d'appariement d_{max}. A titre d'exemple, le même recalage a été effectué avec une distance passant de 1 mètre à 0.5 mètre.

Les résultats sont les suivants : au départ, 79.5% des points sélectionnés sont utilisés. L'algorithme converge vers sa solution en 7 itérations pour une durée de $33,8$ secondes et une durée moyenne par itération toujours de $4,25$ secondes. Le pourcentage de points sélectionnés à la dernière itération était de $87,5\%$ signifiant que lorsque le nuage se rapproche des primitives du modèle, de plus en plus de points laser ont pu être sélectionnés. Cette valeur reste toutefois inférieure à celle observée précédemment, ce qui est logique puisque la distance d_{max} est moins élevée. Cela a pour conséquence de rejeter plus de points. La DPP_F à la fin était de $0,07$ mètre, ce qui est inférieur à la valeur obtenue

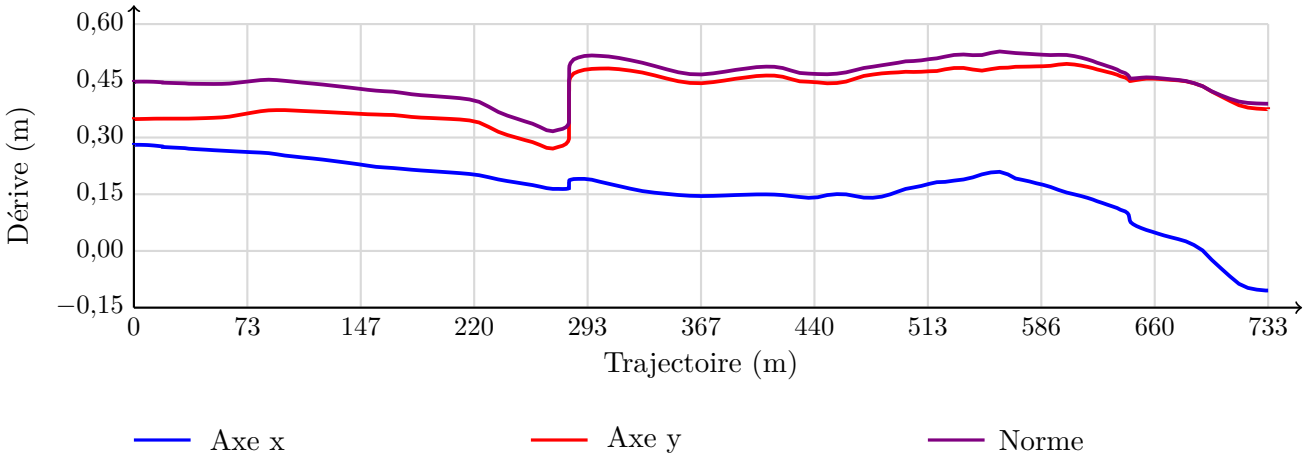


FIGURE 6.12 – Dérives estimées par la méthode en fonction de la distance parcourue (m).

avec une d_{max} de 1 mètre. Ce résultat n'est pas surprenant au vu du caractère plus sélectif de d_{max} dans le deuxième exemple. Cela souligne le fait que cette valeur d'acceptation ou de rejet d_{max} influe directement sur le résultat du recalage lorsque les deux ensembles n'ont pas le même niveau de détail.

Les premiers résultats effectués sur cette zone atteste du bon fonctionnement de la méthode. L'inspection visuelle du résultat obtenu (*cf.*Figure 6.7) confirme que la donnée mobile a bien été recalée sur le modèle puisque la donnée recalée est beaucoup plus proche de la façade que la donnée initiale. Les différents calculs de DPP montrent un rapprochement des données proche de 2.5 fois par rapport à la distance de départ. La DPP_F finale observée ne doit pas être interprétée comme une erreur de recalage. Elle vient des détails des façades scannées hors de leur plan porteur (fenêtres, corniches,...) qui ne sont pas présents dans le modèle. Celui-ci ayant lui-même une précision de l'ordre de 10 cm, on peut considérer ce recalage comme optimal. Ces résultats montrent également l'intérêt d'utiliser différentes valeurs de d_{max} selon le recalage souhaité.

6.4.3 Jeu de données $Mairie_{06}$

Rappel : le jeu de données $Mairie_{06}$ est composé initialement de 12 fichiers laser contenant chacun 3 millions de points laser soit un total de 36 millions de points (*cf.*Figure 2.9). Après prétraitement des données, le nombre de points utilisés pour le recalage était de 1,5 million.

Recalage effectué en utilisant uniquement les façades

Au départ, 85% des points sélectionnés sont utilisés et la DPP_F était de $0,23$ mètre. L'algorithme converge vers sa solution en 3 itérations pour une durée de $31,5$ secondes et une durée moyenne par itération de $8,35$ secondes. Le nombre de points laser présents dans ce jeu de données est près de deux fois plus important que celui du jeu de données $Mairie_{12}$ tandis que le nombre de primitives géométriques correspondant aux façades est quasiment identique. L'étape d'appariement prenant 75% du temps d'une itération, il est normal de voir ce temps doublé lorsque l'on traite le double du nombre de points.

Le pourcentage de points sélectionnés à la dernière itération était de $85,7\%$ (*cf.*Figure 6.15) signifiant que le nombre de points utilisés au cours du recalage évolue très peu.

Cela atteste de la bonne initialisation de départ des données laser. La distance moyenne des points laser sélectionnés aux primitives géométriques à la fin est de $0,12$ mètre (*cf.*figures 6.13 et 6.14). Les données laser ont donc été rapprochées du modèle d'un facteur environ égal à 2.

Les résultats obtenus sur cette zone en effectuant un recalage uniquement sur les façades des bâtiments suivent les même relations que celles abordées pour le recalage de $Mairie_{12}$. Qu'en est-il lorsque l'on utilise également le sol ?

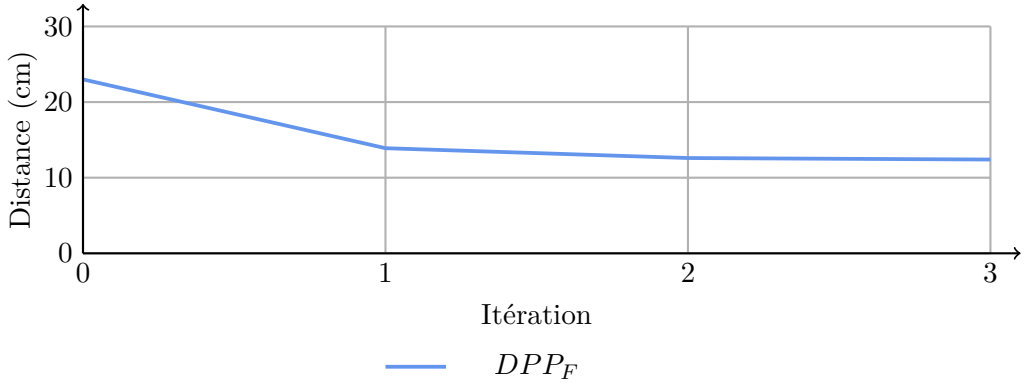


FIGURE 6.13 – Évolution de la distance moyenne des points de façade sélectionnés aux primitives géométriques de façade (DPP_F) à chaque itération effectuée par la méthode sur le jeu de données $Mairie_{06}$.

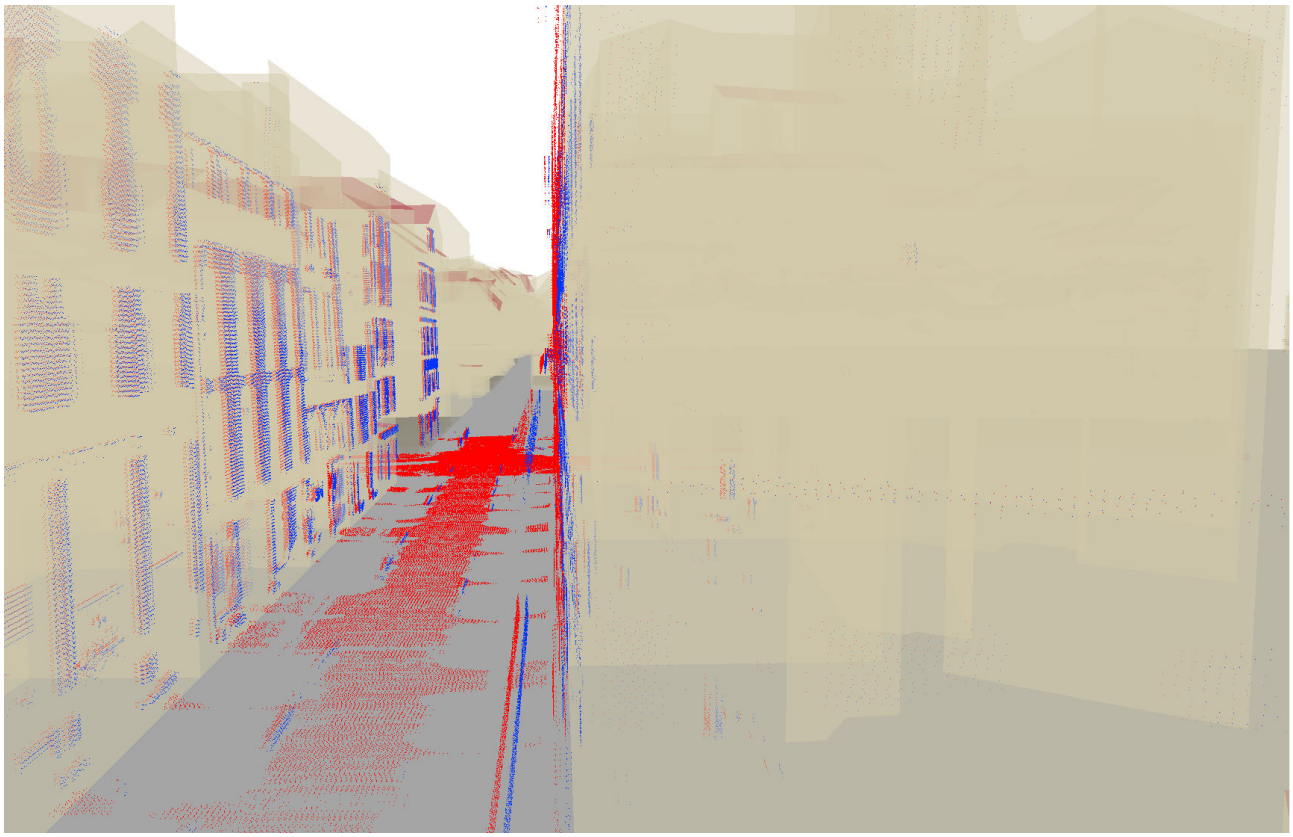


FIGURE 6.14 – Visualisation des données avant (rouge) et après (bleu) recalage.

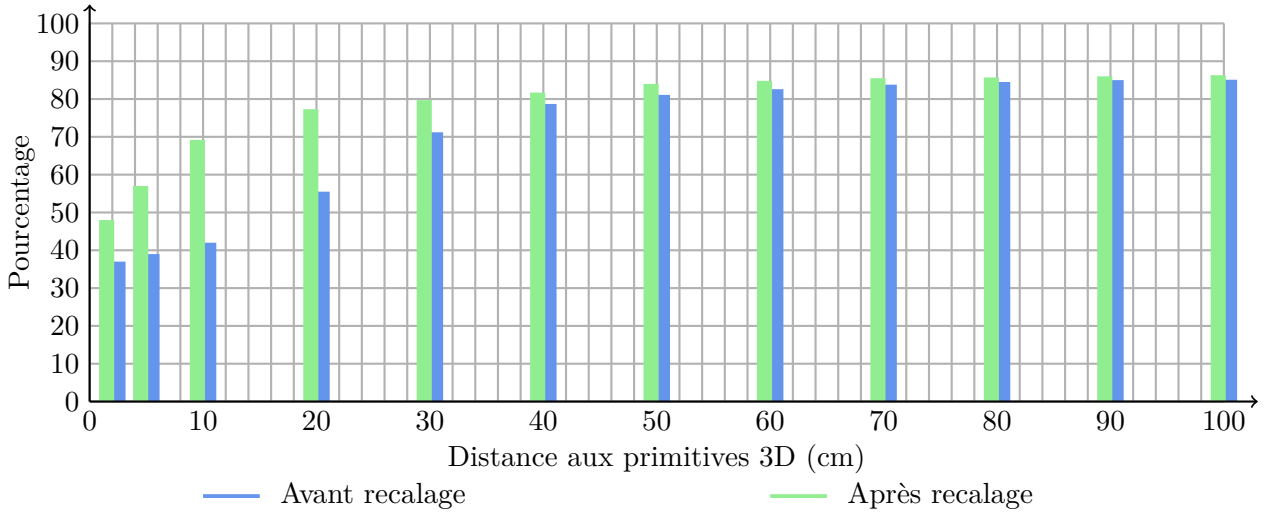


FIGURE 6.15 – Histogramme représentant le pourcentage de points laser présents en fonction de la distance aux façades du modèle avant et après recalage sur le jeu de données $Mairie_{06}$.

Utilisation des façades et du sol

Les caractéristiques de départ pour les façades des bâtiments sont les mêmes que précédemment. La figure 6.21a montre le nuage de points coloré en fonction de la distance de chaque point à sa primitive la plus proche. Au départ, concernant les points de sol, $99,3\%$ des points sélectionnés sont utilisés et la Distance Moyenne Points à Plans pour le sol (DPP_S) est de $0,22$ mètre.

L'algorithme converge vers sa solution en 11 itérations pour une durée de 115 secondes et une durée moyenne par itération de $9,75$ secondes soit $1,45$ seconde de plus que dans la situation précédente. L'ajout de la troisième dimension (correction altimétrique) augmente le nombre d'appariements, ce qui rend d'autant plus difficile l'estimation des dérives le long de la trajectoire car cela se traduit par des itérations supplémentaires pour estimer finement les dérives. Il est intéressant de noter que l'incorporation d'environ 700 000 points laser de type "Sol" entraîne une augmentation du temps par itération de $1,45$ seconde, ce qui est peu par rapport à ce que l'on pouvait penser. Comme nous l'avons vu précédemment, lorsque le nombre de points de "façade" double, le temps par itération est approximativement doublé. Cela devrait être le cas lorsque l'on ajoute les points correspondant au sol. Pourquoi l'ajout du sol ne double-t-il pas le temps par itération ?

Recherche de la primitive la plus proche. Lors de l'étape d'appariement, pour tout point laser considéré, un rayon laser est lancé pour obtenir toutes les primitives intersectées. Ensuite, la primitive la plus proche répondant à tous les critères de sélection est retenue. De plus, la méthode est améliorée par l'utilisation d'une structure en arbre de décision de type KdTree propre à chaque entité représentative du modèle. Cela améliore les requêtes spatiales pour obtenir un nombre restreint de primitives intersectées. Cet arbre permet d'accélérer les requêtes mais ne permet pas d'obtenir directement la primitive la plus proche. De plus, en ville, les bâtiments ne sont pas répartis selon un plan préférentiel mais dans des volumes disséminés de façon homogène ou hétérogène dans l'espace. Cela a pour conséquence d'accroître le nombre de primitives intersectées par un rayon lancé depuis notre véhicule. Par conséquent, il est nécessaire d'effectuer une recherche de minimum afin de déterminer la primitive la plus proche du point testé, ce qui est coûteux en temps de calcul. Le sol, quant à lui, peut être considéré comme de faible épaisseur, ce qui dans nos cas d'étude entraîne des primitives géométriques de sol réparties dans un plan (x,y). Cette répartition, propre à nos jeux de données, accélère les requêtes car dans la majorité des cas, lors du lancé de rayons, une seule primitive de sol est intersectée et, de ce fait, le minimum est directement trouvé. Cela accélère considérablement l'appariement. Cette particularité en terrain "plat" permet d'obtenir un temps d'appariement pour les points de sol négligeable face au temps d'appariement des points de façade. Bien sûr, dans un contexte

moins favorable où des différences altimétriques importantes localement pourraient être observées, cela ne serait plus valable.

Concernant le sol, le pourcentage de points sélectionnés à la dernière itération était de $99,5\%$ (*cf.*Figure 6.17) signifiant que le nombre de points utilisés au cours du recalage évolue très peu également. On observe également une chute du pourcentage de points présents à de faibles distances (proche du sol initialement). Ce phénomène est le même que celui évoqué pour les façades. Les points de sol (route et trottoirs) ayant un niveau de détail différent des primitives du modèle, l'algorithme recale les données sur le plan moyen porteur de l'ensemble à la pondération près des appariements.

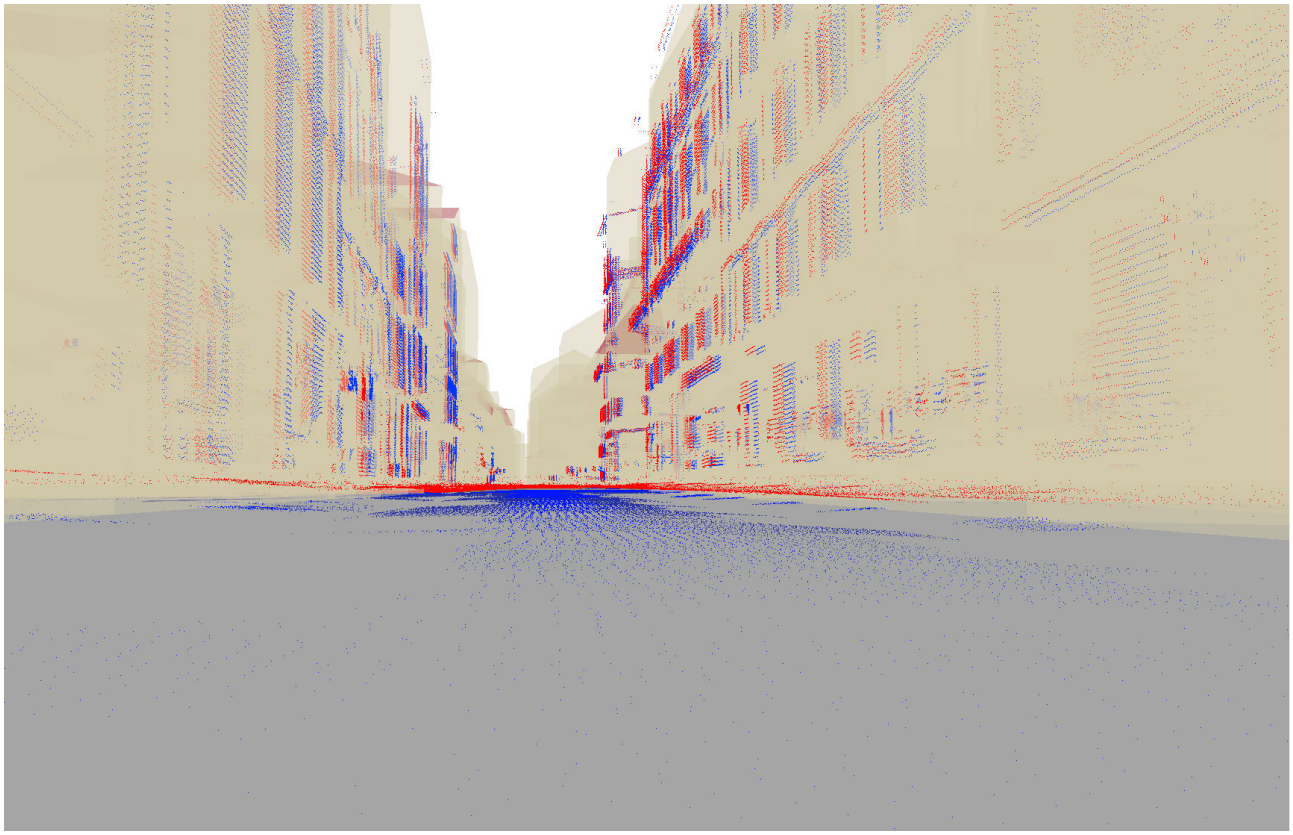


FIGURE 6.16 – Visualisation des données avant (rouge) et après (bleu) recalage.

Le graphique 6.18 quant à lui montre l'évolution de la DPP (en bleu pour la DPP_F et en brun pour la DPP_S) au cours des itérations. La DPP_S à la fin était de $0,06$ mètre (*cf.*Figure 6.16). Ce graphique montre que les courbes ont le même comportement. Il est possible de visualiser le nuage de points colorés en fonction de la DPP après recalage. Ce résultat est illustré en figure 6.21b.

Enfin, les dérives retrouvées en chaque T_c sont visibles sur le graphique 6.19. Ce graphique illustre les dérives globales appliquées pour chaque T_c pour recaler les données initiales, selon l'axe x (courbe bleu), l'axe y (courbe rouge) et l'axe z (courbe bleu clair). Comme précédemment, les dérives retrouvées sur l'ensemble de la trajectoire sont bien non linéaires et le terme de rigidité utilisé permet de lisser l'ensemble des courbes des dérives, notamment lors des phases d'arrêt du véhicule. De manière globale, sur l'ensemble de l'acquisition, on peut noter une dérive moyenne relative constante selon l'axe x d'environ -20 centimètres. La dérive moyenne relative selon l'axe y est de manière générale plus forte sur l'ensemble de la trajectoire, de l'ordre de 30 centimètres alors que le début de l'acquisition nécessitait des corrections plus faibles. La correction altimétrique présente une estimation des dérives moins homogène avec toutefois une correction négative en moyenne d'une vingtaine de centimètres sur toute l'acquisition. Les données laser étaient globalement surélevées par rapport au modèle.

Il est également possible de visualiser ces mêmes courbes non plus en fonction du temps (ensemble des T_c) mais en fonction de la distance parcourue par le véhicule. Le résultat est visible sur le graphique 6.20. Les phases de forte dérive sont beaucoup plus visibles car on observe des corrections brusques

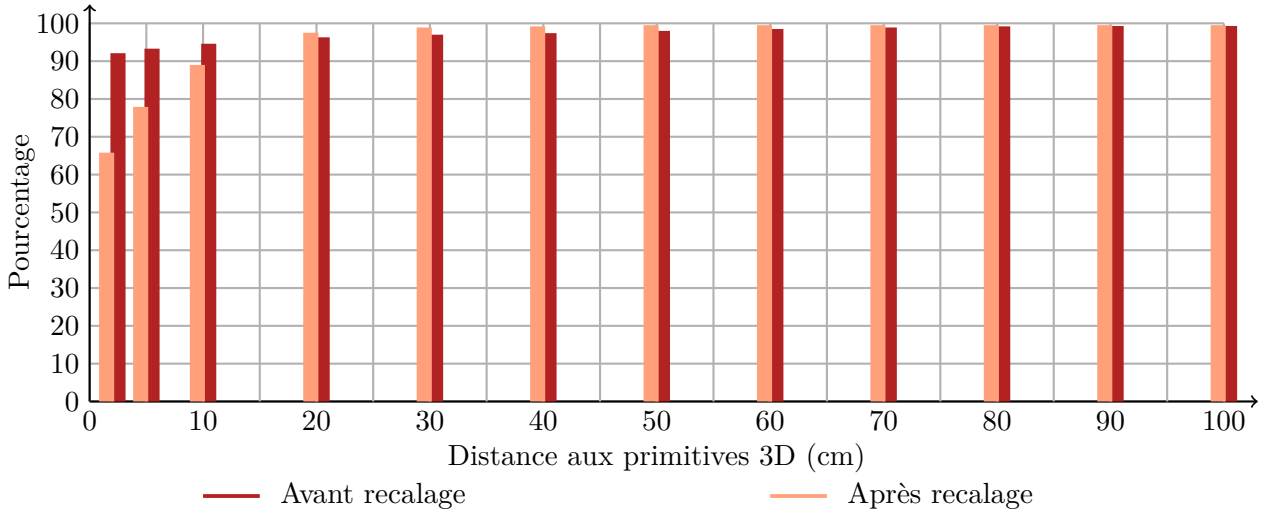


FIGURE 6.17 – Histogramme représentant le pourcentage de points laser présents en fonction de la distance aux primitives constitutives du sol dans le modèle avant et après recalage sur le jeu de données $Mairie_{06}$.

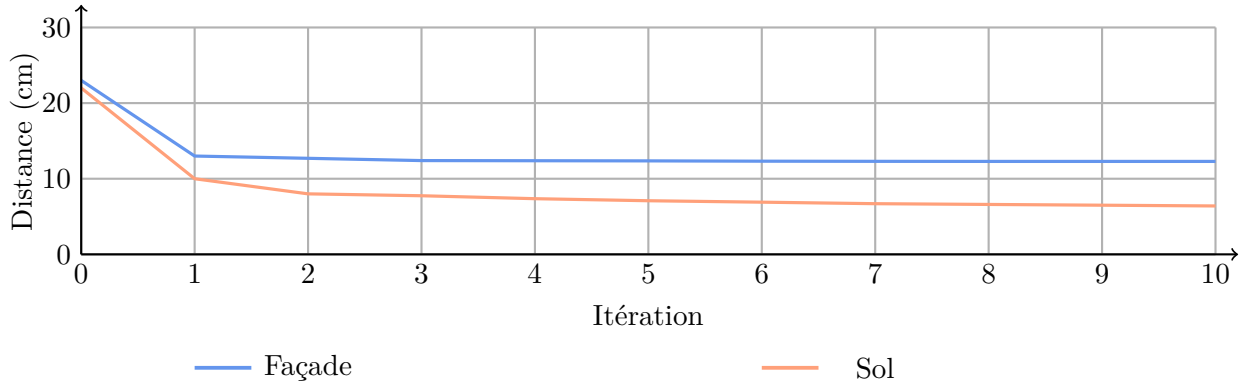


FIGURE 6.18 – Évolution de la DPP_F et de la DPP_S à chaque itération effectuée par la méthode sur le jeu de données $Mairie_{06}$.

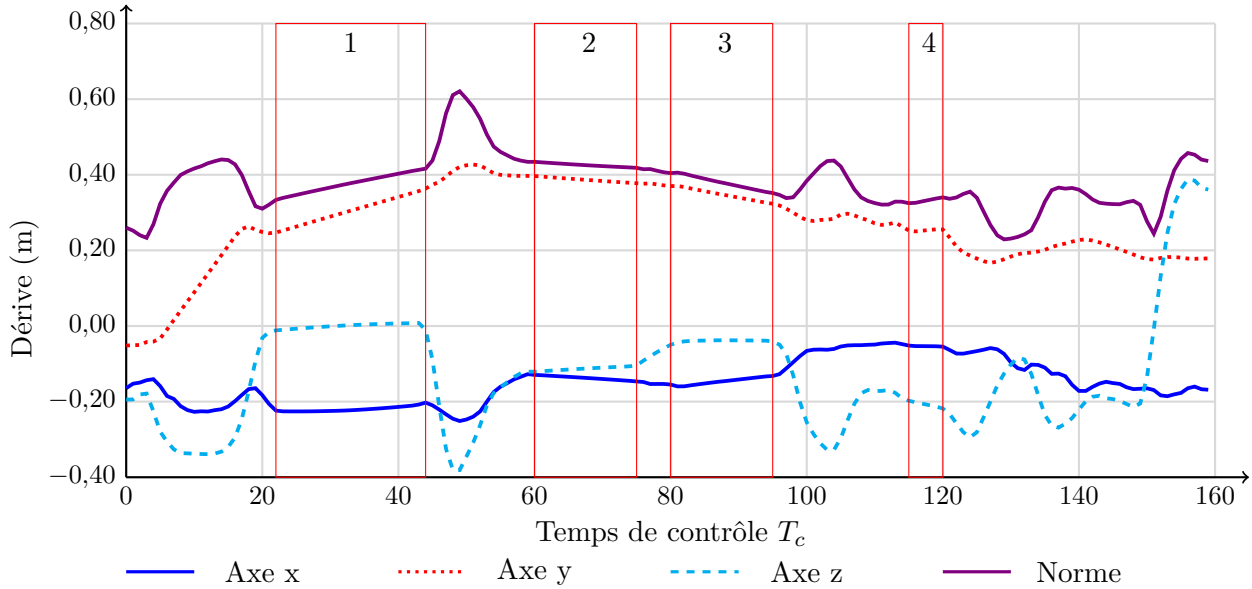


FIGURE 6.19 – Dérives estimées par la méthode en chaque T_c. Les rectangles (en rouge) correspondant aux numéros 1, 2, 3 et 4 indiquent les plages de temps pour lesquelles le véhicule était à l'arrêt.

pour une même distance.

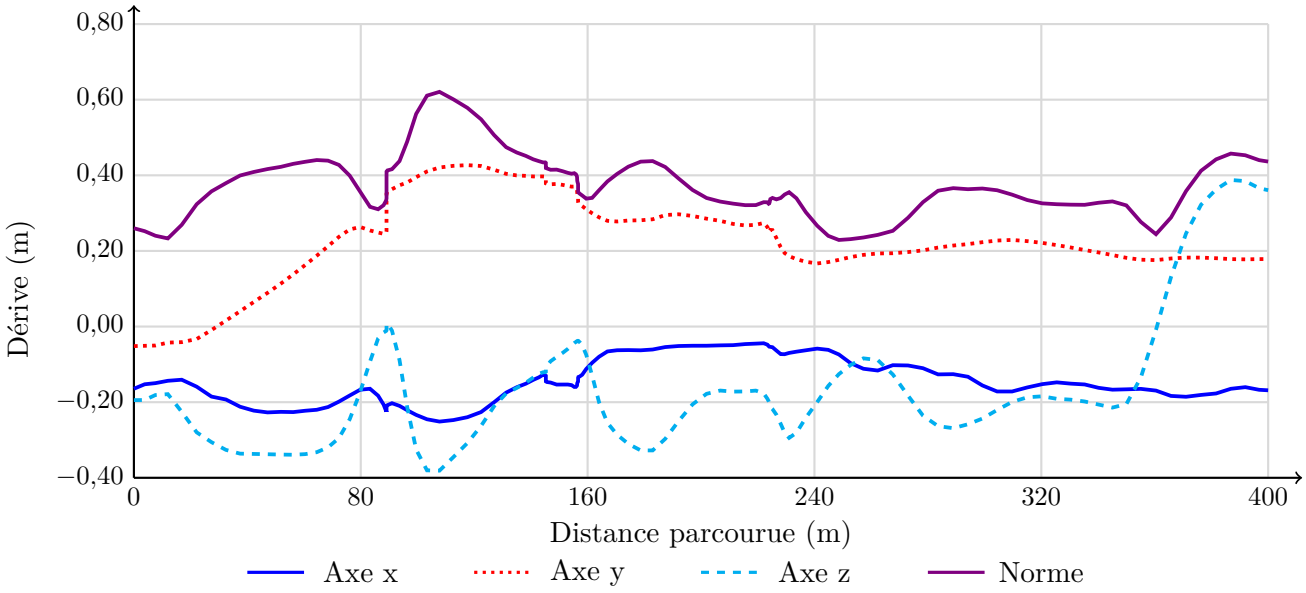
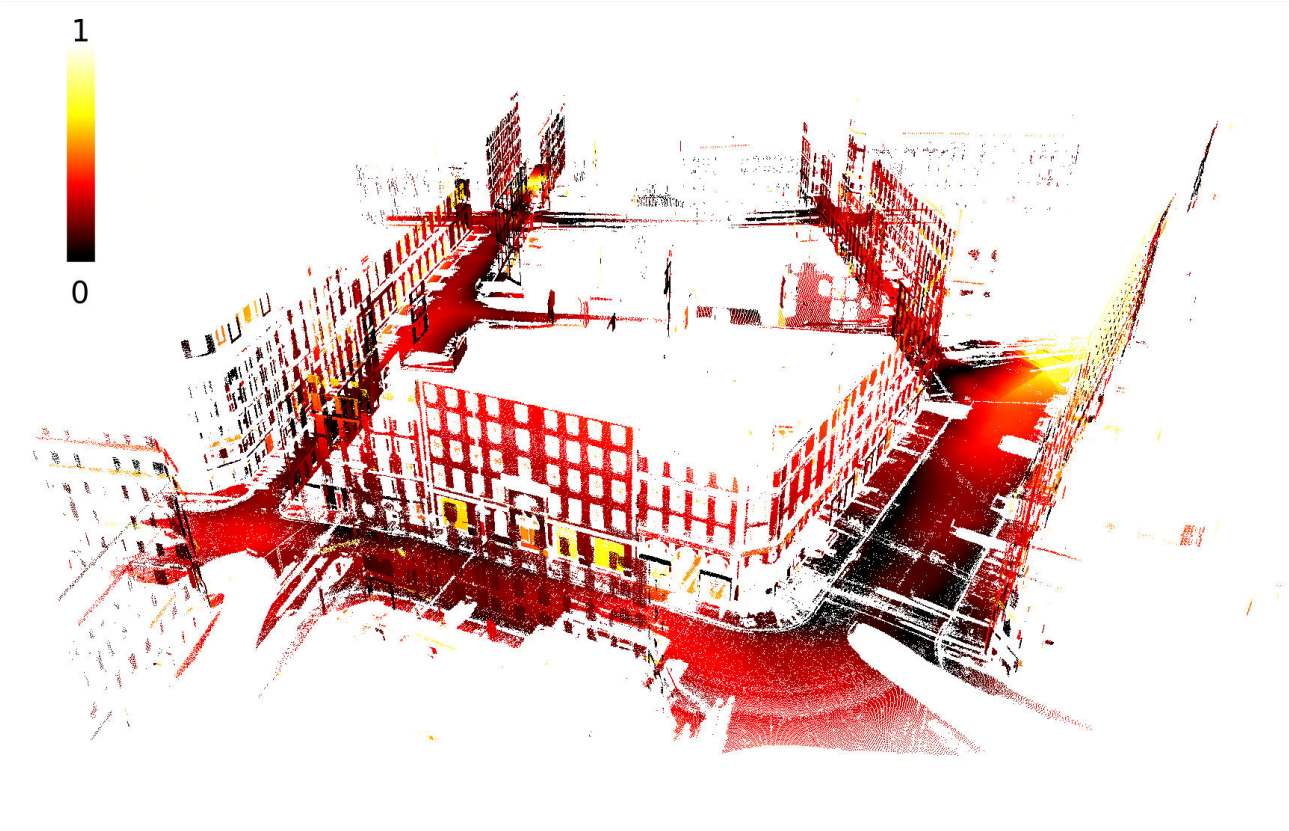


FIGURE 6.20 – Dérives estimées par la méthode en fonction de la distance parcourue (m).

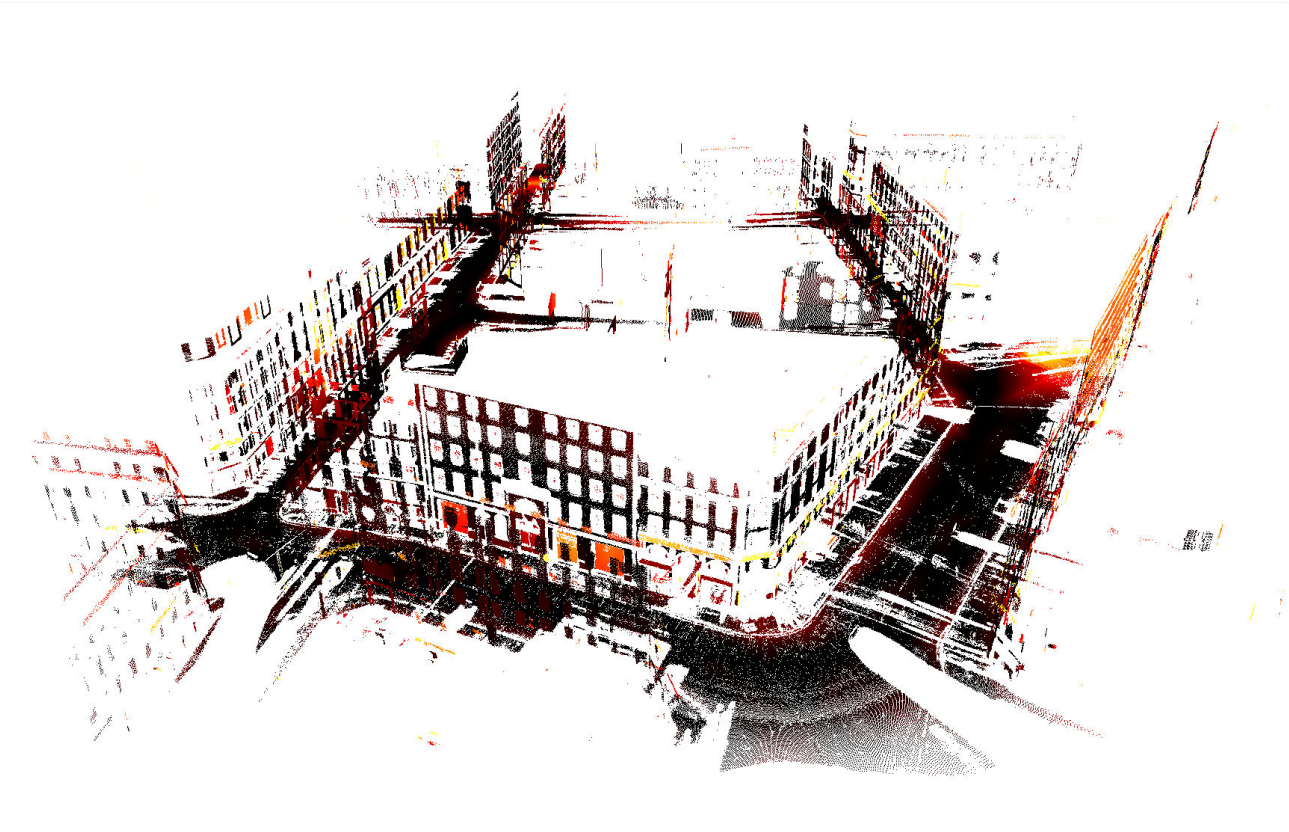
6.5 Conclusion

Le chapitre 6 nous a permis de présenter une méthode de recalage rigide par morceaux pour mettre en cohérence relative nos jeux de données. Ce recalage déplace les nuages de points laser terrestres sur un modèle géographique 3D considéré comme fixe en utilisant les primitives à notre disposition. L'ensemble de la chaîne a été réalisé exclusivement en langage de programmation C++. La méthode est générique, permettant d'incorporer potentiellement de nouvelles énergies à minimiser pour introduire de nouvelles observations.
La méthode est également assez générique pour pouvoir fonctionner en 2 dimensions au détriment d'une correction altimétrique des données. Les premiers résultats obtenus attestent du bon fonctionnement de la méthode. L'ensemble des données laser a été mis en cohérence avec les modèles 3D associés. Toutefois, on peut noter que le calcul des résidus (DPP) oscille toujours autour d'une valeur moyenne de 10 cm. Étant donnée la différence de niveau de détail entre les ensembles à recaler (TLSM et BD), il paraît difficile d'obtenir de meilleurs résultats sans contraindre la définition de ce que l'on considère comme façade ou comme sol si la BD est considérée parfaite. Une façade se limite-t-elle à la définition de son plan porteur ou est-ce une structure complexe présentant diverses strates de profondeur. La réflexion est la même pour le sol. Dans notre domaine d'étude, il n'y a pas de réponses claires, tout dépend des enjeux sous-jacents. De plus, la BD possède ses propres erreurs tant au niveau de la conception que du niveau de détail. Sans un niveau de détail plus important, descendre en dessous de 10 cm est vraiment très difficile.
L'ensemble de la méthode recale les données rapidement, de l'ordre de quelques secondes pour effectuer une itération lorsque les ordres de grandeur sont du million de points laser et de la dizaine de milliers de primitives géométriques. Il est plus rigoureux de parler de temps par itération que de temps total de recalage car ce dernier est fonction du nombre d'itérations effectuées qui dépend :

1. du nombre d'entités que l'on utilise (façade, sol, etc),
2. du nombre de dimensions (2D ou 3D),
3. de la distance initiale (initialisation) des TLSM à leur véritable primitive géométrique dans la BD,
4. de la nature même de la dérive initiale (fortement non-linéaire ou non),



(a) Avant recalage.



(b) Après recalage.

FIGURE 6.21 – Distance des points à leur primitive

5. du paramètre d_{max} utilisé :
   — avec une mauvaise initialisation (métrique), d_{max} doit être élevée $\Rightarrow$ il faut plus d'itérations pour espérer éliminer le plus de mauvais appariements et retrouver le maximum de bons appariements afin de rapprocher les points des bonnes primitives,
   — avec une bonne initialisation (décimétrique), d_{max} doit être de l'ordre de la dérive moyenne à estimer $\Rightarrow$ la différence de niveau de détail entre les données peut amener à accroître le nombre d'itérations nécessaires à la minimisation de l'ensemble,
   — avec une très bonne initialisation (centimétrique), d_{max} peut être choisie très faible $\Rightarrow$ la différence de niveau de détail est estompée dans les appariements par la valeur d_{max} favorisant les plans porteurs et ainsi une estimation plus rapide des dérives.

Dans ce chapitre, nous avons vu comment définir un modèle de dérive non linéaire adéquat pour recaler des TLSM issus de VCM sur des BD sémantisées ainsi que des résultats issus de notre algorithme. Dans le chapitre 8, nous discuterons de manière plus approfondie des paramètres de la méthode et essayerons d'évaluer leurs impacts sur les résultats de recalage. Nous verrons également comment nous avons essayé d'obtenir des informations sur la qualité de notre algorithme de recalage en testant les qualités principales d'une méthode de mise en correspondance que sont la robustesse et la précision. Ces deux termes nécessitent une définition que nous verrons ultérieurement.
Toutefois, les données utilisées sont de nature et de niveau de détails très différents ce qui rend très difficile l'évaluation d'une telle méthode. Ces travaux s'inscrivent dans une logique de mise en cohérence des données ce qui rend extrêmement difficile la constitution d'une vérité terrain. Il est donc nécessaire de mettre au point des méthodes dérivées pour obtenir des informations de qualité permettant de qualifier notre recalage. La comparaison avec des méthodes existantes est elle aussi très difficile car, à notre connaissance, aucune des méthodes de recalage rigide par morceaux utilisant des primitives différentes (points, plans) n'est applicable en l'état. Nous verrons également si notre méthode passe à l'échelle et si ce type de modèle peut être appliqué à des VCM embarquant des systèmes de géopositionnement moins performants que le nôtre.

Une première étape a été réalisée, un premier recalage nous permet dorénavant de recaler des TLSM sur des BD. Dans le chapitre suivant (*cf.*chapitre 7) nous allons faire l'inverse en nous intéressant aux étapes propres au recalage de BD sur desTLSM et, en particulier, introduire le modèle de dérive adéquat utilisé à cette fin, la formulation énergétique basée sur ce modèle et sa minimisation.

Recalage d'une base de données géographiques 2D ou 3D sur des données laser terrestres

Sommaire

7.1 Introduction **86**
7.2 Modèle de déformation **86**
7.2.1 Choix du modèle de déformation d'une base de données 86
7.2.2 Formalisme 89
7.3 Formulation énergétique et résolution **89**
7.3.1 Attache au modèle 89
7.3.2 Critère d'arrêt 90
7.4 Résultats **90**
7.4.1 Paramétrage 90
7.4.2 Résultats 91
7.4.3 Conclusion 92
7.5 Recalage conjoint **93**
7.6 Conclusion **93**

Ce chapitre décrit les différentes étapes algorithmiques nécessaires au recalage de BD sur des TLSM. Elle contient le noyau de la méthode et développe la démarche intellectuelle effectuée pour la mise en place d'un modèle de déformation générique et efficace.

7.1 Introduction

Après avoir défini une première technique de recalage non linéaire convaincante dans le chapitre 6 nous allons aborder plus en détail les BD de l'IGN en notre possession. Jusqu'à présent, nous avons considéré notre BD 3D comme une référence ne nécessitant aucune modification, ce qui est faux : la base de données présentent des erreurs inhérentes à son mode de fabrication [1]. Nous allons donc proposer de faire le contraire : recaler les bases de données sur nos TLSM. Ce recalage est également basé sur une technique de type ICP. On cherchera ensuite à recaler conjointement BD et TLSM afin de les mettre en cohérence. Dans un premier temps, les TLSM seront donc considérés parfaits pour pouvoir développer une méthode générique et efficace de recalage des BD et serviront de référence sur lequel les BD viendront s'appuyer. Dans un second temps, TLSM et BD se déformeront conjointement.

7.2 Modèle de déformation

7.2.1 Choix du modèle de déformation d'une base de données

La qualité de la centrale inertielle présente sur le véhicule assure une bonne orientation de l'ensemble des données laser acquises. Il est donc possible de ré-estimer la position relative des primitives du modèle en s'appuyant sur les données laser acquises par le véhicule Stéréopolis. La déformation d'une base de données géographiques est une thématique complexe. Le choix de la déformation peut engendrer des problèmes difficiles à résoudre. Les différents choix possibles conditionneront :

— le temps d'implémentation,
— la difficulté de résolution,
— le respect de la topologie du modèle.

Les principales erreurs présentes dans la base de données proviennent :

— des résidus d'ajustements de faisceau sur l'orientation des images utilisées pour créer la base de données,
— des différentes saisies manuelles par les opérateurs. La limite des bâtiments dans la BD provient de la saisie des bâtiments dans les images. En aérien, cette saisie se fait au niveau des gouttières, lesquelles ne sont pas forcément alignées avec les plans porteurs des façades,
— de l'algorithme de reconstruction 3D lui-même qui peut présenter des erreurs.

Le principal enjeu du choix d'un modèle de définition est la gestion de la topologie. Les intersections de surfaces représentent l'ensemble des inter-connexions spatiales entre les différentes entités constitutives de la BD. Un bâtiment est constitué de murs connectés en leurs angles. La topologie de nos BD est présente à deux niveaux :

— **intra-bâtiment** : si l'on décide de bouger un mur, il faut décider comment on répercute la transformation sur les murs adjacents,
— **inter-bâtiment** : les bâtiments eux-mêmes présentent des adjacences le long de faces communes ce qui soulève le même problème.

Plusieurs choix de modèles de déformation peuvent être envisagés :

— certaines méthodes ne gérant aucune intersection de surfaces :

1. une translation pour chaque sommet de tous les bâtiments : ce type de déformation permet la remise en cause complète de la BD mais nécessite une approche difficile à mettre en place car la méthode de résolution devra être non-linéaire. Ce type de déformation ne peut pas être mise sous forme quadratique pour une résolution par moindres carrés pondérés. Il faudrait donc linéariser le système puis le résoudre itérativement par des méthodes telles que Gauss-Newton, Levenberg-Marquardt ou encore la méthode des gradients conjugués,

2. une translation par arêtes de bâtiment le long de sa normale : cette approche est plus simple à mettre en place mais ne gère toujours pas les problèmes d'intersections de surfaces intra

1. Construite à partir d'autres bases de données, si celles-ci présentent des erreurs, elles sont automatiquement répercutées dans notre BD 3D.

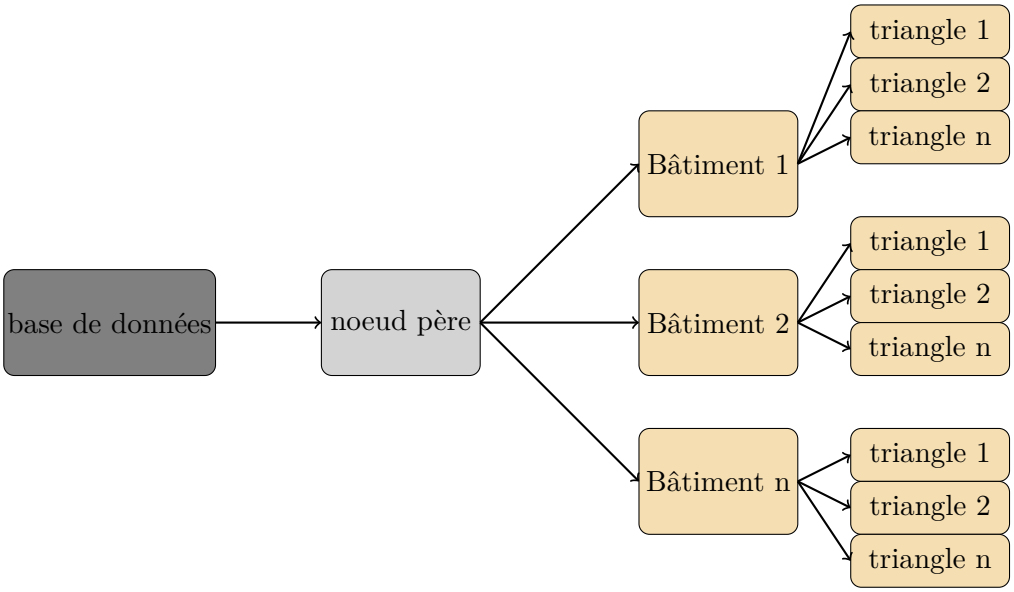


FIGURE 7.1 – schéma simplifié de l'organisation de la structure de nos bases de données

et inter-bâtiment,

— certaines méthodes ne gérant que les intersections intra-bâtiment :

1. une translation par bâtiment : cela est encore plus simple à mettre en place mais entraîne un recalage très grossier de la BD,
2. une translation et une rotation par bâtiment : ce type d'approche permet un recalage plus fin de la BD en préservant la topologie des surfaces intra-bâtiment.

Dans ce manuscrit, nous ne gérerons que les intersections de surfaces intra-bâtiment car la gestion des deux strates complexifie le modèle de résolution. Gérer l'ensemble de ces intersections demande une approche complexe en termes de stratégie et de développement. Le but de cette extension est de développer une méthode simple de déformation des BD pour valider et mettre en évidence la possibilité de recaler les deux types de données simultanément. C'est pourquoi, le modèle de déformation retenu est le dernier (une translation et une rotation par bâtiment). Cela signifie que nous ne gérerons pas les problèmes entre les bâtiments dans la base de données. Sachant cela, le modèle de déformation retenu consistera à détecter l'ensemble des bâtiments présentant une intersection avec nos données laser puis de déterminer sur chacun d'eux, une translation globale et une rotation globale. Ce type de déformation à l'avantage d'être simple. Le recalage des données sera donc rigide par bloc.

Les données laser provenant de véhicule de cartograhie mobile ne permettent pas de visualiser les toits des bâtiments. L'utilisation de ces TLSM ne permet donc pas de pouvoir recaler les bâtiments en 3 dimensions. L'unique hypothèse réalisée est que les primitives géométriques (triangles) représentant les façades de bâtiments sont verticales. Cela nous permet de pouvoir travailler en 2 dimensions.

Création d'une structure adéquate

Les BD à notre disposition se présentent sous forme d'un arbre. Cet ensemble est formé d'un noeud parent et d'un ensemble de noeuds fils contenant les bâtiments présents. Les noeuds de bâtiment contiennent l'ensemble des primitives géométriques (triangles) le composant (*cf.*Figure 7.1). Chaque triangle possède un indice le caractérisant selon l'entité réelle à laquelle il appartient (façade ou toit). L'un des noeuds ne représente pas un bâtiment mais concatène l'ensemble des primitives constituant le sol. Il est donc possible de déterminer une liste de bâtiments. Pour chaque bâtiment, il est possible d'obtenir une liste des primitives de façade et une autre pour les toits.

Création d'une empreinte 2D

Chaque façade de bâtiment peut être consituée de plusieurs triangles. Déformer les bâtiments nécessite de connaître quels triangles appartiennent à la même façade. Nous proposons de retrouver l'empreinte en 2D de chaque bâtiment. Nous appelons S_j la projection verticale d'un triangle j. S_j est un segment $[\mathbf{s}_j^1, \mathbf{s}_j^2]$ où les points 2D sont les projections verticales de deux des trois sommets du triangle (*cf.*Figure 7.2). Nous appelons $\mathbf{n}_j$ cette normale 2D unitaire. La topologie de l'empreinte peut ensuite être retrouvée de la manière suivante :

— initialiser une façade pour chaque segment S_j,
— tant que les paires de segments sont colinéaires et se chevauchent cela signifie que les deux segments représentent la même façade. Il faut donc les fusionner pour les considérer comme une seule et même façade de bâtiment,
— tant que les segments voisins ont le même comportement, les fusionner également.

Nous supposons à cette étape que chaque segment de façade possède exactement deux segments voisins adjacents. Les exceptions devraient être approfondies. Cette étape permet d'obtenir l'ensemble des façades constitutives du bâtiment traité. L'ensemble a été implémenté en sauvegardant à tout niveau l'information nécessaire à l'application ultérieure des déformations trouvées.

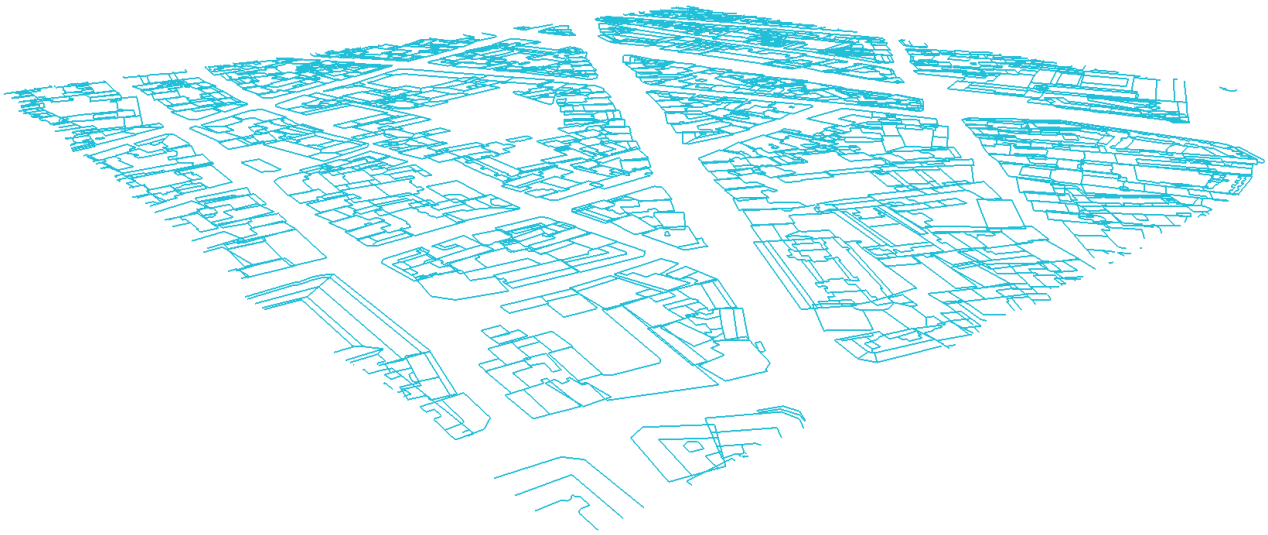


FIGURE 7.2 – Ensemble des segments 2D constitutifs des différentes empreintes de bâtiments.

Conclusion

La création d'une structure de ce type était obligatoire pour pouvoir déterminer des transformations par bâtiment. L'ensemble de ces étapes nous permet de connaître pour chaque bâtiment :

1. l'ensemble des primitives géométriques le composant séparé par entités réelles représentées (façade et toit),
2. à quel segment de façade chaque triangle appartient,
3. son empreinte en 2D créée par fusion de segment,
4. connaître précisément le nombre d'appariements effectués par bâtiment et par chaque segment de l'empreinte 2D. Cela permet de savoir quels bâtiments sont attachés au nuage de points et ainsi quels bâtiments doivent être déplacés. Les bâtiments ne possédant aucun appariement ne seront pas modifiés.

A chaque strate de l'arborescence de cette structure, l'information est disponible pour une entité donnée. Sauvegarder l'information et les chemins aller et retour permet d'effectuer des vérifications ultérieures et surtout de pouvoir, à la fin, appliquer les déformations à la structure initiale de la BD.

7.2.2 Formalisme

Nous proposons maintenant de déterminer une translation T et une rotation R par bâtiment en fonction des appariements réalisés avec les données laser. Un lancé de rayons à partir des TLSM sera effectué pour déterminer les appariements propres à chaque façade de chaque bâtiment exactement comme dans le chapitre 6.

La détermination de la transformation se fera en deux temps. La première étape consistera à déterminer la translation à appliquer par bâtiment. La rotation (en général très faible) sera estimée dans un second temps. Pour y parvenir, nous utiliserons une méthode de relaxation. Cette méthode fonctionne de manière itérative pour résoudre des systèmes linéaires. Nous pourrons donc estimer itérativement la translation puis la rotation optimales pour chaque bâtiment partageant des intersections avec nos TLSM.

7.3 Formulation énergétique et résolution

7.3.1 Attache au modèle

L'unique énergie à minimiser pour chaque bâtiment est donc le terme d'attache aux données. Ce terme est identique à celui du chapitre 6 et noté E_{def} (*cf.*Équation 7.2). Le terme de rigidité du chapitre précédent n'est plus nécessaire car la déformation pour un bâtiment est considérée rigide. Au sein d'un bâtiment, nous appelons $\mathbf{p}_j^i$ les n_j points 2D d'indice i appariés aux segments S_j constitutifs de son empreinte. La déformation D de la trajectoire de départ s'écrit donc comme une translation T_x d'un vecteur $\mathbf{x}$ 2D et d'une rotation R_θ d'angle θ autour du centre de gravité G du bâtiment considéré (*cf.*Équation 7.2) :

$$E_{def}(\mathbf{x}, \theta) = \sum_j \sum_{i=1}^{N_j} d^2(\mathbf{p}_j^i, R_\theta o T_x(S_j)) \tag{7.1}$$

$$\tag{7.2}$$

où $d(\mathbf{p}, B_j) = (\mathbf{p} - \mathbf{b}_j^1).\mathbf{n_j}$ est la distance orthogonale signée du point laser en 2D au segment B_j.

Translation

En ne considérant pas la rotation R_θ, la translation optimale peut être obtenue sous forme close en annulant le gradient de E_{def}. Cela nécessite de calculer le gradient de la distance (*cf.*Équation 7.4) :

$$\nabla_{\mathbf{x}} d^2(\mathbf{p}_j^i, T_x(S_j)) = \sum_j \sum_{i=1}^{n_j} d(\mathbf{p}_j^i, T_x(S_j))\mathbf{n}_j = \sum_j N_j \left(n_j(\mathbf{x} + \mathbf{b}_j^1) - \sum_i \mathbf{p}_j^i \right) \tag{7.3}$$

$$\tag{7.4}$$

où $N_j = \mathbf{n}_j \mathbf{n}_j^T$ et b_j^1 un point de S_j. Le minimum de E_{def} est obtenu en annulant son gradient :

$$\mathbf{x}^* = (\sum_j n_j N_j)^{-1} \sum_j N_j \left(n_j \mathbf{b}_j^1 - \sum_i \mathbf{p}_j^i \right) \tag{7.5}$$

$$\tag{7.6}$$

Ce vecteur optimal x^* de dimension 2 définit la déformation en translation pour un bâtiment en fonction de ces appariements. Une translation optimale est calculée pour chaque bâtiment de notre BD qui possède des appariements avec nos TLSM. Ceux ne présentant aucun appariement ne subiront pas de modification. Nous allons maintenant voir comment calculer la rotation optimale.

Rotation

Une fois la translation calculée et appliquée pour chaque bâtiment, la rotation optimale rapprochant au mieux les données des TLSM va être déterminée. Celle-ci ne peut pas être obtenue sous forme close. Nous allons la déterminer en utilisant une approche de bracketing multi-résolution permettant de trouver des minimums de fonctions réguliers mais non convexes.

La méthode cherche un minimum de E dans l'intervalle $[-\theta_{search}, \theta_{search}]$ et se décompose comme ceci :

— discrétiser l'espace de recherche : $\theta_i^1 = -\theta_{search} + 2i\theta_{search}/N$ pour $i = 0..N$,
— trouver l'angle optimal $i^* = argmin_i E(\theta_i^1)$,
— réduire l'espace de recherche à $[-\theta_{i^*-1}^j, \theta_{i^*+1}^j]$,
— itérer jusqu'à convergence $|E(\theta_{i^*}^j) - E(\theta_{i^*}^{j+1})| < \Delta E_m in$.

Degrés de liberté

Le nombre de degrés de liberté pour notre approche est de deux pour la translation et un pour la rotation, et ce, pour chaque bâtiment partageant des intersections avec les TLSM. Ce nombre est donc de $3 \times N_{bat}$ avec N_{bat} le nombre de bâtiments considérés. Les transformations (T_x, R_θ) ainsi obtenues seront appliquées à chaque itération de notre processus de relaxation et ce, jusqu'à convergence du processus.

7.3.2 Critère d'arrêt

Le processus est stoppé lorsque la différence entre la somme des déformations déterminées à l'itération n et celle déterminées à l'itération $n-1$ est inférieurs à un seuil ϵ_x pour la translation (*cf.*Équation 7.7) et à un seuil ϵ_θ pour la rotation (*cf.*Équation 7.8).

$$\frac{1}{N_{bat}} \cdot (\sum_{i=1}^{N_{bat}} \|x^n - x^{n-1}\|) < \epsilon_x \tag{7.7}$$

et

$$\frac{1}{N_{bat}} \cdot (\sum_{i=1}^{N_{bat}} \|\theta^n - \theta^{n-1}\|) < \epsilon_\theta \tag{7.8}$$

avec $\epsilon_x = 1$ millimètre et $\epsilon_\theta = 10^{-3}$ radian.

7.4 Résultats

L'approche a été testée sur le jeu de données $Mairi_{06}$. Le nuage laser acquis par notre VCM correspondant ainsi que sa base de données 3D ont été recalés par cette approche.

7.4.1 Paramétrage

Pour s'assurer de l'arrêt de la méthode au cas où les critères d'arrêt ne seraient pas respectés, un troisième critère d'arrêt a été ajouté. Il s'agit du nombre d'itérations maximum acceptées. Ce nombre est fixé empiriquement à 20. Au vu des déformations relatives entre nos données, ce seuil n'est pas limitant. En effet, le procédé ne devrait nécessiter que quelques itérations pour converger vers une solution. Le seul et unique paramètre de la méthode est la distance d_{max} acceptée pour l'appariement des points de façades aux primitives du modèle lors du lancer de rayons. Nos données étant très proches initialement (rappel : $\simeq 0.5$ m en moyenne), cette distance a été fixée à 1 mètre.

7.4.2 Résultats

471 bâtiments composent la BD, le nuage laser ne couvrant qu'une petite partie de la scène, après appariement des données, seulement 52 d'entre eux sont entrés dans le processus de recalage soit 11% des bâtiments. Les 89% restant ne seront donc pas déplacés. Le nombre d'itérations maximum toléré a été atteint. Les seuils fixés sur les critères d'arrêts concernant la translation moyenne et la rotation moyenne sur l'ensemble des 52 bâtiments n'ont pas été atteints. Les seuils choisis étaient trop faibles.

Chaque itération a été réalisée en 25 secondes en moyenne. Dans le détail, le temps moyen d'appariement était de 7 secondes, soit 28% d'une itération, et le temps de résolution moyen du système était de 11 secondes (détermination de la translation optimale en 0.5 seconde et de la rotation optimale en 10,5 secondes), soit 44% du temps d'une itération. Le temps d'appariement reste inchangé par rapport aux résultats obtenus lors du recalage dans le chapitre précédent (*cf.*sous-section 6.4.3). Cette fois, l'étape la plus longue est le temps mis pour résoudre le système et notamment le temps nécessaire pour déterminer la rotation optimale pour chaque bâtiment à déplacer. Le reste du temps pour une itération est consacré à la sauvegarde de la nouvelle base de données ($\simeq$ 6 secondes). Cette étape n'est donc pas à comptabiliser dans le processus final car il n'est pas nécessaire d'effectuer cette sauvegarde à chaque itération. Nous l'avons réalisée pour pouvoir valider visuellement le recalage et analyser les déplacements à chaque itération. Le temps réel pour une itération est donc de 19 secondes environ ce qui ramène les pourcentages à 37% en ce qui concerne l'étape d'appariement et 58% pour la résolution du système et l'application des transformations.

La zone entière est illustrée en figure 7.3. Un zoom (*cf.*Figure 7.4) sur une façade de bâtiment avant recalage est visible sur la figure 7.4a. Cette même façade après recalage est visible sur la figure 7.4b. L'ensemble du jeu de données a été recalé correctement par notre approche, à l'exception d'un bâtiment. La DPP_F avant recalage était de 0.3 mètre. Cette même DPP_F en fin de recalage était de 0.14 mètres.

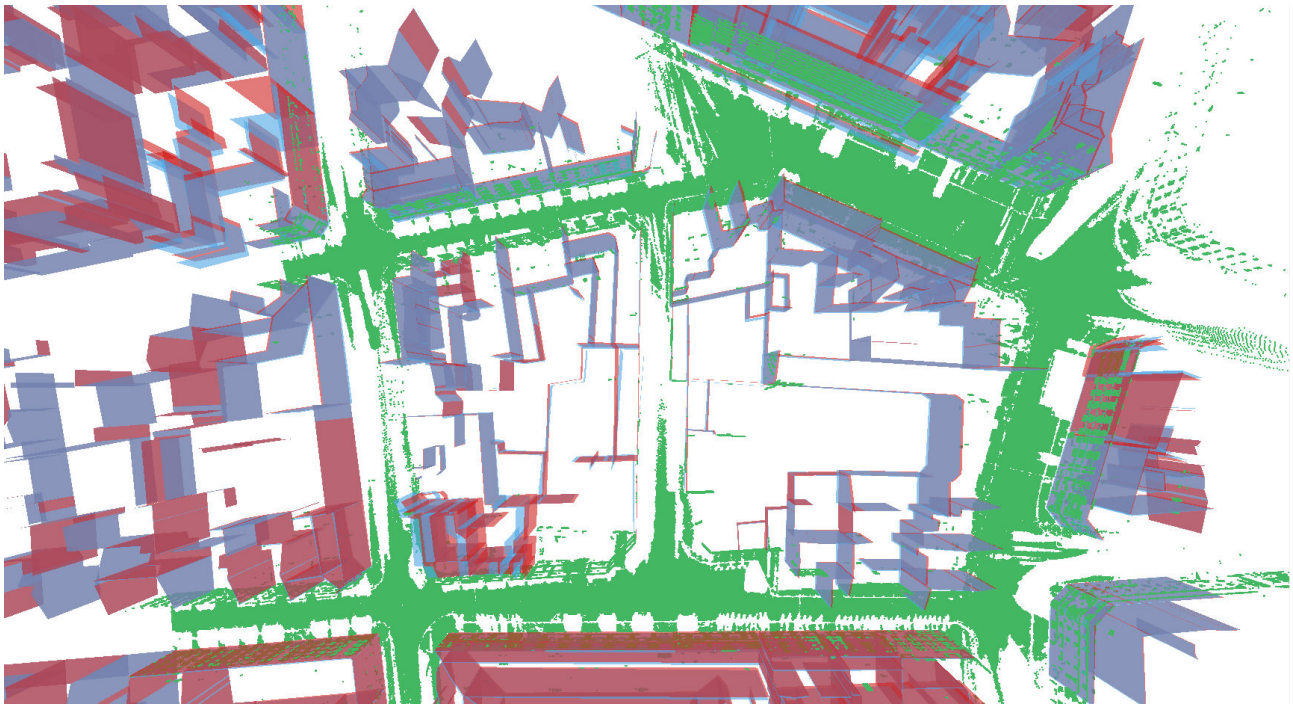
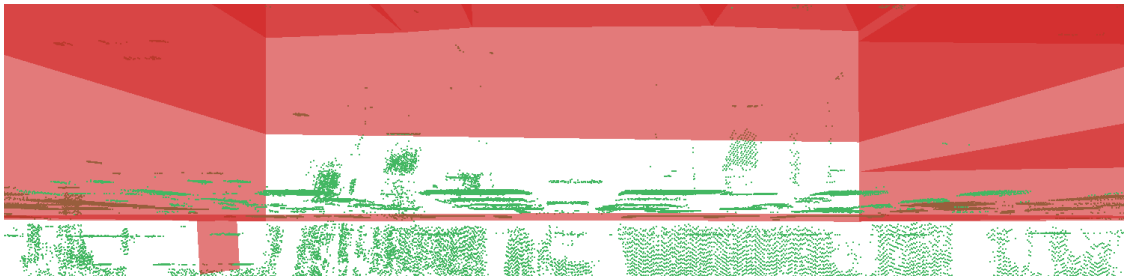
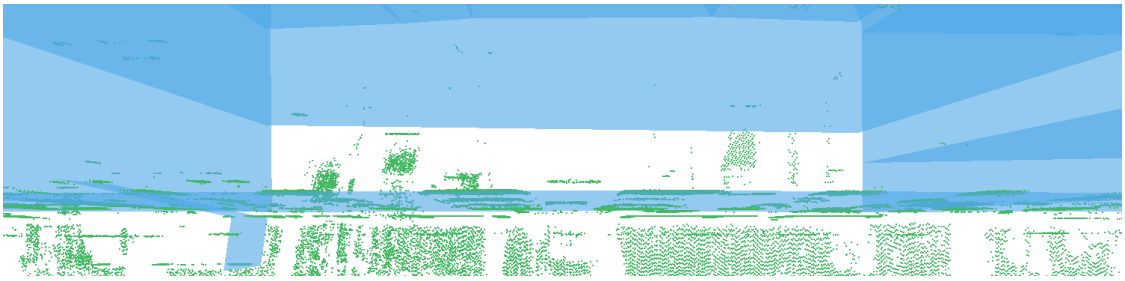


FIGURE 7.3 – Recalage d'une base de données 3D sur un nuage laser terrestre. La base de données initiale apparaît en rouge tandis que la base de données recalée apparaît en bleu. Le nuage laser utilisé pour le recalage est de couleur verte.

Le tableau 7.1 résume les moyennes des déformations obtenues sur l'ensemble des bâtiments déplacés sur le jeu de données $Mairie_{06}$. Les déformations moyennes appliquées sont faibles pour un déplacement en translation inférieur à 50 centimètres et une rotation de l'ordre de 1 degré.



(a) Avant recalage.



(b) Après recalage.

FIGURE 7.4 – Recalage d'une base de données 3D sur un nuage laser terrestre.

	T_{plani} (m)	θ_{radian}	$\theta_{degré}$
déformation moyenne	0,36	0,018	1,02

Tableau 7.1 – Translation et rotation moyenne appliquées sur l'ensemble des bâtiments possédant une intersection avec le nuage laser lors du recalage.

7.4.3 Conclusion

Les premiers résultats obtenus attestent du bon fonctionnement de la méthode. A l'exception d'un bâtiment qui a été déplacé de plus 6.5 mètres, les 51 autres bâtiments sont recalés correctement. La méthode développée est plus lente que celle développée dans le chapitre précédent (*cf.*chapitre 6) en ce qui concerne le temps moyen par itération qui était approximativement de 10 secondes (2 fois plus long). Ceci est dû à l'algorithme de bracketing utilisé pour déterminer la rotation par bâtiment qui teste différents espaces de recherche afin de déterminer le meilleur angle. Aucune optimisation n'a été effectuée de ce côté là et certaines pourraient être mises en place assez facilement. Le domaine de recherche pourrait être contraint plus fortement pour ne pas trouver des rotations dans des plages de valeurs inadaptées. Cependant, l'avantage de cette méthode devrait être la rapidité de convergence. Même si le temps par itération est plus lent, le nombre d'itérations nécessaires au recalage ne devrait pas excéder quelques itérations avec nos types de données. Cela requiert de revoir les seuils des critères d'arrêt à la hausse car les déformations moyennes sur l'ensemble des bâtiments sont plus élevées que celles attendues. Ceci est dû à deux problèmes pour lesquels nous n'avions pas prévu de garde-fous et qui ne doivent pas être négligés avec cette méthode de recalage :

1. L'étape de lancé de rayons : En utilisant cette méthode, il est possible d'oublier des appariements et de ne pas les prendre en compte. Lorsque le point a été acquis avec un angle rasant dans une rue perpendiculaire à la trajectoire du véhicule par exemple, il est probable, que lors du lancé de rayons aucune primitive géométrique ne soit intersectée. Une solution serait d'effectuer le lancé de rayons, non plus à partir du centre au laser, mais par rapport à la normale au point. Cela nécessite en revanche d'avoir une forte confiance dans l'estimation de la normale. Dans notre cas d'étude, les points de façades utilisés proviennent d'un fort seuillage sur un

descripteur de planarité locale, ce qui nous garantit, une bonne estimation de la normale. Des tests devraient être effectués mais cette solution serait applicable.

2. La compatibilité des normales lors de l'appariement : Lorsqu'un appariement est réalisé, le critère de compatibilité entre les normales valide ou invalide cet appariement pour ne pas associer un point laser à la primitive d'en face (au sein d'une rue ou d'un bâtiment lui même).

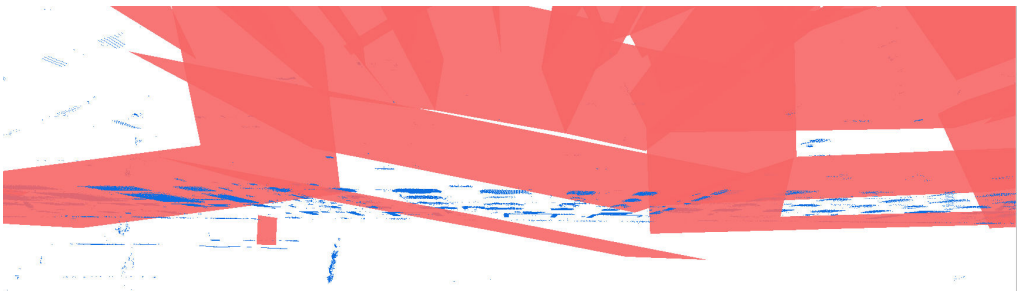
Ces deux caractéristiques de notre méthode étaient des avantages non négligeables dans le chapitre précédent (*cf.*chapitre 6) car les inconvénients causés étaient gommés par notre approche non linéaire et notre terme de rigidité. Ces deux aspects ont vocation a faire diminuer le nombre de points appariés. En diminuant ce nombre de points pour cette méthode on peut créer des cas particuliers. Si un bâtiment est apparié à quelques points laser, celui-ci ne peut se déplacer qu'en direction de ces uniques points, ce qui peut amener à des cas dégénérés comme notre bâtiment déplacé de 6.5 mètres. Ces aspects n'ont pas été pris en compte dans l'implémentation de la méthode. Il est indispensable d'y remédier. Un bon recalage passe donc par une répartition homogène des appariements. Une étude plus approfondie sera réalisée en section 8.9.

7.5 Recalage conjoint

Les deux méthodes de recalage développées dans ce manuscrit (*cf.*chapitre 6 et 7) fonctionnent de manière indépendante mais avec de nombreuses étapes communes (*cf.*chapitre 5). Dans chacun des cas, l'un des jeux de données sert de référence sur laquelle le second vient se recaler. Actuellement, ce procédé nécessite donc que l'utilisateur choisisse lequel des deux jeux est le plus fiable. Cependant, si aucun a priori de fiabilité n'est effectué, il est tout à fait possible d'effectuer un recalage conjoint. Nous n'avons pas abordé le problème dans sa globalité, mais nous proposons une approche par relaxation où chaque recalage est appliqué successivement. Chaque type de recalage peut être alterné de manière à mettre en cohérence les données. L'alternance peut être effectuée à haut niveau comme un recalage complet (une ICP complète) avec l'une des méthodes puis un recalage complet avec la seconde. Elle peut également être effectuée à plus bas niveau. Cela signifie que la méthode est alternée à chaque itération du processus de recalage. Une première itération déforme les TLSM, la seconde déforme la BD et ainsi de suite jusqu'à convergence du processus (*cf.*Figure 7.5).

7.6 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de présenter une méthode de recalage de nos jeux de données différente de celle développée dans le chapitre 6. Ce recalage déplace chaque bâtiment présent dans une base de données géographiques indépendamment les uns des autres. L'ensemble de la chaîne a été réalisé en langage de programmation C++ et un langage de script pour une gestion des étapes de configuration et de la chaîne de traitements.
Dans ce chapitre, nous avons vu comment définir un modèle simple de déformation adéquat pour recaler des BD sur des TLSM ainsi que des résultats visuels issus de notre algorithme. L'ensemble des résultats obtenus atteste du bon fonctionnement de la méthode. Deux techniques de recalage ont été introduites dans ce chapitre et le chapitre précédent et des premiers résultats ont été présentés. L'évaluation des deux méthodes de recalage sera l'objet du prochain chapitre (*cf.*chapitre 8).



(a) Itération 0 : Position initiale des deux jeux de données à recaler

(b) Itération 1 : Le modèle se déforme

(c) Itération 2 : Le nuage laser se déforme

(d) Itération 3 : Le modèle se déforme

(e) Itération 4 : Le nuage laser se déforme

FIGURE 7.5 – Illustration d'un recalage conjoint sur un bâtiment du jeu de données $Mairie_{06}$. La base de données est modifiée à chaque itération impaire et le nuage laser à chaque itération paire avec leur propre modèle de déformation.

Troisième partie

Évaluation et passage à l'échelle

Chapitre 8

Evaluation et passage à l'échelle

Sommaire

8.1 Introduction **98**
8.2 Discussion sur les paramétres **98**
8.2.1 Discrétisation temporelle Δ_t 98
8.2.2 Rigidité λ_{rigid} 99
8.2.3 Distance maximale d'appariement d_{max} : 100
8.2.4 Conclusion 101
8.3 Discussion sur les métriques d'évaluation et notations **101**
8.4 Influence des paramètres **101**
8.4.1 Protocole expérimental : 102
8.4.2 Rigidité λ_{rigid} / distance d'appariement d_{max} 102
8.4.3 Pas de discrétisation Δ_t / distance d'appariement d_{max} 103
8.4.4 Rigidité λ_{rigid} / pas de discrétisation Δ_t 104
8.4.5 Conclusion 105
8.5 Qualité du recalage **106**
8.5.1 Introduction 106
8.5.2 Création de nuages laser synthétiques par lancé de rayons. 106
8.6 Robustesse et précisions **107**
8.6.1 Problèmes liés à l'éloignement des données. 107
8.6.2 Amplification de dérives réelles 108
8.6.3 Simulation d'un mouvement aléatoire contraint 112
8.6.4 Recalage possible selon la qualité de la centrale inertielle 116
8.7 Impact de la décimation **127**
8.7.1 Protocole expérimental 127
8.7.2 Résultats 129
8.7.3 Conclusion 130
8.8 Passage à l'échelle **130**
8.8.1 Jeu de données 131
8.8.2 Méthodologie 131
8.8.3 Résultats 132

8.8.4 Conclusion 135
8.9 Précision lors du recalage d'une base géographique sur un nuage laser . 136
8.9.1 Protocole expérimental 136
8.9.2 Paramétrage 137
8.9.3 Résultats 137
8.9.4 Conclusion 142
8.10 Conclusion 142

Après avoir présenté les méthodes de recalage développées au cours de cette thèse dans les chapitres 6 et 7 et les premiers résultats, nous allons maintenant évaluer le potentiel de ces méthodes ainsi que leurs limites. Pour cela, nous allons définir les différentes qualités d'un recalage et proposer des protocoles pour les mesurer pour nos approches.

8.1 Introduction

L'évaluation d'une méthode est une étape essentielle permettant de déterminer ses qualités essentielles. Dans ce manuscrit, nous avons développé deux méthodes de recalage distinctes, l'une consacrée au recalage de TLSM sur des BD et l'autre sur le recalage de BD sur des TLSM. Nous les évaluerons donc séparément. Une plus grande attention a été portée sur l'évaluation dans le chapitre 6. Les sections 8.2 à 8.8 seront exclusivement consacrées à l'évaluation de la méthode décrite dans le chapitre 6. La dernière section sera consacrée à l'évaluation de la méthode développée dans le chapitre 7. La première partie de cette évaluation débutera par une discussion sur les paramètres utilisés. Nous verrons également comment les paramètres de l'algorithme peuvent influer sur la réponse obtenue (*cf.*section 8.4). Il s'en suivra une évaluation de l'algorithme sur des nuages réels et des nuages synthétiques (*cf.*section 8.5) pour mettre en évidence les qualités principales d'un algorithme de recalage que sont la robustesse et la précision. Cela se fera grâce à des méthodes de déformation des TLSM par amplification de dérives initiales et par ajout de mouvements aléatoires pour créer de nouveaux TLSM artificiellement dégradés. Nous verrons également si notre approche de recalage est applicable à des systèmes de géopositionnement embarquant des centrales inertielles de moins bonne qualité que la nôtre (*cf.*sous-section 8.6.4). Nous étudierons ensuite l'impact du sous-échantillonnage sur les résultats de nos recalages (*cf.*section 8.7). Cet aspect est intéressant en vu de la gestion de gros volumes de données dans un contexte big data (*cf.*section 8.8) où le volume de données à traiter se compte en téraoctet (To) et en milliards de points laser. Avant de conclure, nous verrons (*cf.*section 8.9) une évaluation menée sur la méthode décrite au chapitre 7. Pour terminer, les résultats seront discutés (*cf.*section 8.10).

8.2 Discussion sur les paramétres

L'algorithme de recalage dépend de trois paramètres :

1. le pas de discrétisation temporelle Δ_t,
2. le terme de rigidité λ_{rigid},
3. la distance maximale d'appariement des points d_{max}.

8.2.1 Discrétisation temporelle Δ_t

Le pas de discrétisation temporelle Δ_t n'impacte théoriquement que la précision du recalage, puisque la dérive réelle est approchée par une fonction linéaire par morceaux. Dans une telle approximation, l'erreur maximale sur un intervalle de temps Δ_t est notée a et est l'accélération maximale sur cet intervalle, c'est-à-dire l'erreur maximale sur l'accélération estimée par le système de géopositionnement. Cette valeur peut être calculée de la façon suivante :

soit une fonction $g(t)$ dérivable continûment deux fois (accélération $\rightarrow$ vitesse $\rightarrow$ position). Il est possible de borner l'erreur potentielle maximale dans un intervalle Δ_t avec une fonction $G(t)$ telle que $G''(t) = max(|g''(t)|) = a$. En intégrant un première fois on obtient $G'(t) = at + c_1$, puis une seconde fois, on obtient $G(t) = (\frac{a}{2})t^2 + tc_1 + c_2$ avec $G(t_1) = G(t_2) = 0$. C'est donc un polynôme du second degré de forme canonique $G(t) = (\frac{a}{2})(t_1 - t)(t_2 - t)$. L'erreur maximale ϵ est obtenue au centre de l'intervalle défini par Δ_t donc pour $G(\frac{t_2+t_1}{2})$ soit une erreur égale à :

$$\epsilon = \frac{a(t_2 - t_1)^2}{8} = \frac{a\Delta_t^2}{8} \tag{8.1}$$

Idéalement, Δ_t doit être choisi pour que cette erreur soit inférieure à la précision des données. Malheureusement, il est souvent difficile d'avoir accès au a pour les systèmes de géopositionnement courants car, même en connaissant la précision de la mesure accélérométrique, il est difficile d'estimer comment celle-ci est modifiée par l'intégration des autres mesures (odométrique, GPS). Pour notre système, l'erreur accélérométrique maximale mesurée expérimentalement est de l'ordre de $a = 4.10^{-3} m.s^{-2}$ et l'erreur maximale acceptée est de l'ordre du centimètre ce qui donne un pas de temps théorique de $\Delta_t = 4.47s$. Afin d'assurer une bonne précision, même en cas de dérive beaucoup plus importante, nous avons réduit Δ_t à 1 s au départ. Ce choix impacte le temps de calcul de l'étape de minimisation et le temps d'application des dérives car il accroît le nombre de temps de contrôle. Toutefois, le temps de calcul de l'étape de minimisation reste négligeable face au temps d'appariement qui est lui-même également négligeable face au temps de calcul des descripteurs géométriques locaux.

8.2.2 Rigidité λ_{rigid}

λ_{rigid} est un paramètre adimensionnel, les deux énergies étant des sommes de carrés des distances, et les w_i étant eux-mêmes adimensionnels. Plus ce paramètre est élevé, plus il pénalise les variations de la dérive. Son réglage dépend des caractéristiques de l'acquisition. Une étude d'ordre de grandeur des énergies E_{model} et E_{def} montre que, pour que leurs contributions soient équivalentes, λ_{rigid} doit être de l'ordre de :

$$\frac{\bar{N}_{app}^{\Delta_t} \bar{dist}(P, Prim)}{\bar{\Delta D}^{\Delta_t}}$$

où $\bar{N}_{app}^{\Delta_t}$ est le nombre moyen de points appariés par intervalle de temps Δ_t. Cette valeur dépend des données utilisées et des prétraitements éventuels réalisés au départ. Le nombre de points utilisés sera en général compris entre 10^1 et 10^4. Le terme $\bar{dist}(P, Prim)$ correspond à la distance moyenne des points aux primitives appariées. Le véhicule d'acquisition mobile donnant une initialisation correcte des données, cette valeur est de l'ordre de $10^0 = 1$ mètre. Si toutefois, d'autres données devaient être utilisées, l'ordre de grandeur excède rarement 10^1. Pour finir $\bar{\Delta D}^{\Delta_t}$ est la variation moyenne de la dérive par intervalle de temps Δ_t. Cette valeur n'excède pas 10^{-2}. Ces valeurs ne représentent que des ordres de grandeur (de ces valeurs) et permettent d'estimer une valeur pour λ_{rigid} dont l'ordre de grandeur est compris entre 10^3 et 10^7.

Le terme de rigidité est un paramètre crucial du recalage. Nos premières expérimentations ont montré qu'il conditionne plusieurs phénomènes complexes inhérents aux données traitées. Un recalage complètement rigide ($\lambda_{rigid} \rightarrow \infty$) ne permet pas de retrouver la dérive réelle qui est non linéaire. Par contre, une rigidité trop basse comporte deux risques majeurs :

1. une perte de cohérence globale : selon le type de dérive initiale du nuage, le risque de converger vers un mauvais recalage (minimum local) augmente d'autant plus que la rigidité est faible car, dans ce cas, une partie du nuage peut facilement être appariée à de mauvaises primitives même si le reste du nuage est bien apparié. L'utilisation d'un fort terme de rigidité permet de corriger les mauvais appariements en propageant les contraintes issues des bons appariements (si ceux-ci sont majoritaires).
2. une sur-correction : comme le modèle sur lequel on recale la donnée est moins détaillé que la donnée elle même, une faible rigidité risque d'entraîner une sur-correction, c'est à dire qu'on

risque de trop déformer le nuage pour "écraser" ces détails sur le modèle (*cf.*Figure 8.1).

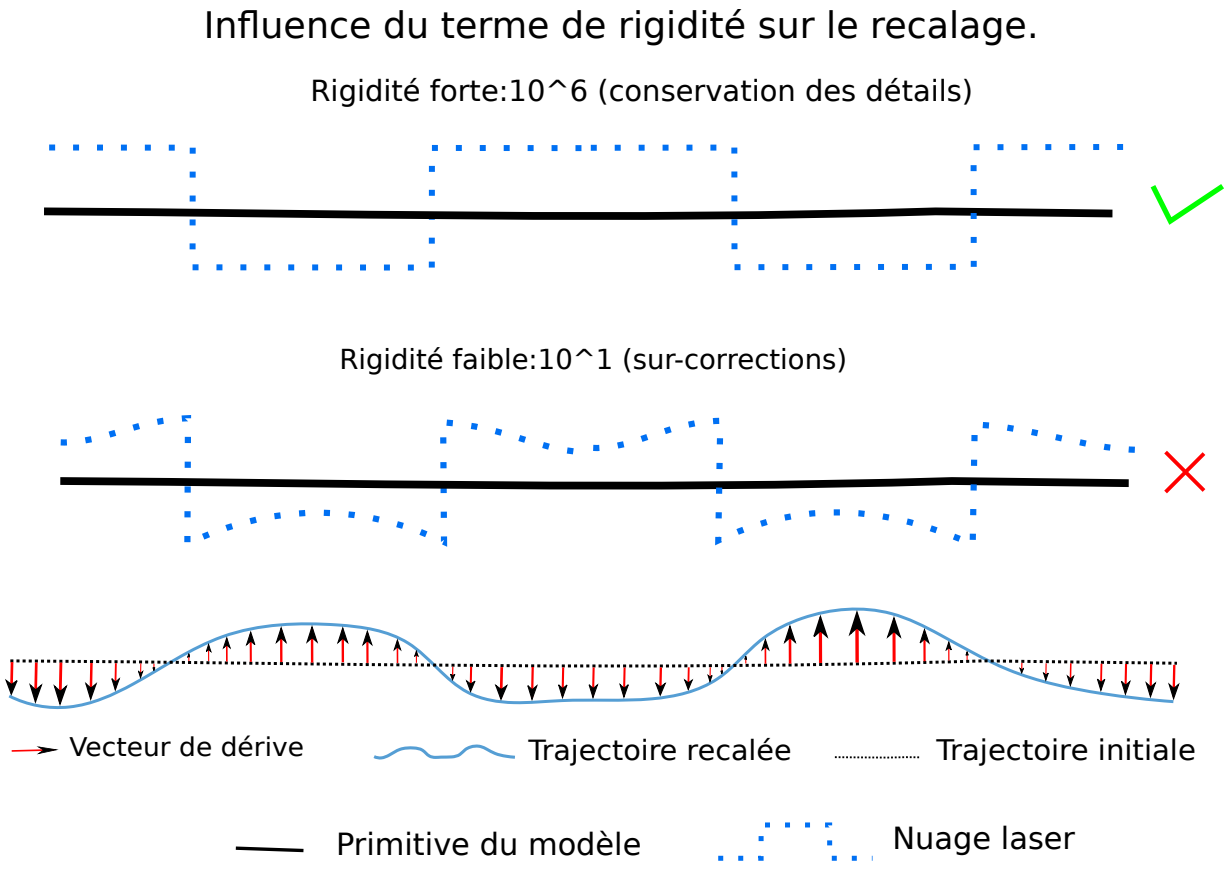


FIGURE 8.1 – Phénomène de sur-correction locale : à trop faible rigidité, les détails absents du modèle impactent la trajectoire ainsi que le nuage laser

8.2.3 Distance maximale d'appariement d_{max} :

Un principe central de l'ICP est de se baser sur les bons appariements pour rapprocher les données du modèle et ainsi augmenter la proportion de bons appariements jusqu'à atteindre un recalage idéal avec un maximum de bons appariements. Il n'est pas nécessaire que tous les points soient bien appariés dès la première itération, mais il faut qu'il y en ait suffisamment, et en suffisamment grande proportion pour que la convergence vers la bonne solution puisse démarrer. Ainsi, le paramètre d_{max} est déterminant en cas de mauvaise initialisation puisque s'il est choisi trop grand ou trop petit, il risque d'y avoir une trop forte proportion de mauvais appariements pour initier ce processus :

1. trop grand : tous les points seront appariés, mais souvent à tort.
2. trop petit : très peu de points seront appariés, donc de mauvais appariements accidentels auront un impact très fort.

Une bonne robustesse est obtenue en choisissant d_{max} de l'ordre de la dérive moyenne, mais cela nécessite d'en avoir une bonne estimation. Cependant, plus d_{max} est grand, plus le recalage final sera perturbé par de mauvais appariements avec des objets non modélisés (troncs d'arbres, mobilier urbain, etc) pouvant entraîner des erreurs sur l'estimation de la dérive. Cela pourrait poser un problème de précision si cette distance moyenne est supérieure à la distance minimale d'objets non modélisés à la façade. Dans ces cas de figure, on peut espérer qu'un terme de rigidité élevé puisse limiter ces erreurs en contraignant les dérives.

8.2.4 Conclusion

Les trois paramètres décrits ci-dessus permettent de recaler des données de manière correcte sans nécessiter, théoriquement, de paramétrages précis. Cependant, chaque paramètre permettra d'obtenir une réponse correcte dans une plage de valeurs acceptables. Il est donc nécessaire de connaître les données utilisées pour un résultat optimal. Nous verrons une étude de l'influence des paramètres en partie 8.4 sur le recalage des données dans l'optique de valider les discussions théoriques et mettre en évidence de façon formelle les plages de valeurs acceptables pour un recalage correct des données. Pour y parvenir, il est nécessaire de pouvoir valider le résultat d'un recalage. La validation consiste à savoir si le résultat obtenu est bien le résultat correspondant à la réalité, ou autrement dit, que la solution déterminée a bien atteint le véritable minimum (minimum global) de la fonction. Nous le verrons dans la section suivante (*cf.*section 8.3).

8.3 Discussion sur les métriques d'évaluation et notations

Avant d'aller plus loin, il est important de consacrer quelques lignes à la définition des métriques d'évaluation d'une méthode de recalage. Le recalage est censé :

— minimiser la distance moyenne des points du premier ensemble aux primitives du second,
— maximiser le pourcentage de points appariés.

Le couplage des deux critères donne une estimation de la qualité du recalage effectué. Lorsque les deux ensembles ont la même extension spatiale et représentent un même objet, ces deux caractéristiques peuvent être suffisantes. Dans notre cas d'étude, les BD ont généralement une extension spatiale beaucoup plus importante que nos TLSM et le nombre de primitives présentes dans le modèle est beaucoup plus important. Lors de nos évaluations, les dérives initiales apportées aux TLSM pourront être très supérieures à celles données par notre VCM StéréoPolis. Cela aura pour conséquence d'augmenter les chances de mauvais appariements favorisant grandement les minimums locaux lors de la minimisation de l'énergie. Ce nombre important de primitives géométriques dans les modèles en notre possession rend difficile la détection de ces minimum locaux avec seulement ces deux critères de recalage qui peuvent être corrects même en cas de mauvais appariements. De ce fait, ces deux critères ne sont pas suffisants lorsque l'initialisation des données est éloignée de la solution.

Il est donc nécessaire de bénéficier d'une vérité terrain pour savoir si le recalage effectué est bien conforme à la réalité. N'ayant aucune vérité terrain sur les zones d'étude, nous proposons d'utiliser les résultats obtenus sur les deux zones d'étude de la partie précédente (*cf.*section 6.4). Ces résultats peuvent servir de référence puisque l'inspection visuelle et la DPP permettent de les considérer comme quasi optimaux dans le sens où ils ne présentent aucune erreur d'appariement. Il convient de noter que ces données sont biaisées, étant le résultat provenant de notre algorithme. Cependant, elles peuvent servir de repère pour savoir si les futurs recalages effectués sont proches ou non de solution souhaitée.

Pour la suite, il convient de définir quelques notations. Les TLSM seront nommés A et leurs trajectoires respectives notées $Traj$. Les TLSM recalés de nos jeux données $Mairie_{12}$ et $Mairie_{06}$ seront considérés comme référence et notés respectivement A_{ref} et $Traj_{ref}$. Cela nous permettra de pouvoir déterminer lors des futurs recalages la DM entre un nuage et sa référence avant recalage (Distance Moyenne Initiale (DMI)) et après recalage (Distance Moyenne Finale (DMF)). La DMI permettra de donner une idée de la distance initiale du nuage à cette référence et la DMF indiquera si la résultat obtenu est proche ou non de la solution souhaitée. Les références utilisées n'étant pas absolues, la DMF joue seulement un rôle d'indicateur.

8.4 Influence des paramètres

La méthode décrite permet la mise en cohérence d'ensembles hétérogènes de manière automatique. Cela nécessite le paramétrage des trois variables décrites ci-dessus. Connaître l'influence de ces pa-

ramètres permet de savoir comment initialiser au mieux le processus de recalage. Cette étude a été réalisée avec les données issues de la campagne sur la Mairie du 6eme arrondissement. Le jeu de données $Mairie_{06}$ servira donc de jeu test pour évaluer l'influence du paramétrage sur le résultat du recalage.

8.4.1 Protocole expérimental :

L'utilisation des données brutes permet d'utiliser une initialisation correcte des nuages laser en garantissant une solution proche de la solution souhaitée. Pour visualiser l'impact de nos trois paramètres sur le résultat, nous allons les comparer deux à deux. A chaque fois, le troisième paramètre sera fixe.
Pour rappel, les trois paramètres de la méthode sont :

1. le pas de discrétisation temporelle Δ_t en seconde. Lorsque ce facteur n'est pas évalué, il prendra une valeur $\Delta_t = 1$ comme dans la partie 6.4.1. Lors de son évaluation Δ_t prendra successivement les valeurs :

0,1	0,25	0,5	0.75	1	1,5	2	2,5	3	4

2. la distance d'appariement d_{max} en mètre. Lorsque ce facteur n'est pas évalué, il prendra une valeur $d_{max} = 1$ comme dans la partie 6.4.1. Lors de son évaluation d_{max} prendra successivement les valeurs :

0,5	1	2	3	4	5	6	7	8	10	20

3. le terme de rigidité λ_{rigid}. Lorsque ce facteur n'est pas évalué, il prendra une valeur $\lambda_{rigid} = 10^6$ comme dans la partie 6.4.1. Lors de son évaluation λ_{rigid} prendra successivement les valeurs :

10^0	10^1	10^2	10^3	10^4	10^5	10^6

(Si le processus ne parvenait pas à converger vers une solution), le nombre d'itérations maximales tolérées est fixé à 100 itérations. Une fois ce palier atteint, le processus est stoppé signifiant que le recalage aura échoué. Choisir ce type de seuil n'est pas limitant car l'initialisation du nuage laser ne requiert théoriquement que quelques itérations pour être recalé. Nous avons pu le voir pour les premiers résultats obtenus sur cette zone.

L'ensemble des résultats obtenus est illustré par des graphiques en 3 dimensions illustrant l'influence de deux des paramètres à chaque fois. Nous avons donc décidé d'illustrer par une surface, et ce pour chaque test, la DMF ainsi que le nombre d'itérations réalisées. Grâce à cela, il sera plus facile de visualiser les recalages corrects des autres qui peuvent être :

1. des recalages terminés mais éloignés de la solution souhaitée,
2. des recalages qui ont échoué. Le processus n'a pas pu converger car le critère d'arrêt n'a pas été vérifié. Ces recalages seront illustrés par un nombre d'itérations ayant atteint le palier à 100 itérations.

Les résultats principaux obtenus sont visibles :

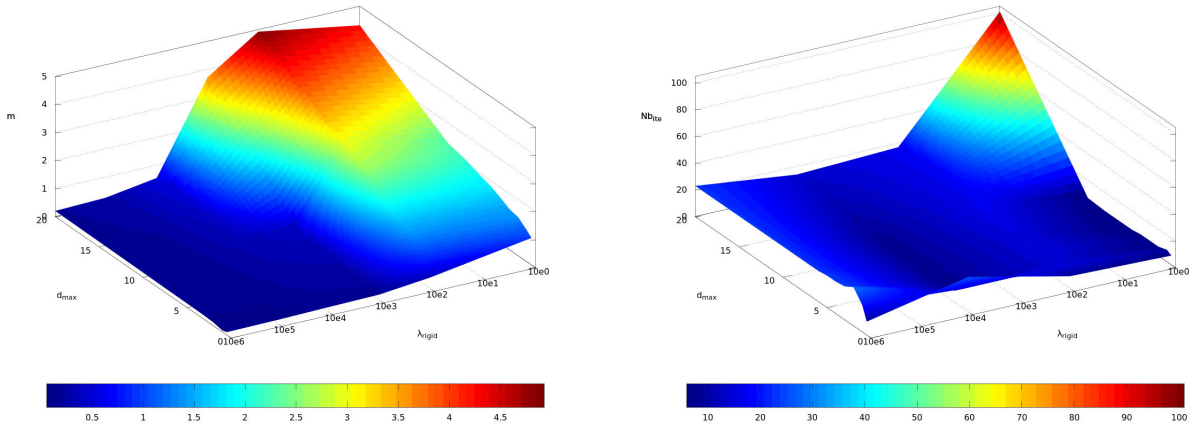
— sur la figure 8.2 pour le couple de paramétrage : rigidité / distance d'appariement. Le pas de discrétisation est fixé à 1 seconde,
— sur la figure 8.3 pour le couple de paramétrage : pas de discrétisation / distance d'appariement. La rigidité est fixée à 10^6,
— sur la figure 8.4 pour le couple de paramétrage : rigidité / pas de discrétisation. La distance d'appariement est fixée à 1 mètre.

8.4.2 Rigidité λ_{rigid} / distance d'appariement d_{max}

La figure 8.2a illustre la DMF obtenue pour l'ensemble des couples testés. Cette surface montre que le recalage échoue de manière nette lorsque la rigidité est inférieure à 10^3 et ce d'autant plus que

la distance d'appariement d_{max} est élevée, ce qui est cohérent avec l'étude théorique réalisée sur nos paramètres. Diminuer la rigidité donne plus de liberté au nuage laser pour se déformer. Cette perte de cohérence globale favorise les minimum locaux pour l'ensemble ou une partie du nuage laser qui peut être attaché aux mauvaises primitives de la BD. L'augmentation de la valeur de d_{max} accentue le phénomène car elle permet de prendre en compte de faux positifs qui induisent des erreurs lors de la minimisation du système pouvant aller jusqu'à une impossibilité de converger lorsque $d_{max} = 20$ mètres et $\lambda_{rigid} \to 0$ comme visible sur la figure 8.2b pour les recalages dont le palier a été atteint.

Concernant les plages de valeurs pour lesquelles le recalage est très proche de la référence ($\lambda_{rigid} \geqslant$



(a) DMF (b) Nombre d'itérations

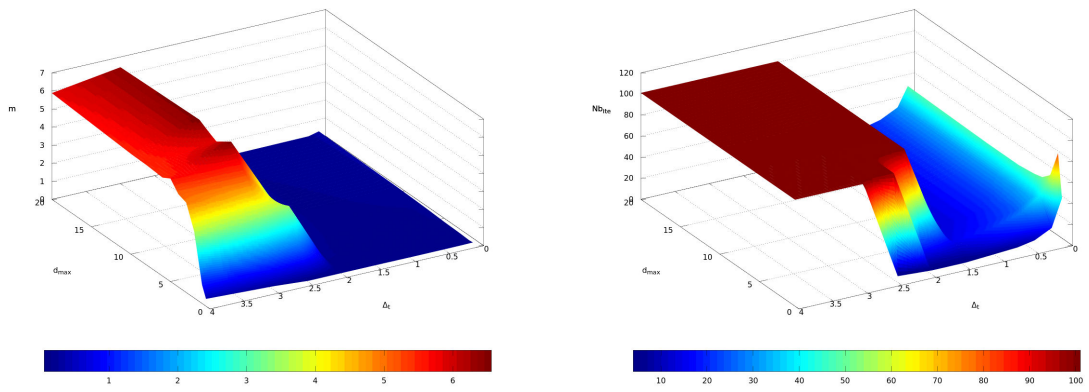
FIGURE 8.2 – Influence des paramètres pour le couple rigidité / distance d'appariement sur un nuage laser du jeu de données $Mairie_{06}$.

10^3), ce qui correspond aux recalages corrects, on s'aperçoit que la distance d'appariement joue un rôle beaucoup moins important. Le fait de garder une rigidité suffisante permet de garder une cohérence globale sur l'ensemble du nuage laser et ainsi une bonne convergence de l'ensemble tout en limitant l'action des faux positifs incorporés pour de fortes valeurs de d_{max}. En ce qui concerne le nombre d'itérations, il dépend directement de la rigidité utilisée. Plus celle-ci est élevée, plus il est difficile d'estimer la dérive non-linéaire se traduisant par une légère augmentation du nombre d'itérations.

8.4.3 Pas de discrétisation Δ_t / distance d'appariement d_{max}

La figure 8.3a illustre la DMF obtenue pour l'ensemble des couples testés. Cette surface montre que le recalage échoue de manière nette lorsque le pas de discrétisation atteint une valeur supérieure à 1,5 seconde et ce pour toutes les valeurs de d_{max}. Il est même possible d'aller plus loin en visualisant le nombre d'itérations effectuées sur la figure 8.3b qui pour tous les cas de figure témoigne d'une impossibilité de converger malgré cette très bonne initialisation du nuage laser. En visualisant les nuages laser associés à ces paramétrages ($\Delta_t \geqslant 1,5$) nous avons vu que le recalage ne parvient pas à converger. Ceci est dû à des instabilités numériques pour ce genre de valeur de Δ_t. En ville, notre véhicule se déplace à des vitesses variables. En prenant une valeur moyenne de 30 km/h (ce qui est peu), un pas de discrétisation de 1,5 seconde représente une portion d'acquisition de 12,5 mètres ce qui commence à être important pour retrouver des dérives non-linéaires. Cela se traduit par une impossibilité pour l'algorithme de converger.

Concernant les plages de valeurs pour lesquelles le recalage est très proche de la référence ($\Delta_t \leqslant 1,5$), ce qui correspond aux recalages corrects, on s'aperçoit que la distance d'appariement n'a pas d'impact important. Le fait de garder une rigidité suffisante permet de garder une cohérence globale sur l'ensemble du nuage laser et ainsi une bonne convergence de l'ensemble, tout en limitant l'action des faux positifs incorporés pour de fortes valeurs de d_{max}. En ce qui concerne le nombre d'itérations,



(a) DMF (b) Nombre d'itérations

FIGURE 8.3 – Influence des paramètres pour le couple pas de discrétisation / distance d'appariement sur un nuage laser du jeu de données $Mairie_{06}$.

il dépend directement du pas de discrétisation. Plus celui-ci est élevé, plus il est difficile d'estimer la dérive non-linéaire car le nombre de temps de contrôle est important. La dérive retrouvée est beaucoup plus fine mais nécessite plus d'itérations pour une meilleure mise en cohérence des jeux de données.

8.4.4 Rigidité λ_{rigid} / pas de discrétisation Δ_t

La figure 8.4a illustre la DMF obtenue pour l'ensemble des couples testés. Cette surface peut être divisée en quatre cadrants délimités par les seuils suivants, $\lambda_{rigid} = 10^3$ et $\Delta_t = 1,5$.

Premier cadrant $\lambda_{rigid} \leqslant 10^3$ et $\Delta_t \leqslant 1,5$:

La DMF obtenue sur cette zone est supérieure à 1 mètre et la figure 8.4b montre que le nombre d'itérations nécessaires n'a pas atteint le seuil d'arrêt. Cela signifie que l'algorithme est parvenu à minimiser le système mais que l'ensemble ou une partie du nuage laser a été apparié à de mauvaises primitives de la BD. Au vu de notre super initialisation, on peut dire que le recalage effectué a échoué. Ceci est dû, comme dans le cas numéro un, au terme de rigidité qui est trop faible pour assurer une cohérence suffisante sur l'ensemble de la trajectoire.

Second cadrant $\lambda_{rigid} \leqslant 10^3$ et $\Delta_t \geqslant 1,5$:

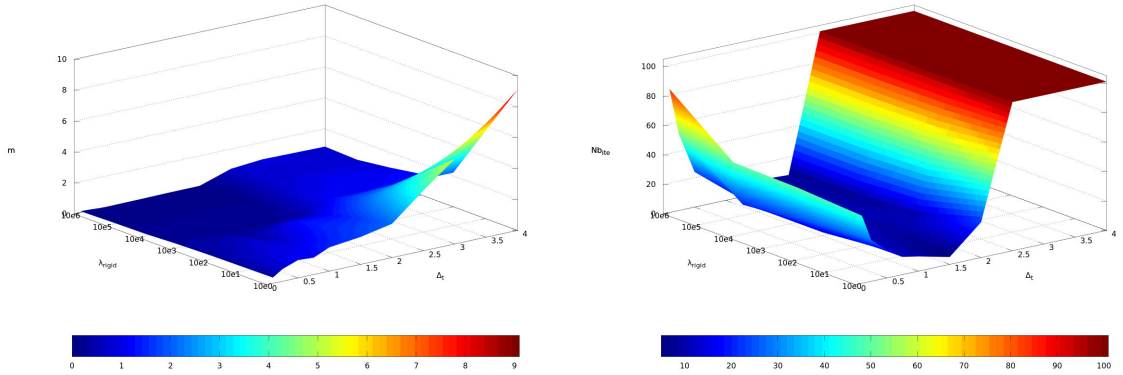
Sur cette zone, la DMF obtenue explose ainsi que le nombre d'itérations réalisées qui a atteint le seuil d'arrêt. Comme pour le cas numéro deux, les trop fortes valeurs de Δ_t couplées à une trop faible rigidité ne permettent pas de retrouver les dérives. L'algorithme ne converge pas et s'éloigne même complètement de notre référence.

Troisième cadrant $\lambda_{rigid} \geqslant 10^3$ et $\Delta_t \geqslant 1,5$:

La DMF obtenue est plus faible que pour le second cadrant mais le nombre d'itérations atteste que la méthode n'est pas parvenue à converger d'elle même vers une solution. La rigidité plus forte limite une divergence trop importante mais ne permet tout de même pas une convergence de l'algorithme car le pas de discrétisation est trop élevé (instabilité numérique).

Quatrième cadrant $\lambda_{rigid} \geqslant 10^3$ et $\Delta_t \leqslant 1,5$:

Pour ces plages de valeurs, la DMF obtenue est faible et le nombre d'itérations effectuées prouve que l'algorithme a convergé de lui même vers une solution. Cela signifie que les résultats sont très proches de notre référence et atteste que les recalages sont bons. Le nombre d'itérations varie en fonction du paramétrage. Plus Δ_t est petit, plus le nombre de T_c augmente et donc plus de dérives doivent être retrouvées le long de la trajectoire. Cela nécessite plus d'itérations. En outre, une plus forte rigidité empêche les dérives trop rapides mais nécessite plus d'itérations pour retrouver les dérives sur l'ensemble du jeu de données.



(a) DMF (b) Nombre d'itérations

FIGURE 8.4 – Influence des paramètres pour le couple pas de discrétisation / rigidité sur un nuage laser du jeu de données $Mairie_{06}$.

8.4.5 Conclusion

Les résultats obtenus dans cette étude atteste que la méthode ne nécessite pas de valeurs exactes de paramétrage pour pouvoir recaler des jeux de données entre eux. Néanmoins, elle nous a permis de mettre en évidence des valeurs limites à ne pas dépasser pour assurer un recalage correct notamment pour la rigidité du système et le pas de discrétisation pour le découpage de la trajectoire. Cela signifie que, même lorsque l'initialisation des données est correcte, le pas de discrétisation Δ_t ne doit pas excéder 1,5 seconde car la discrétisation sera trop faible pour retrouver les dérives non linéaires sur l'ensemble de la trajectoire. Cette valeur est beaucoup plus faible que celle calculée théoriquement dans la partie 8.2.1 qui était de 4,47 secondes. Cela montre que l'erreur accélérométrique est plus mauvaise sur ce jeu de données que celle mesurée expérimentalement. La rigidité λ_{rigid} ne doit pas être inférieure à 10^3 pour garder des contraintes sur l'ensemble de la trajectoire et assurer une cohérence globale. La distance d'appariement d_{max} a un impact très limité. De grandes valeurs de ce paramètre ont été testées pour voir l'impact des mauvais appariements sur le résultat mais les initialisations données par notre véhicule ne nécessitent pas de valeurs aussi élevées. Une valeur de d_{max} de l'ordre de la dérive moyenne permet un recalage correct des données. En résumé, les valeurs du paramétrage de notre algorithme pour un recalage correct de nos TLSM sur la BD doivent respecter ces conditions :

— $\Delta_t \leqslant 1,5$,
— $\lambda_{rigid} \geqslant 10^3$,
— $d_{max} \approx$ DMI.

Nous allons dans la partie suivante chercher à évaluer les performances de notre algorithme de recalage, notamment en terme de robustesse et de précision.

8.5 Qualité du recalage

Cette partie de l'évaluation nécessitera la génération de nuages laser test artificiellement dégradés et un nombre de recalages important. De ce fait, nous avons choisi d'utiliser le jeu de données $Mairie_{12}$ pour mener à bien cette évaluation. N'ayant pas subi de sous-échantillonnage de départ, les résultats ne peuvent être faussés par cette étape.

8.5.1 Introduction

Les qualités principales d'un algorithme de recalage sont la robustesse et la précision. Considérant un paramétrage adéquat pour nos objectifs d'études, les définitions de ces qualités sont :

1. la robustesse (écart des TLSM recalés à la solution souhaitée) : capacité de l'algorithme à recaler avec une majorité de bons appariements des TLSM initialisés le plus loin possible de la référence (*cf.*section 8.6),
2. la précision TLSM-BD : capacité de l'algorithme à rapprocher le mieux possible les points des nuages laser aux primitives de la base de données,
3. la précision inter-TLSM : capacité de l'algorithme à donner des recalages identiques entre des TLSM différents ayant les même caractéristiques de départ (*cf.*section 8.6) recalés sur la même BD.

Évaluer ces trois qualités principales nécessite de générer des nuages de test artificiellement dégradés. Pour l'évaluation de la robustesse, nous proposons de générer des TLSM par amplification de la dérive réelle estimée à partir d'un recalage vérifié visuellement. Les dérives retrouvées pour recaler nos données peuvent être amplifiées pour générer des TLSM tests à partir des TLSM originaux de plus en plus éloignés de la solution. L'évaluation de la précision inter-TLSM se fera d'une autre manière. Nous proposons de générer des TLSM tests par simulation réaliste de dérives. Cette évaluation se fera sur des TLSM brutes provenant de notre VCM ou sur des TLSM synthétiques créés à partir d'un lancé de rayons.

8.5.2 Création de nuages laser synthétiques par lancé de rayons.

Effectuer une évaluation sur des données présentant un niveau de détail si différent peut engendrer des difficultés d'interprétation des résultats. Nous proposons donc de faire deux évaluation en parallèle. L'une des évaluations se fera sur les TLSM brutes que nous fournit notre VCM, qui présentent un niveau de détail plus important que nos BD. Nous utiliserons la référence obtenue sur le jeu de données $Mairie_{12}$ pour cette évaluation. La seconde se fera sur des données simplifiées, des nuages laser synthétiques créés à partir des données brutes grâce à un lancé de rayons effectué comme pour l'étape d'appariement. Ces TLSM ont l'avantage d'être parfaits pour nos objectifs d'études car ils présentent le même niveau de détails que notre BD en assurant que le nuage synthétique original possède l'ensemble de ces points sur les primitives de la BD. Ce nuage synthétique original nous servira donc de référence pour cette évaluation.

La création de ce type de nuage est relativement simple. Tous les points sélectionnés par le descripteur géométrique (*cf.*chapitre 5) sont utilisés pour effectuer un lancé de rayons sur les primitives de la BD grâce à la librairie PBRT. Pour chaque point sélectionné, un rayon est lancé. Si celui-ci intersecte des primitives, la plus proche validant le critère d'acceptation d_{max} est sélectionnée. Si ces conditions sont remplies, l'intersection entre le rayon et la primitive en question définit un point. Ce point est enregistré dans un nouveau nuage laser avec toutes les informations concernant le point originel :

— la position du centre du laser,
— la valeur des différents descripteurs,
— la normale,
— le temps d'acquisition.

Au final, le nuage laser synthétique créé possède pour chaque point les mêmes informations que le nuage original. Seul le nombre de points constituant le nouveau nuage change car certains points laser n'ont pas intersecté de primitives dans la BD et la position spatiale des nouveaux points est modifiée (position de l'intersection au lieu de la position du point originel).

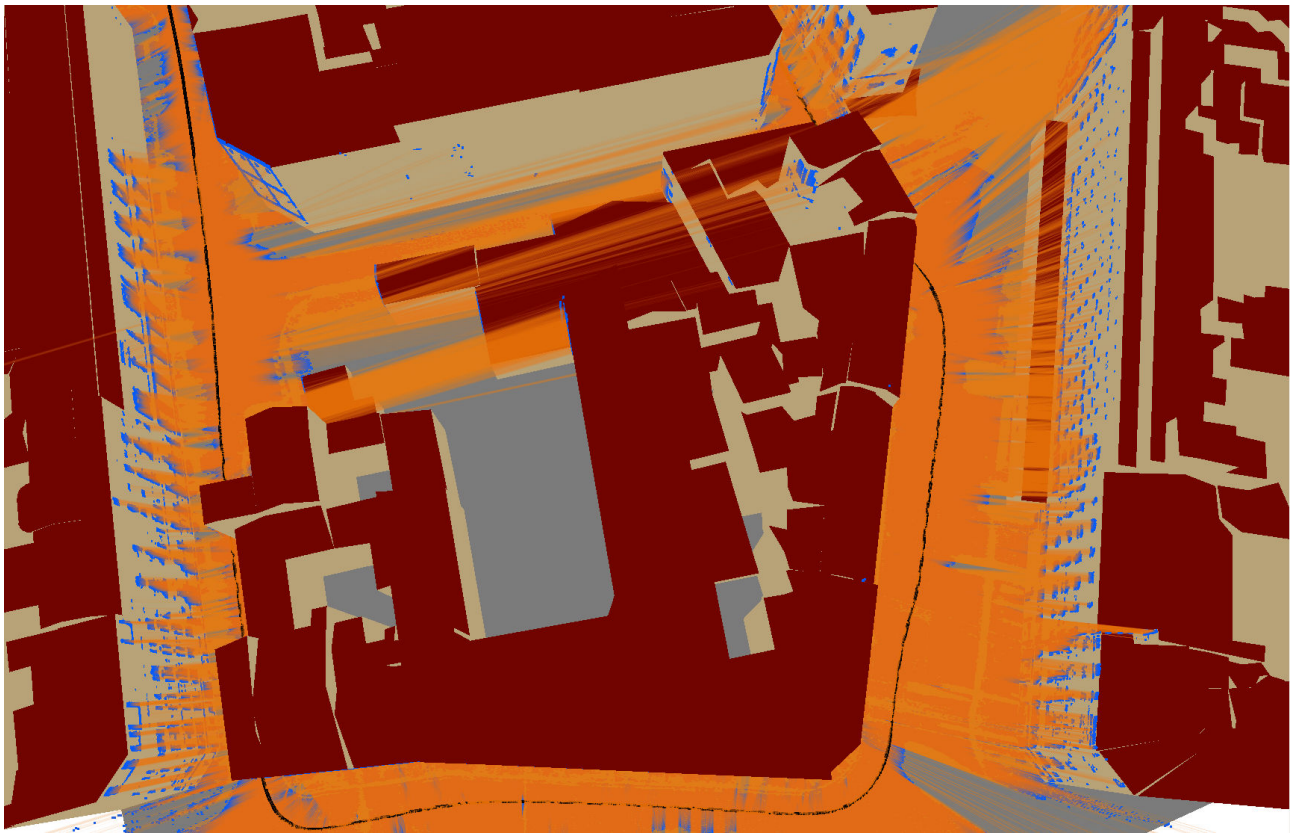


FIGURE 8.5 – Illustration de l'étape de création d'un nuage synthétique par lancé de rayons entre un nuage original et une base de donnée. L'intersection entre les rayons (orange) lancés depuis la trajectoire du véhicule (noir) et les primitives de la base de données définit un nouveau point laser parfaitement positionné sur la primitive considérée.

8.6 Robustesse et précisions

La robustesse d'une méthode de recalage est définie par la dérive maximale initiale qu'elle permet de recaler correctement (même grossièrement). Cela signifie que le recalage effectué a maximisé le nombre de bons appariements. Mesurer la robustesse nécessite de recaler des nuages de plus en plus éloignés de la solution.

8.6.1 Problèmes liés à l'éloignement des données.

Le choix de la valeur de d_{max} dépend directement de l'initialisation des données laser par rapport à la véritable solution dans la BD. Dans notre cas, les TLSM ont une très bonne initialisation ce qui nous affranchit dans un premier temps d'avoir une forte valeur d_{max}. Le problème surviendra lorsque l'on recalera des données laser mal initialisées voire complètement aberrantes. Le premier cas peut être fréquent si les données laser utilisées proviennent de VCM équipés d'un système de positionnement moins performant. Le second cas est beaucoup plus rare mais peut être rencontré lorsque l'on travaille avec des données provenant de systèmes de positionnement de basse qualité.

Le fait que notre BD présente un nombre important de primitives réparties sur une zone géographique plus grande que nos données laser entraîne un taux de recouvrement des données très important. Ce taux permet d'initier dans tous les cas un processus de convergence des données ce qui ne veut pas dire que cette convergence est la bonne ou qu'elle aboutira. Grâce à cela, à un paramétrage adéquat et aux différents gardes-fous mis en place dans les différentes étapes de l'ICP, on peut espérer pouvoir recaler des données laser présentant une initialisation plus grossière que celle fournie par notre VCM. En utilisant une très forte valeur du paramètres d_{max}, on peut espérer rapprocher au mieux la donnée laser de la véritable solution. Cette convergence peut dans certains cas aboutir à un mauvais recalage car la multitude de primitives présentes favorise les minimum locaux (*cf.*section 8.6). Néanmoins, la méthode ne peut faire de miracle et lorsque les données deviennent extrêmement mal initialisées, rien ne pourra empêcher cela. La distance initiale des données à la solution (véritable solution) ainsi que le type de dérive initiale (dérive non-linéaire importante) conditionnent la bonne convergence ou non de la méthode. Sachant cela, il est possible de tester la méthode sans effectuer de recalage grossier au départ afin d'obtenir un ordre d'idée des conditions limites pour lesquelles la méthode peut être utilisée.

Pour cela, la solution retenue consiste à effectuer le recalage en n passes successives, chaque passe étant une ICP complète, et l'initialisation de la $n^{ème}$ passe étant le résultat de la $(n-1)^{eme}$. En pratique, deux passes suffisent à obtenir un recalage correct de l'ensemble des données. Nous allons montrer la capacité de notre approche à recaler de fortes dérives. Nous testerons des dérives maximales de l'ordre de 50 mètres en moyenne ce qui est bien supérieur à tout système réel existant. Le recalage en plusieurs passes est donc celui que nous avons retenu pour notre expérimentation :

1. lors de la première passe, $d_{max} = 100\ m$: choisir ce paramètre permet d'optimiser la robustesse dans ces conditions. Par contre, ce choix entraîne une perte de précision liée aux nombreux mauvais appariements supplémentaires (*cf.*Figure 5.2),
2. lors de la seconde passe, $d_{max} = 1\ m$: ce paramètre est de l'ordre de la distance minimale d'objets non modélisés aux façades. Il permet de supprimer de nombreux mauvais appariements et d'améliorer la précision.

Les deux autres paramètres $\Delta_t = 1$ et $\lambda_{rigid} = 10^6$ resteront inchangés entre les passes.

8.6.2 Amplification de dérives réelles

Pour éviter de devoir définir explicitement ce qu'est un recalage "correct", nous allons illustrer la robustesse par une courbe indiquant la DMF en fonction de la DMI. Pour rappel, ces dérives moyennes sont simplement la distance DM définie dans l'équation 6.3 calculée respectivement entre le nuage final et la référence, et entre le nuage initial et la référence. Pour tracer cette courbe, nous allons amplifier la dérive réelle estimée (*cf.*section 6.4) sur le jeu de données $Mairie_{12}$ pour générer des données mobiles A_K de test de plus en plus éloignées de la référence grâce à la relation :

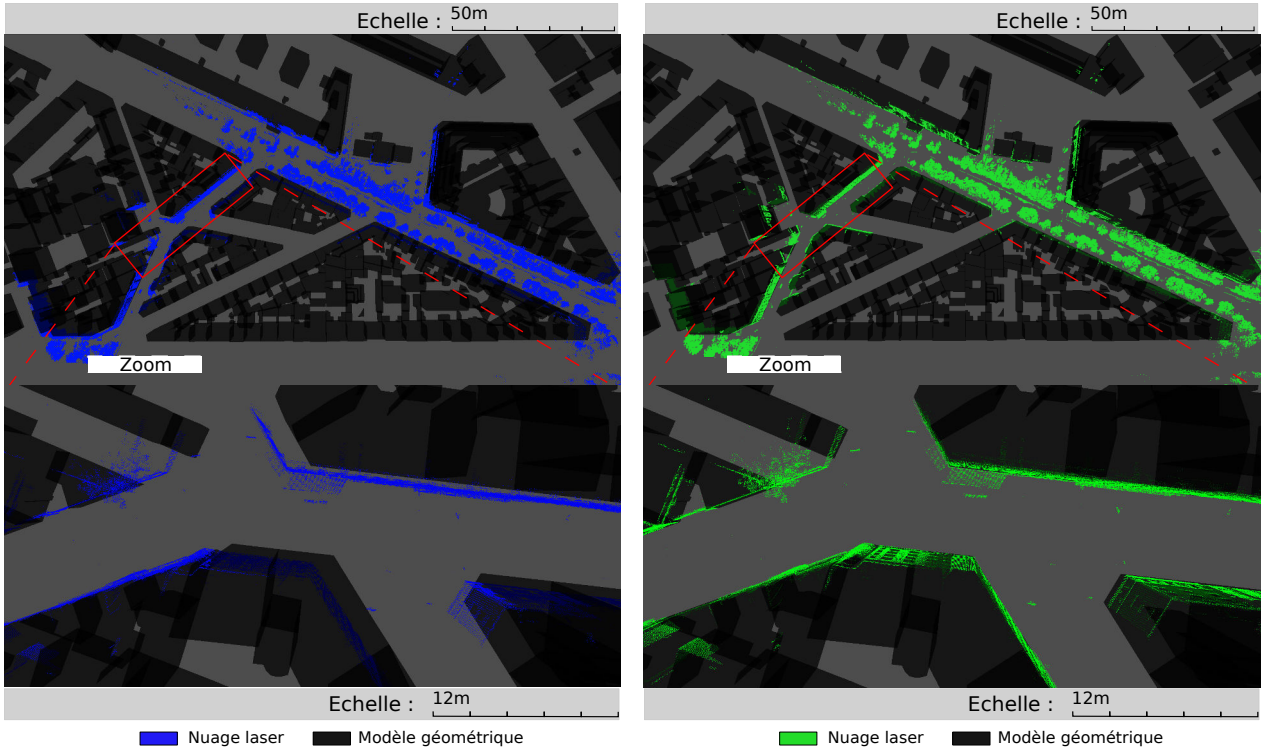
$$A_K = A_{ref} + K(A_{ori} - A_{ref}) \tag{8.2}$$

où A_{ori} est la concaténation de tous les points du TLSM original, A_{ref} celle du TLSM recalé (*cf.*section 6.4) et K le facteur d'amplification, de sorte que $A_0 = A_{ref}$ et $A_1 = A_{ori}$. La DMI de notre donnée originale est d'environ 0,5 m, la DMI d'un nuage généré A_K sera donc approximativement égale à K fois la DMI originale ($\approx K \times 0.5$).

Résultats sur des données réelles

Ainsi, nous avons généré et recalé 16 nuages pour des valeurs K allant de 1 à 100. Les résultats sont illustrés dans la Figure 8.7.

Sont donnés la DMF (en bleu), mais aussi le pourcentage de points appariés (en vert) et la DPP_F (en rouge). Tous ces indicateurs sont fonction de la DMI. La courbe bleue (DMF) rend compte de la robustesse. Elle montre que l'algorithme parvient à recaler les nuages de points générés correctement



(a) Visualisation avant recalage

(b) Visualisation après recalage.

FIGURE 8.6 – Visualisation d'un nuage de points laser peu éloigné initialement de la solution souhaitée (2,5 mètres en moyenne).

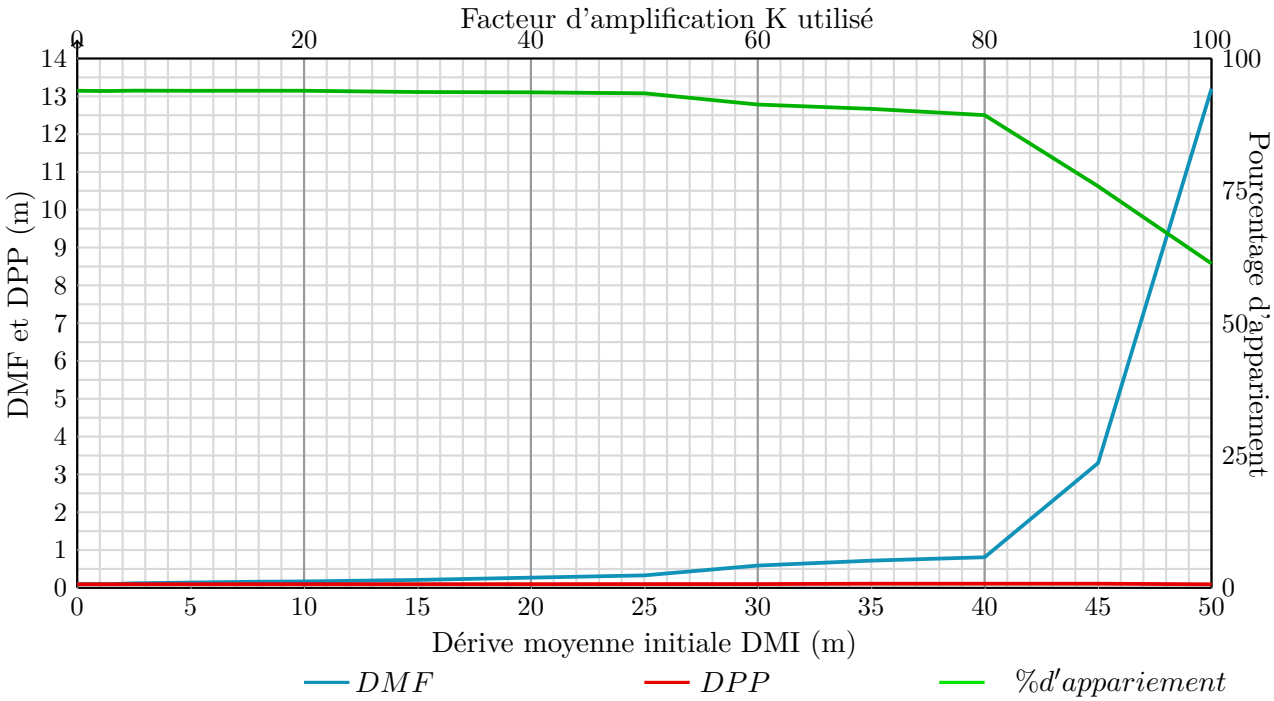
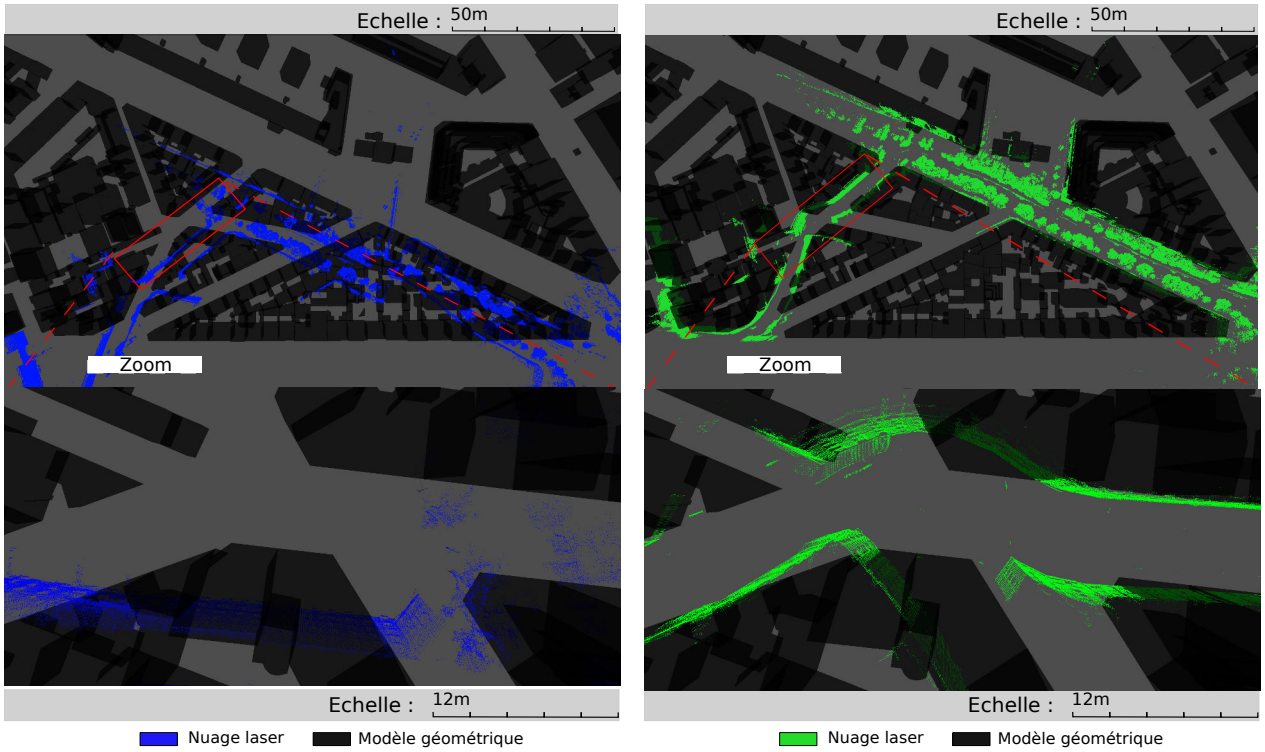


FIGURE 8.7 – Evolution des différents indicateurs statistiques en fonction de l'éloignement à la solution.

ou de façon grossière (moins d'un mètre) jusqu'à un facteur d'amplification $K = 80$ correspondant à une DMI de 40 mètres. Un exemple de ce recalage est montré sur la Figure 8.6 correspondant au cas $K = 5$ ($DMI = 2.5\ m$). Pour des amplifications supérieures à 80 ($DMI > 40\ m$), la DMF explose, ce qui indique que le recalage échoue. Plus précisément, l'ICP converge vers un minimum local du fait de trop nombreux mauvais appariements. Un exemple d'un tel recalage est montré sur la Figure 8.8 correspondant au cas $K = 100$ correspondant à une DMI de 50 mètres. L'algorithme a alors apparié seulement 61.3% des points et parvient à une DPP_F de 9,4 cm pour une DMF de 13,2 mètres. Dans ces conditions, il est aisé de voir que le recalage à échoué, un grand nombre de points n'est pas utilisé et les appariements réalisés sont nombreux à être mauvais.



(a) Visualisation avant recalage.

(b) Visualisation après recalage.

FIGURE 8.8 – Visualisation d'un nuage de points laser très éloigné initialement de la solution, environ 50 mètres en moyenne.

La courbe rouge de la Figure 8.7 représente la Distance des Points aux Primitives appariées (DPP_F) pour chaque nuage recalé . Elle reste très faible (de l'ordre de 10 cm) quelle que soit l'amplification, ce qui montre que cet indicateur n'est pas utilisable seul pour savoir si le recalage est correct ou non. Les points appariés sont toujours proches de la BD mais pas toujours des bonnes primitives. Toutefois pour les cas corrects $K \leqslant 80$, la DPP_F est toujours de l'ordre de 10 centimètres et cette fois rend compte de la précision TLSM-BD qui est excellente considérant la différence de niveau de détail entre les jeux de données.

La courbe verte de la Figure 8.7 représente le pourcentage de points appariés à la dernière itération du recalage. Elle montre que la limite à $K = 80$ correspond à la limite où une trop forte proportion des points laser ne sont plus appariés : l'ensemble du nuage laser converge vers une mauvaise solution car peu d'appariements sont réalisés et souvent à tort.

Dans le cas limite ($K = 80$), le recalage fait passer la dérive moyenne de 40 m à 81 cm. Cette valeur est limitée en terme de précision mais elle reste très satisfaisante au vu de l'éloignement de l'initialisation de départ.

Conclusion et perspectives

Ces résultats démontrent que notre processus permet de recaler des nuages de points sur un modèle avec une initialisation bien plus mauvaise que celle fournie par notre système de géopositionnement et, est donc potentiellement applicable à la plupart des systèmes existants, puisque, en reprenant nos hypothèses :

— couplage GPS et IMU,
— lenteur de la variation de la dérive : notre évaluation montre une robustesse à des amplitudes de dérive relativement élevées,
— dérive indépendante de la vitesse du véhicule : ceci est vrai pour tous les systèmes que nous connaissons,
— qualité de l'orientation : cette hypothèse est la plus contraignante et nécessite d'avoir un système de positionnement ayant cette caractéristique.

La robustesse de notre méthode à des dérives nettement supérieures à celle de notre système indique que celle-ci pourra être appliquée pour des données provenant de véhicules de cartographie mobile équipés de capteurs moins performants (et donc moins coûteux). La limite principale à la robustesse est la complexité de la scène, en particulier la distance entre les rues parallèles qui peut induire l'algorithme en erreur, et le nombre de primitives présentent dans la BD. De plus, l'évaluation effectuée ne permet que de donner un ordre d'idée. Utilisant le résultat de notre propre méthode pour générer les nuages test, les résultats sont biaisés. La méthode étant basée sur de l'ICP, elle reste dépendante de l'initialisation de départ. Selon le type d'initialisation et le type de dérive à retrouver, la méthode de recalage peut échouer même avec des initialisations plus proches. Toutefois, tant que les TLSM respectent les a priori définis pour mettre au point la méthode, il est possible de recaler des TLSM avec des initialisations beaucoup plus dégradées que les nôtres.

Concernant la précision TLSM-BD, elle est toujours de l'ordre de 10 centimètres ce qui est acceptable pour les recalages corrects (majorité de bons appariements). La principale limite est la différence de niveau de détail entre les jeux de données et le type de dérive appliqué. Concernant la précision TLSM-TLSM, on peut en proposer une première définition en se basant sur l'évaluation de la robustesse : la courbe bleue de la Figure 8.7. pour des valeurs de DMI inférieures à 25 mètres (cas très bien recalés), montre une tendance linéaire $DMF \approx DMI/75$, c'est-à-dire que le recalage rapproche environ 75 fois la donnée d'entrée de la référence. Cette linéarité montre que la précision n'est pas absolue mais dépend de l'initialisation, et qu'un "facteur d'amélioration" est sans doute la meilleure caractérisation de la précision que l'on puisse donner. Ce problème ne se pose pas en recalage rigide car l'énergie minimisée ne dépend pas de l'entrée (à appariements identiques), alors que notre terme de rigidité, lui, en dépend. Cette première définition de la précision TLSM-TLSM est tout de même biaisée car les nuages laser tests ont été créés à partir de la référence, qui a été créée en appliquant ce recalage pour $K = 1$ et peut donc présenter des défauts similaires aux cas amplifiés $K > 1$.

Les perspectives d'amélioration de la robustesse pourraient être :

d'effectuer un premier recalage grossier.

Les techniques de recalage par ICP étant initialement dépendantes de l'initialisation des données et du taux de recouvrement entre-elles, une solution est de mettre en place une technique de recalage grossière. Cette étape peut se réaliser manuellement ou selon différents algorithmes permettant de déterminer une première transformation grossière de l'ensemble du jeu de données. Par exemple, il serait possible de détecter les arêtes des bâtiments ou encore les coins des bâtiments dans les TLSM. Prises en faible nombre, ces caractéristiques seraient inefficaces. En nombre important, ces points d'intérêts définissent un réseau. Il est ensuite possible de retrouver un réseau identique dans la BD pour pouvoir en déduire une transformation grossière de l'ensemble. Il serait également possible d'utiliser des descripteurs spécifiques invariant en rotation, translation et changement d'échelle pour retrouver une première transformation grossière. Une autre technique pourrait être de s'appuyer sur la trajectoire du véhicule ainsi que sur les rayons laser en utilisant la notion de plein et de vide. L'ensemble de tous

les rayons lancés depuis le capteur jusqu'aux points laser définit un ensemble spatial plein et le reste de la scène est considéré vide. Cet ensemble plein peut être approché par une forme en 2D (à la manière d'un élément structurant). Il est ensuite possible de déplacer cette forme sur le modèle géométrique pour en déduire des sites potentiels de superposition et ainsi déduire les paramètres de transformation de départ. Toutefois, dans notre étude, cela ne sera pas traité car hors de notre champ d'action. Le véhicule en notre possession ne fournit pas de données laser nécessitant ce genre d'approche. Toutefois, si cela devait arriver une grande variété de méthodes existe pour palier à ce problème.

de diminuer la valeur de d_{max} progressivement.

Une solution consiste à diminuer la distance d'appariement de manière adaptative au fur et à mesure des itérations. Cette méthode peut être utile si l'on connaît l'état d'avancement du recalage à une itération donnée. Pour cela, d_{max} devrait être élevée au début du recalage pour utiliser le maximum de points puis décroître au fur et à mesure des itérations afin d'affiner le résultat en fin de recalage. En pratique, ceci est impossible car il est difficile de savoir quand diminuer cette valeur puisque l'on ne sait pas où se situe le nuage laser à une itération n donnée. A première vue, le seul moyen est de se servir des informations données par la DPP. Cependant, avec une initialisation éloignée le nombre d'appariements potentiels pour un point laser est élevé et l'algorithme ne peut pas savoir si l'appariement qu'il considère correct est un "vrai" ou un "faux" positif. Par conséquent, cette valeur ne permet pas de savoir si le recalage est proche ou non du véritable résultat souhaité. Il en est de même pour le pourcentage de points appariés. Il est donc très difficile de savoir à quelle itération la valeur d_{max} doit être diminuée. Le fait de disposer d'une vérité terrain pourrait aider à savoir si le nuage recalé à une itération donnée est proche ou non de la véritable solution. Cependant, même en disposant de ce type de donnée, il serait encore difficile de savoir à quel moment faire décroître de manière optimale cette valeur d_{max}. Le même raisonnement peut être effectué pour le paramètres λ_{rigid}. Il serait intéressant de donner plus de "liberté" au nuage laser au fur et à mesure qu'il se rapproche de la solution mais cela est très difficile.

Nous allons maintenant évaluer la précision de inter-TLSM par une autre approche.

8.6.3 Simulation d'un mouvement aléatoire contraint

Nous allons proposer une deuxième méthode de simulation pour ne plus être dépendant de notre référence. Contrairement à l'évaluation de la robustesse par amplification de dérive réelle, cela va nécessiter de générer tout un ensemble de données laser ayant une DMI proche mais avec des dérives différentes en simulant des dérives réelles à partir de nos données brutes.

L' objectif est de simuler des dérives réalistes pouvant être induites par notre système de positionnement sans biaiser les résultats :

1. un point fixe est réalisé au début et à la fin de l'acquisition sur une zone géographique dégagée assurant un signal GPS. La dérive est donc considérée **nulle** au **début** et à la **fin** de l'acquisition.

2. lorsque l'on est en présence d'un masquage GPS, la centrale inertielle est utilisée pour palier les erreurs. Le système d'intégration est basé sur un filtre de Kalman mais l'ensemble des opérations réalisées n'est pas connu de manière claire. Ce système est une boite noire à laquelle nous n'avons pas accès.

Nous avons donc simulé des dérives plus simples en intégrant deux fois un bruit gaussien de variance σ^2 (*cf.*Équation 8.3) avec la contrainte d'une dérive nulle à chaque extrémité de la trajectoire (*cf.*Équation 8.5). Ce choix simule un masque GPS de la durée de notre acquisition pour lequel une position n'est connue qu'au début et à la fin, et pour lequel l'information accélérométrique (plus ou moins précise) est utilisée pour interpoler la trajectoire entre ces points.

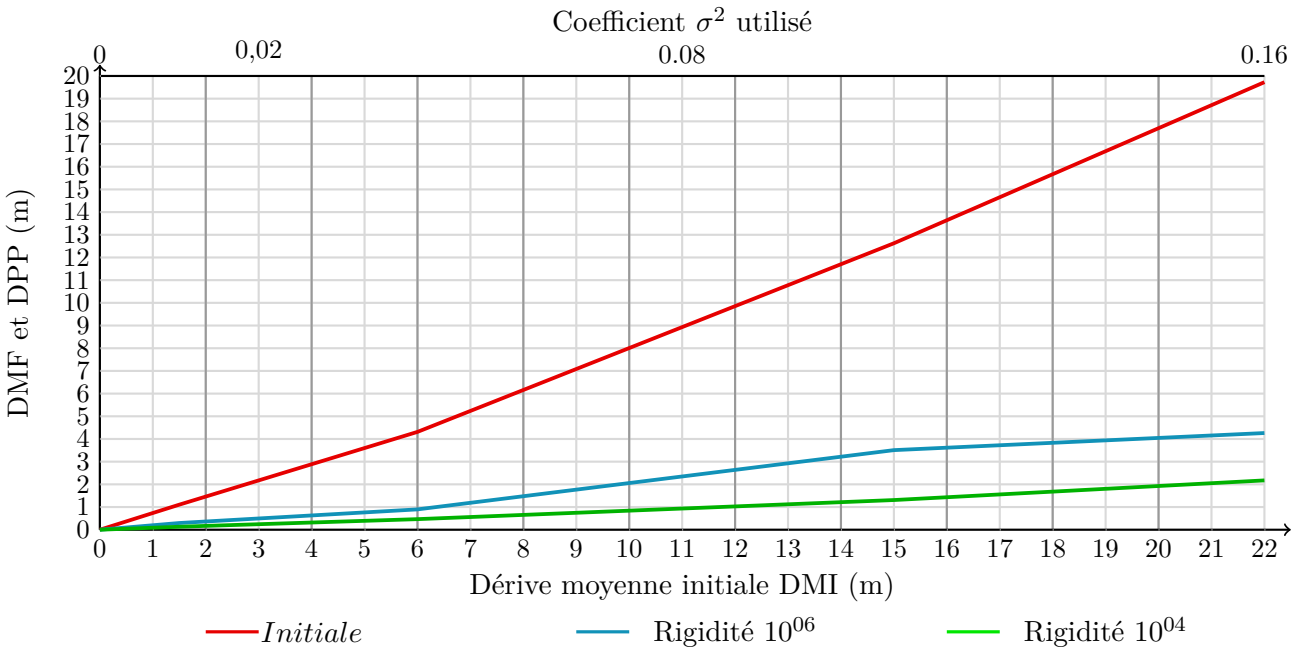


FIGURE 8.9 – Variabilité obtenue sur tous les couples testés pour un sigma donné.

$$V_{t_i}^0 = V_{t_{i-1}}^0 + \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} \tag{8.3}$$

$$P_{t_i}^0 = P_{t_{i-1}}^0 + V_{t_i}^0 \tag{8.4}$$

$$P_{t_i} = P_{t_i}^0 - \left(P_{t_n}^0 * \frac{(t_i - t_0)}{(t_n - t_0)} \right) \tag{8.5}$$

où (X,Y et Z) sont des variables aléatoires indépendantes de distribution gaussienne de variance σ^2, $V_{t_i}^0$ sont les vitesses mises à jour et P_{t_i} la position spatiale. La valeur de sigma σ^2 modélise la précision de l'information accélérométrique et définit la DMI des nuages créés. Plus cette valeur augmente, plus les nuages peuvent avoir une DMI importante.

Résultats sur les données réelles

Pour une valeur de σ^2 donnée, nous avons généré 20 dérives pour créer 20 données mobiles tests différentes ayant une DMI très proche à partir de notre propre donnée recalée. Ceci a été réalisé pour quatre valeurs de σ^2 (0,02/0.04/0.08/0.16) soit un total de 80 nuages tests.
La variabilité des données d'entrée et la variabilité des données de sortie seront définies comme la moyenne des distances entre les dérives DM estimées sur toutes les paires $1 \leq i < j \leq 20$ totalisant $\frac{(20*19)}{2}$ =190 paires différentes possibles pour chaque σ^2 :

$$DM_i^j = \frac{1}{N_{T_c}} \sum_{c=1}^{N_{T_c}} ||\delta_c^j - \delta_c^i|| \tag{8.6}$$

Étant donné que nous évaluons ici la précision inter-TLSM et non la robustesse, les nuages ont été choisis de sorte à ce que le recalage soit toujours correct. Les résultats de cette évaluation sont présentés sur la Figure (8.9).

Ce graphique représente la variabilité moyenne calculée sur tous les couples possibles en fonction de la DMI.
La courbe rouge représente la variabilité moyenne calculée sur les 20 nuages avant le recalage pour chaque σ. En prenant l'exemple suivant, $\sigma = 0.16$, l'interprétation de cette courbe est la suivante : pour cette valeur de σ, les nuages ont été générés avec une DMI moyenne de 22 m ce qui signifie que les nuages sont globalement initialisés loin de notre solution (référence), et ils ont, entre eux, une variabilité initiale moyenne d'environ 20 m traduisant le fait que les dérives appliquées sont bien aléatoires, les nuages sont loin d'être identiques.
La courbe bleue montre la variabilité moyenne après recalage. L'interprétation de la courbe se fait de la même manière. Elle montre une dépendance linéaire entre la DMI et les variabilités d'entrée et de sortie, avec un facteur légèrement inférieur à 0.05 pour une rigidité forte. Cela montre que le recalage réduit la variabilité des données d'un facteur proche de 5 quel que soit le coefficient σ utilisé. Nous savons que tous ces recalages sont bons (bonne convergence de l'ensemble) mais ce facteur d'amélioration (reproductibilité de la réponse) est faible. Ce faible coefficient d'amélioration est en partie dû au paramètre de rigidité λ_{rigid} utilisé. Plus celui-ci est élevé, plus les nuages ont du mal à se déformer car le terme de rigidité dans le processus de minimisation devient prépondérant. Dans tous les cas, le terme de rigidité étant une attache aux données initiales, plus l'initialisation est mauvaise, plus le résultat est mauvais. Ainsi, nous avons décidé d'effectuer la même expérience en changeant le paramètre λ_{rigid} lors de la seconde passe (passant de 10^6 à 10^4). Les résultats obtenus sont visibles sur la courbe verte : en diminuant la rigidité, la variabilité de la réponse diminue. En diminuant d'un facteur 100 la rigidité, nous avons gagné un facteur 2 en précision. Ces deux courbes (bleue et verte) attestent de l'importance du choix de λ_{rigid} dans le résultat du recalage. Cela montre qu'un compromis est à réaliser entre la robustesse de l'algorithme aux dérives et sa précision, mais également que le recalage des données doit être réalisé avec un paramétrage adéquat pour réduire la variabilité des données d'un facteur supérieur à 10 quel que soit le coefficient σ utilisé.
Ce facteur est plus faible que celui auquel on pouvait s'attendre dans l'évaluation de la robustesse où la dérive moyenne était divisée par 75 dans certains cas. Plusieurs explications sont possibles. L'inspection visuelle de ces nouveaux résultats montre que l'erreur de précision provient majoritairement de translations parallèles aux façades sur lesquelles nous n'avons pas de contraintes directes (*cf.*Figure 8.10). En l'absence de contraintes dans une direction, le terme de rigidité est prépondérant, ce qui conduit à une interpolation linéaire de la dérive (dans cette direction) entre les points qui ont eux-mêmes des contraintes dans cette direction. Toute la partie non linéaire de la dérive (dans cette direction) entre ces points ne peut donc pas être estimée. Dans le cas d'une amplification de dérive, ces translations parallèles sont estimées de façon proche, ce qui n'est plus le cas avec les dérives plus aléatoires générées ici. Ces translations parallèles sont donc la limite majeure à la précision, puisque le long d'une rue avec des façades toutes parallèles, on ne peut se reposer que sur la propagation de contraintes par la rigidité pour estimer les translations parallèles. La précision est donc principalement limitée par ce facteur de rigidité et ce manque d'information parallèlement aux façades.

Résultats sur les données synthétiques

Les résultats obtenus sur les données synthétiques sont illustrés sur la figure 8.11. La tendance générale des courbes est la même que celle des données réelles, cela signifie que la différence de niveau de détails entre les différents TLSM et la BD n'influe pas sur la précision inter-TLSM. Les différents nuages laser sont recalés de la même manière sur la base de données mais présentent des différences entre eux. Cela est dû à l'absence de contrainte le long de la trajectoire plus particulièrement en présence de grandes lignes droites.

Conclusion

L'évaluation effectuée sur la précision de notre algorithme ne cherchait pas à évaluer la même chose que l'évaluation de la robustesse. Le test de robustesse effectué est en lui-même une première

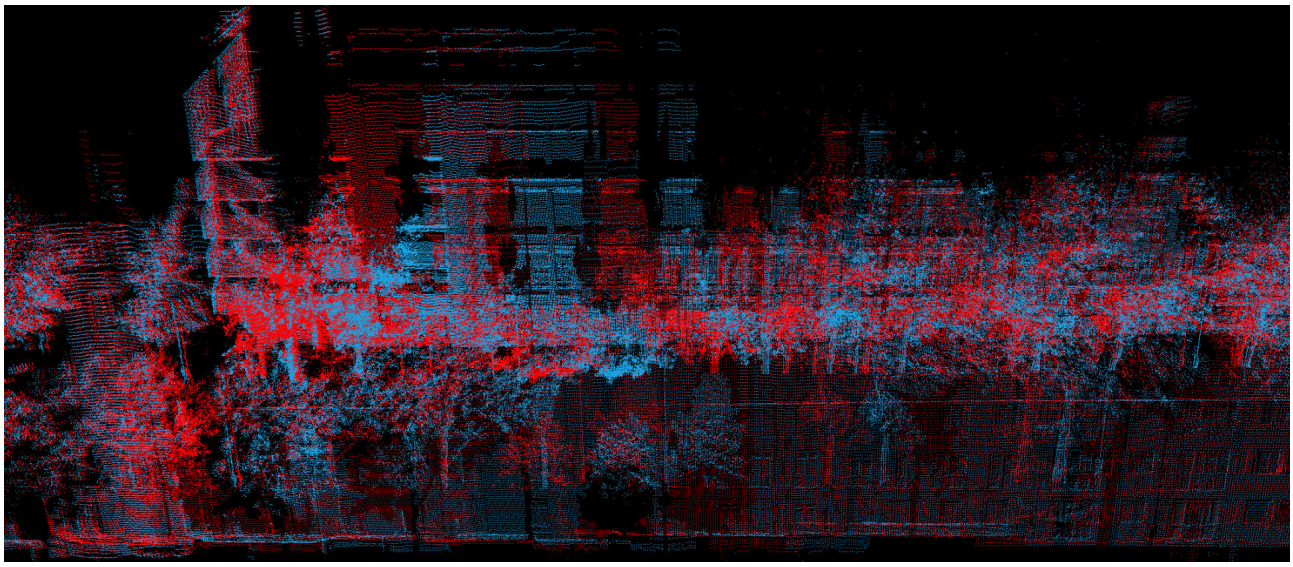


FIGURE 8.10 – Illustration de l'erreur de précision due aux translations parallèles le long de la trajectoire que la méthode ne parvient pas à déterminer. Lorsque des rues perpendiculaires sont présentes, les nuages lasers (rouge et bleu) sont cohérents. Entre deux rues perpendiculaires à la trajectoire, si les dérives sont importantes, l'algorithme ne peut déterminer les dérives parallèles car aucune contrainte n'est présente dans cette direction.

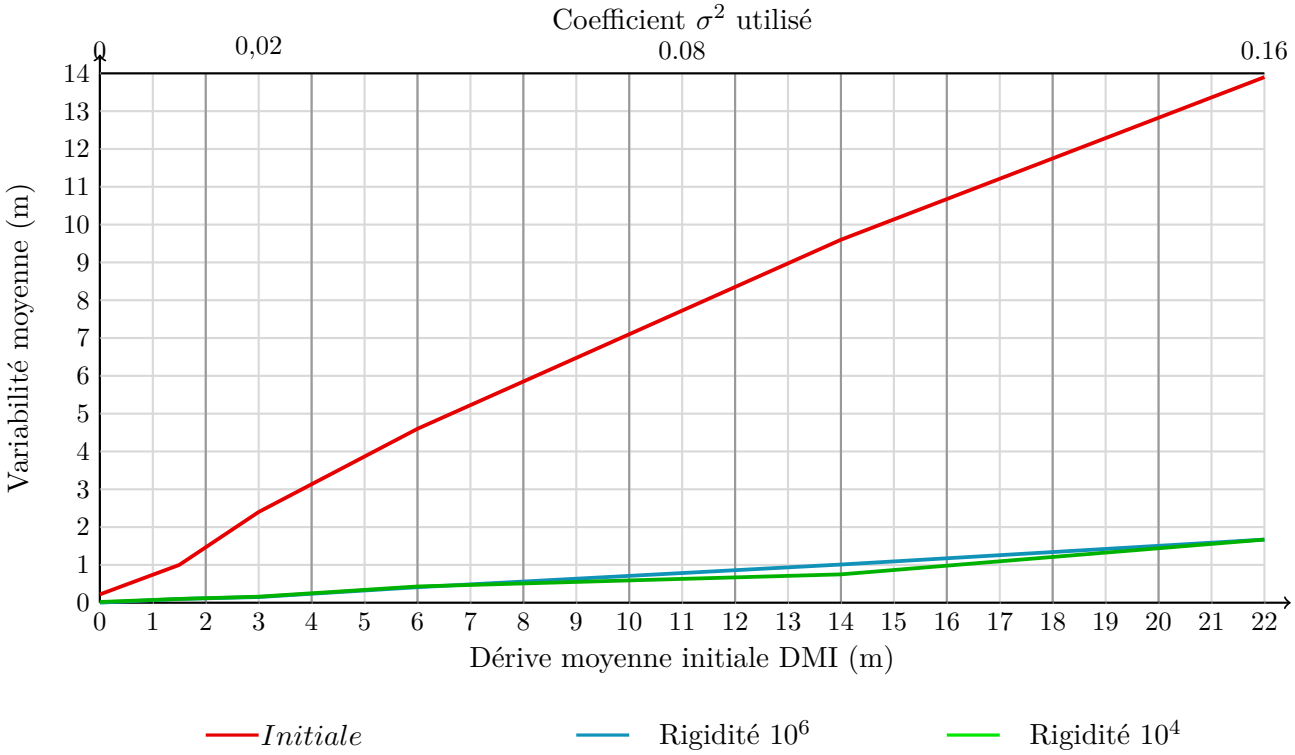


FIGURE 8.11 – Variabilité obtenue sur tous les couples testés pour chaque epsilon sur l'ensemble des données synthétiques.

définition de la précision qui concernait le recalage de TLSM sur la BD. Les résultats obtenus sont au delà de ce que l'on pouvait espérer avec une méthode de type ICP modifiée.
Dans cette partie, nous nous somme intéressés à la variabilité obtenue après recalage entre deux nuages laser notamment dans l'optique de pouvoir recaler entre eux différents TLSM acquis à différents passage du VCM par le biais de la BD. Les résultats obtenus nous indiquent qu'à l'heure actuelle un facteur d'amélioration de 10 entre les nuages laser est le meilleur résultat que l'on puisse obtenir et ce, quelle que soit l'initialisation de départ. Évidemment, plus l'initialisation des TLSM est correcte, plus la précision après recalage entre les deux sera acceptable. Pour de mauvaises initialisations, la méthode permet de recaler l'ensemble des TLSM sur la BD de manière indépendante (bonne précision par rapport à la BD) mais ne permet pas une variabilité faible de la réponse entre les TLSM. Cela est dû au manque d'information dans la BD parallèlement à la trajectoire. La BD étant limitée en nombre d'entités représentées (seulement les façades de bâtiments et le sol), la précision que l'on obtient est maximale sauf à avoir des informations supplémentaires qui permettraient de se raccrocher le long de la trajectoire. Il serait possible d'utiliser d'autres bases de données pour pouvoir utiliser d'autres entités comme la position des troncs d'arbres en domaine urbain par exemple. L'ajout de primitives ponctuelles permettrait de récupérer les contraintes le long de la trajectoire. Nous allons voir maintenant si notre méthode peut concrètement s'appliquer à des systèmes de positionnement moins performants.

8.6.4 Recalage possible selon la qualité de la centrale inertielle

Introduction

La question abordée dans cette section est de savoir si notre méthode pourrait être utilisée sur des données provenant de VCM disposant d'un géoréférencement de moindre qualité. Le coût d'une centrale inertielle de qualité est en effet non négligeable. Avec quel type de centrale inertielle la méthode peut-elle être utilisée ? Et comment l'algorithme se comporte t-il face à ce genre de données ? Les résultats obtenus précédemment nous ont donné une première réponse à ces questions. Il est possible de recaler des données plus dégradées que celles produites par notre système. Tant que les dérives sont de quelques mètres sur l'ensemble de l'acquisition et que la structure globale de la scène est respectée, la méthode garantit un bon recalage des données. Si les dérives globales sont de l'ordre de la dizaine de mètres à la solution et plus, il est possible de recaler grossièrement l'acquisition mais la méthode ne peut garantir que le recalage soit correct. Sans faire aucune analyse statistique ou expérimentale, il est donc possible d'affirmer que notre méthodes n'a pas été développée à la base pour ce genre d'application. Cependant, tant que les dérives à corriger approchent nos hypothèses de départ, la méthode doit être en mesure de recaler les données.

Protocole expérimental

L'expérience a été réalisée sur le jeu de données $Mairie_{06}$. Des trajectoires produites en simulant différentes centrales inertielles nous ont été données. Ces trajectoires sont calculées grâce à un modèle mathématique intégrant l'ensemble des caractéristiques constructeur permettant de simuler l'action d'une centrale inertielle pendant un masque gps sur toute la trajectoire de notre jeu de données. Généralement un post-traitement propriétaire basé sur un filtre de Kalman est utilisé pour corriger de proche en proche les données accélérométriques en sortie et ainsi limiter les dérives trop importantes. Cependant, les constructeurs ne divulguent pas leurs algorithmes de post-traitement donc les données simulées ne les intègrent pas et sont alors probablement moins bonnes que ce qui est produit par ces centrales en réalité. Quatre types de centrale de différentes qualités ont été testées (*cf.*Tableau 8.1) sur notre zone d'étude. L'ordre d'affichage dans le tableau des différentes centrales inertielles a été réalisé en fonction de la qualité de la centrale et du coût de celle-ci.

Les dérives à appliquer le long de la trajectoire en fonction du temps d'acquisition de notre jeu test sont visibles sur les graphiques 8.12 pour les dérives selon l'est, 8.13 pour les dérives selon le nord et 8.14

	Constructeur	*Modèle*
1	Oxts	RT4200
2	CRI Navigation	NAV100
3	Advanced navigation	SPATIAL1750
4	Xsens	MTI-G

Tableau 8.1 – Marque et modèle des centrales inertielles testées

pour les dérives selon l'altitude. Ces dérives seront appliquées au nuage laser nous servant de référence sur cette zone par interpolation linéaire selon un pas de discrétisation d'une seconde. Chaque simulation sera ensuite recalée sur notre BD $Mairie_{06}$ pour savoir si notre méthode de recalage basée sur une ICP linéaire par morceaux modifiée parvient à mettre en cohérence ces données. Pour assurer un recalage correct des données, deux passes successives seront effectuées par la méthode. Lors des deux passes, le pas de discrétisation Δ_t sera inchangé et fixé à 1 seconde. Pour les deux autres paramètres de la méthode, ils seront modifiés lors des deux passes. La première passe s'effectuera avec $\lambda_{rigid} = 10^6$ pour assurer une rigidité globale de la scène et $d_{max} = 100$ mètres car les dérives peuvent être importantes. Lors de la seconde passe, λ_{rigid} sera égale à 10^3 pour permettre plus de dérives localement et d_{max} sera égale à 1 mètre pour limiter l'impact des mauvais appariements. Comme précédemment, si la méthode ne parvient pas à recaler les données, le nombre maximum d'itérations est fixé à 100 pour chacune des passes réalisées.

Description des différentes simulations

Les trois graphiques illustrant les dérives simulées selon les trois axes Est, Nord et Altitude nous indiquent que les simulations réalisées sont de plus en plus mauvaises en fonction du type de centrale inertielle simulée. L'amplitude des valeurs le long de la trajectoire et les variations de la dérive augmentent également en fonction du temps. Cette expérience simule un masquage GPS de 160 secondes et les centrales de basses qualités présentent des dérives supérieures à la centaine de mètres pour ce type de masque.

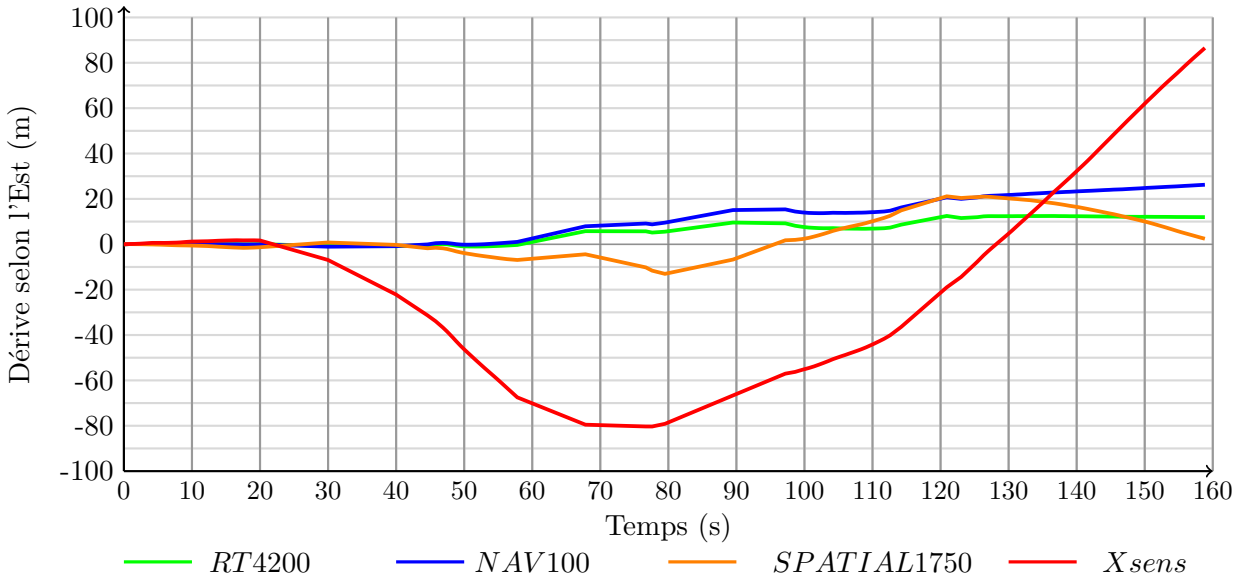


FIGURE 8.12 – Dérive des différentes centrales inertielles en fonction du temps selon l'axe Est.

La simulation concernant la centrale type RT 4200 (ensemble des courbes vertes sur les différents graphiques) ne présente pas une dérive trop importante. La non linéarité de la dérive semble présenter des variations lentes globalement avec quelques irrégularités localisées. L'ensemble semble lisse avec des

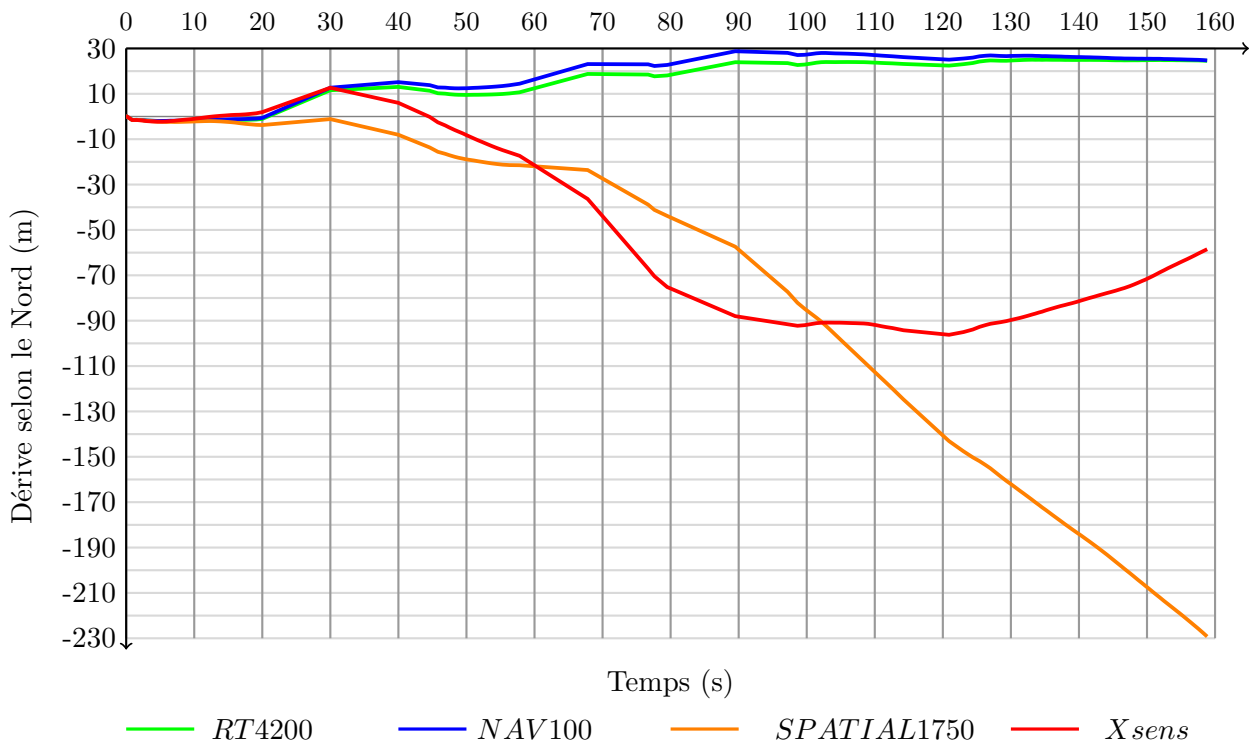


FIGURE 8.13 – Dérive des différentes centrales inertielles en fonction du temps selon l'axe Nord.

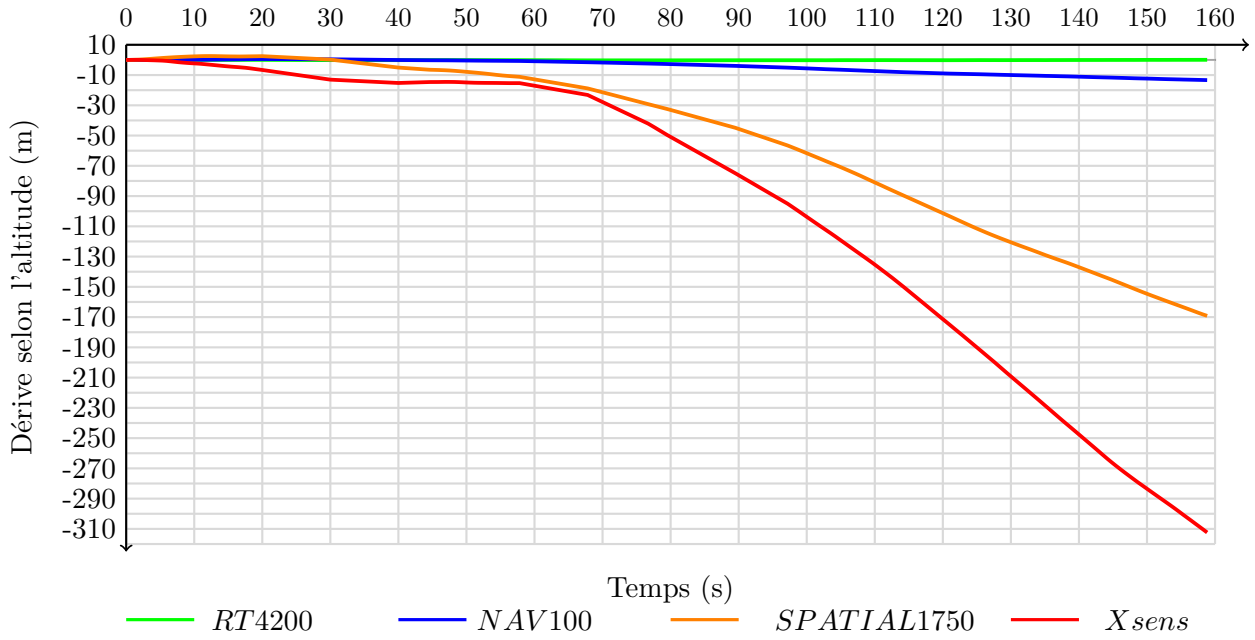
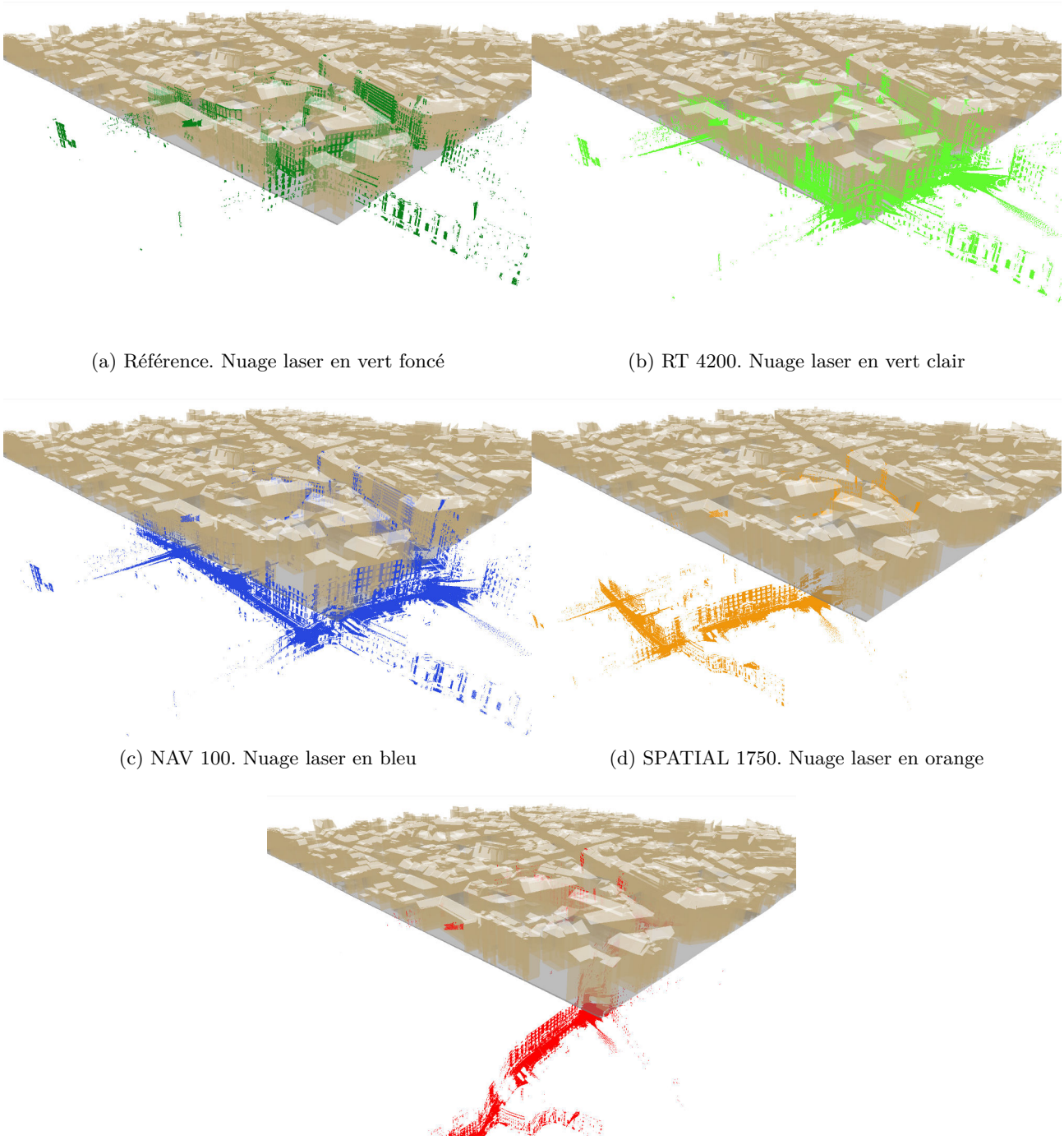


FIGURE 8.14 – Dérive des différentes centrales inertielles en fonction du temps selon l'altitude.



(a) Référence. Nuage laser en vert foncé

(b) RT 4200. Nuage laser en vert clair

(c) NAV 100. Nuage laser en bleu

(d) SPATIAL 1750. Nuage laser en orange

(e) Xsens. Nuage laser en rouge

FIGURE 8.15 – Illustration des nuages laser générés en fonction des différentes dérives appliquées selon le type de centrale inertielle. La base de données est représentée par les faces de bâtiments en beige et le sol en gris.

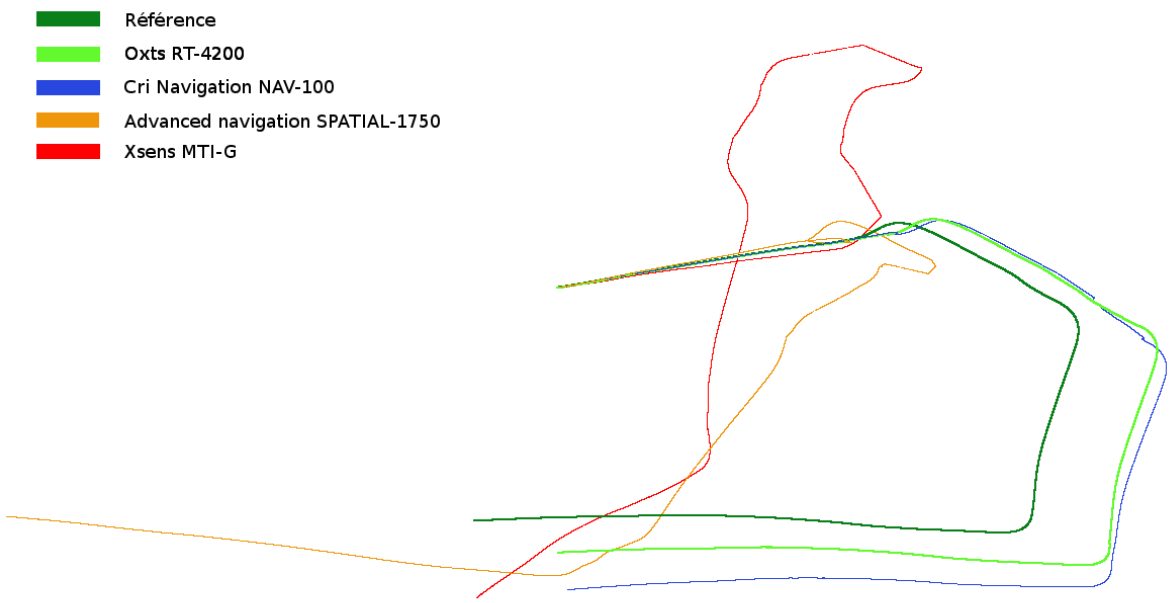


FIGURE 8.16 – Illustration des nouvelles trajectoires perturbées sur notre jeu de données $Mairie_{06}$ par des dérives provenant des différentes centrales inertielles.

dérives n'excédant pas la dizaine de mètres en absolu. Ce type de centrale paraît garantir une stabilité altimétrique avec des écarts inférieurs au mètre. La majorité des dérives est donc planimétrique (Est, Nord). Ce type de simulation réelle se rapproche de nos tests approchés par amplification de dérive et par mouvement aléatoire contraint. La simulation concernant la centrale de type NAV-100 semble avoir sensiblement le même comportement avec toutefois des variations de dérives un peu plus conséquentes. L'amplitude en planimétrie est sensiblement la même que pour la centrale RT 4200 (de l'ordre de la dizaine de mètres). La principale différence se situe au niveau des dérives en altimétrie. Ce type de centrale ne semble pas garantir un bon positionnement selon cet axe avec des dérives du même ordre de grandeur que les deux autres axes (décamétrique en fin de simulation). Au vu des deux dernières dérives générées, il paraît peu probable que notre méthode puisse parvenir à recaler des données provenant de systèmes de géopositionnement utilisant des centrales inertielles de type SPATIAL 1750 (courbes oranges) et Xsens (courbes rouges) car les dérives sont fortement non linéaire dans le temps, l'orientation des données est extrêmement mauvaise, les variations de la dérive dans le temps sont très importantes et l'amplitude de la dérive également très importante (plus de 200 mètres dans certains cas). Ce type de centrale inertielle ne satisfait aucun de nos *a priori* de départ mis en place pour développer notre méthode. Cela laisse supposer que notre approche sera dans l'impossibilité de recaler ce type de trajectoire sur la BD.

Les différents nuages laser simulés ainsi que les trajectoires sont visibles sur les figures 8.15 et 8.16. Notre référence est visible sur la figure 8.15a et les nuages laser tests générés à partir de celle-ci en fonction des différentes simulations sont illustrés sur les figures 8.15b, 8.15c, 8.15d et 8.15e. Il est important de rappeler que cette évaluation se fait sur des données brutes simulant le comportement de centrales inertielles de qualité différente. Aucun post-traitement n'est réalisé pour améliorer ces dérives en sortie de la simulation. Ces données simulées sont donc moins performantes que celles attendues réellement pour le même type de centrale.

Résultats

Légende du tableau 8.2 :

— DMI la distance moyenne initiale du nuage laser recalé à la référence (m),

Modèles	Passes	DMI	PPF_b	PPS_b	Nb_{ite}	T_{ite}	DMF	PPF_b	PPS_b	DPP_F	DPP_S
RT 4200	1	17,4	70,5	84,9	35	10	2,9	92,5	99,4	0,87	0,07
Recalé	2	-	91,7	99,5	16	10	2	93	99,6	0,31	0,06
NAV 100	1	22,7	56,5	45,5	22	10	2,8	92,7	99,4	0,56	0,09
Recalé	2	-	92,3	99,4	8	10	2	93,3	99,6	0,3	0,06
SPATIAL 1750	1	92,2	49,6	20,4	100	7	131,8	45,7	20,5	0,32	0,01
Échoué	2	-	37,3	20,4	100	7	147,4	37,2	25,5	0,29	0,01
MTI-G	1	123,9	46,3	14,4	100	7	212	38,2	19	0.87	0.02
Échoué	2	-	21,6	18,9	100	7	209	20,4	19,2	0,21	0,02

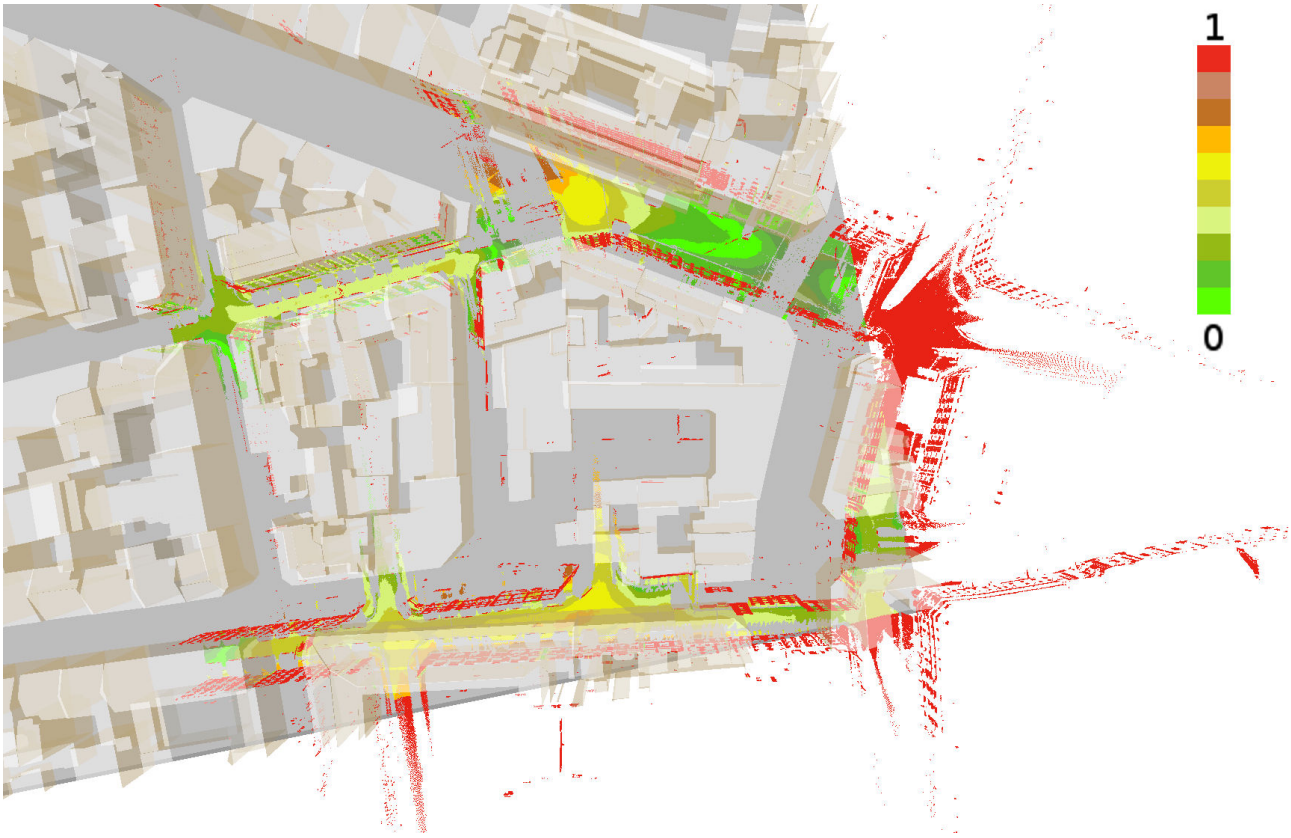
Tableau 8.2 – Ensemble des résultats obtenus lors du recalage des différentes simulations de centrale inertielle.

- PPF_b le pourcentage de points de "façade" appariés à la première itération (%),
- PPS_b le pourcentage de points de "sol" appariés à la première itération (%),
- Nb_{ite} le nombre d'itérations nécessaires pour effectuer une passe,
- DMF la distance moyenne finale du nuage laser recalé à la référence (m),
- T_{ite} le temps moyen par itération,
- PPF_b le pourcentage de points de "façade" appariés à la dernière itération (%),
- PPS_b le pourcentage de points de "sol" appariés à la dernière itération (%),
- DPP_F la distance moyenne des points de "façade" aux plans de "façade" de la BD à la fin du recalage,
- DPP_S la distance moyenne des points de "sol" aux plans de "sol" de la BD à la fin du recalage.

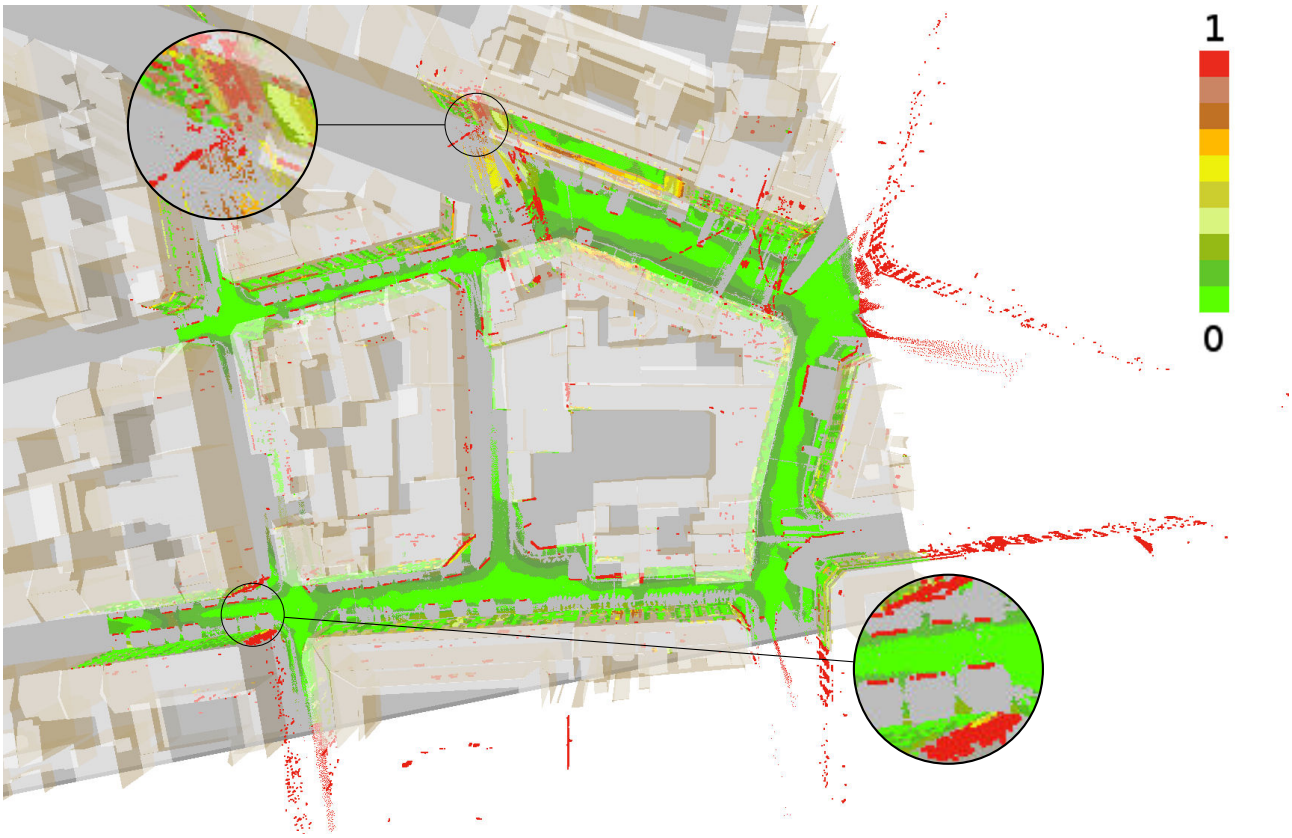
Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau 8.2. Lorsque le recalage des données est réussi, les valeurs de la seconde passe apparaissent de couleur vertes. Si le recalage a échoué, les valeurs apparaissent en rouge.

Les résultats obtenus pour le recalage des données correspondant aux centrales inertielles de type RT-4200 (*cf.*Figure 8.17) et NAV-100 (*cf.*Figure 8.18) sont concluants. Notre méthode est parvenue à recaler ces nuages laser de manière correcte avec une DMF de 2 mètres, une DPP_F de 0,3 mètre et une DPP_S de 0,06 mètre. La précision TLSM-BD est correcte mais la DMF reste assez grossière. En visualisant les nuages laser après recalage (*cf.*figures 8.17b et 8.18b) on s'aperçoit que globalement les nuages laser sont très bien recalés. Il subsiste néanmoins quelques zones où le recalage est plus grossier. Ces petites zone localisées sont illustrées sur les images par de petits cercles noirs et sont à l'origine de cette DMF grossière. Les nuages laser d'origine (*cf.*figures 8.17a et 8.18a) présentent des dérives décamétriques avec des phénomènes d'étirement de la trajectoire par rapport à la référence. Lors du recalage, la méthode doit contracter certaines parties de la trajectoire pour venir épouser le contour des bâtiments. Cette contraction peut initier des phénomènes de repliement de surface si les variations de la dérive sont localement importantes comme visible sur les zooms (cercles noirs des différentes images dans la partie haute des images) ou encore des zones ou le recalage des données ne parvient pas à récupérer les dérives le long de la trajectoire par manque de contraintes directes (cercles noirs dans la partie basse de l'image 8.17b).

Les hypothèses de réussite de la méthode aux différentes dérives à recaler évoquées dans la description des données se sont réalisées. Notre méthode n'a pas pu recaler le nuage de points dégradé pour les simulations représentant les centrales inertielles SPATIAL 1750 (*cf.*Figure 8.19) et Xsens-MTI-G (*cf.*Figure 8.20). Les données sont tellement dégradées qu'il est impossible pour notre approche de retrouver la structure globale de la scène. Même visuellement, il est difficile de retrouver cette structure sans connaître ce que l'on cherche à obtenir. Les dérives sont trop importantes et l'orientation des données trop mauvaise pour recaler ce genre de données avec notre approche. Il est même peu probable que ce genre de dérive aberrante puisse être recalé de manière automatique et ce, quelle que soit la méthode utilisée.

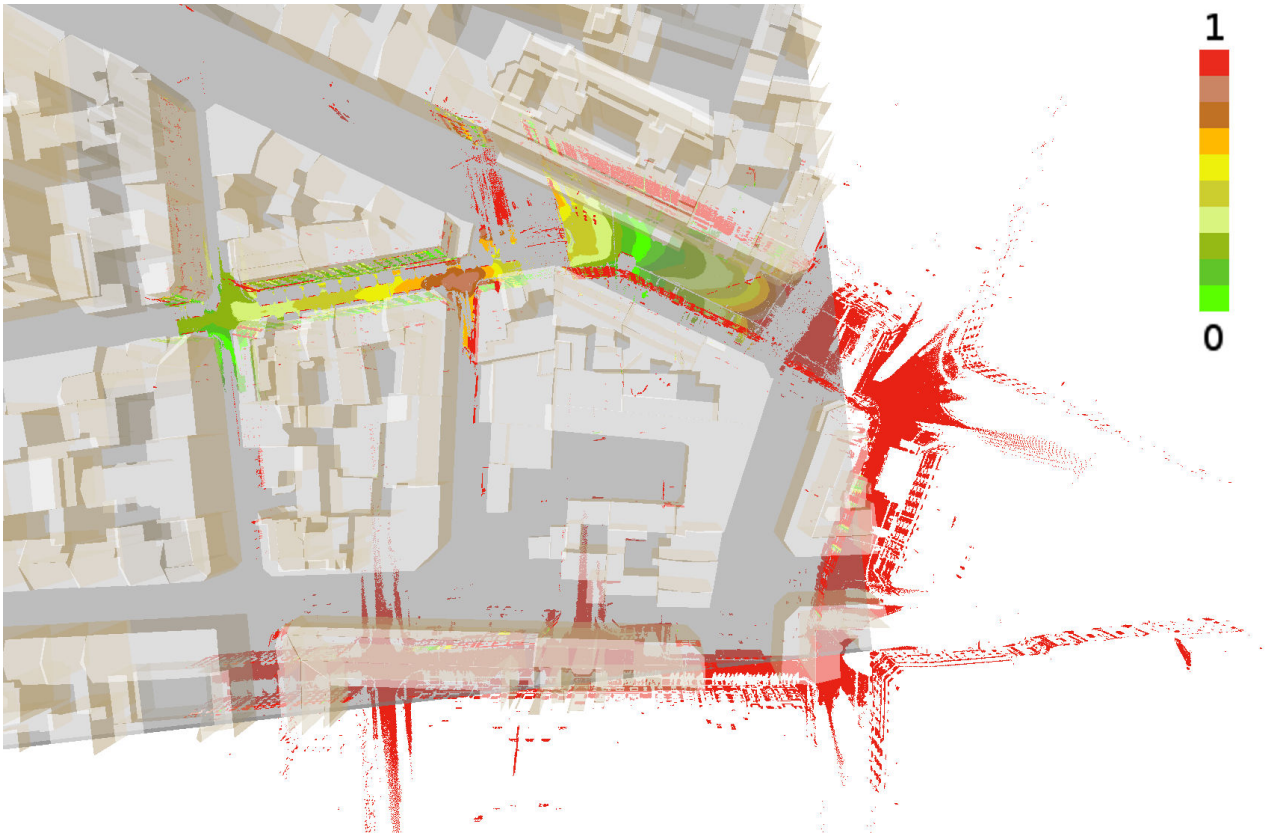


(a) Avant recalage

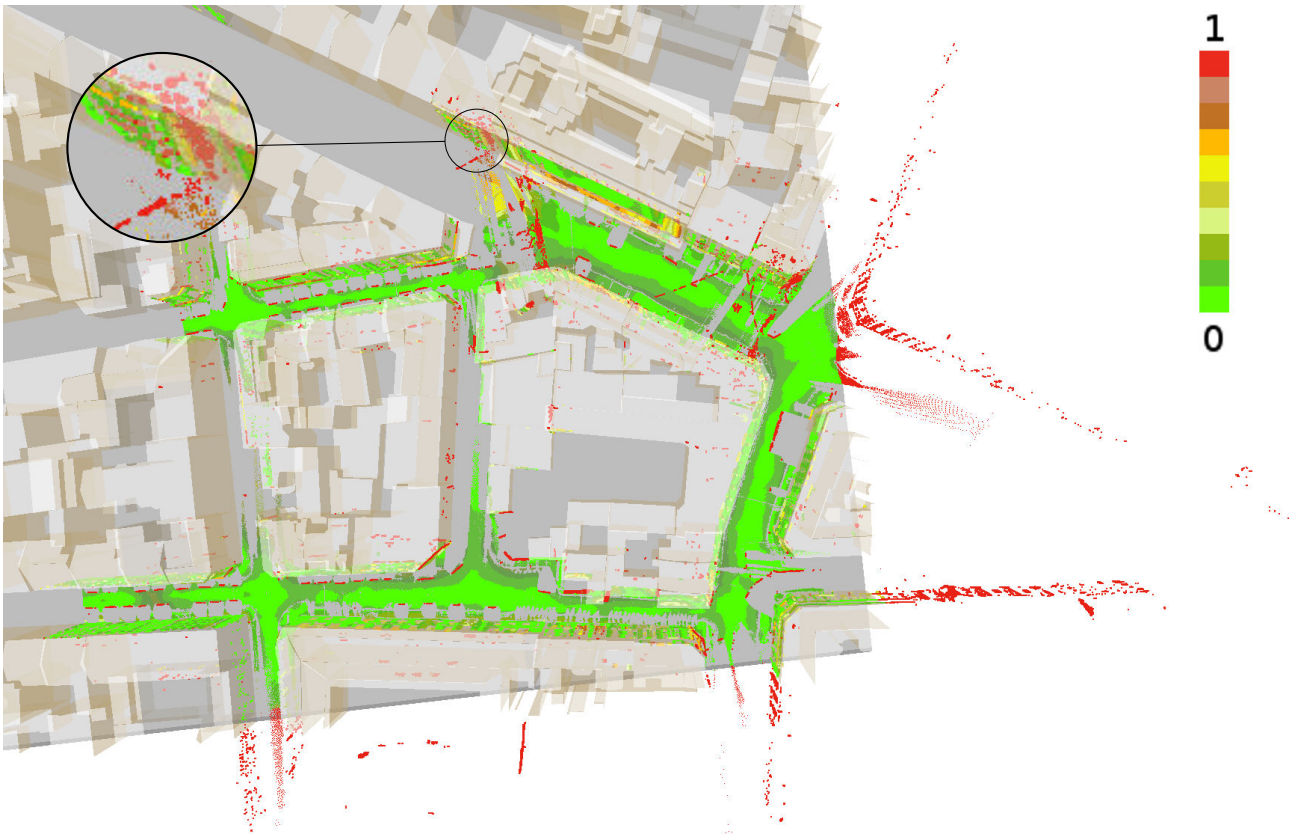


(b) Après recalage

FIGURE 8.17 – Recalage d'un nuage de points dont la dérive est simulée par une centrale inertielle de type Oxts RT 4200. Ce type de centrale possède des caractéristiques techniques assez proche de nos a priori d'implémentation pour pouvoir être recalé par notre approche.



(a) Avant recalage



(b) Après recalage

FIGURE 8.18 – Recalage d'un nuage de points dont la dérive est simulée par une centrale inertielle de type Cri Navigation NAV-100. Malgré un décalage altimétrique important, ce type de centrale possède des caractéristiques techniques assez proches de nos a priori d'implémentation pour pouvoir être recalé par notre approche.

(a) Avant recalage

(b) Après recalage

FIGURE 8.19 – Recalage d'un nuage de points dont la dérive est simulée par une centrale inertielle de type Advanced navigation SPATIAL-1750. Le nuage de points et tellement dégradé qu'il est impossible pour la méthode de recaler les données correctement. Seule une petite partie de la trajectoire en début d'acquisition parvient à être mise en cohérence.

(a) Avant recalage

(b) RT 4200. Nuage laser en vert clair

FIGURE 8.20 – Recalage d'un nuage de points dont la dérive est simulée par une centrale inertielle de type Xsens MTI-G. Le nuage de points est tellement dégradé initialement par rapport à la solution souhaitée qu'il est impossible pour la méthode de recaler les données correctement.

Conclusion

Les résultats obtenus au cours de cette évaluation à partir de simulations réalistes démontrent que notre approche peut servir à recaler des données laser plus dégradées que celles fournies par notre véhicule Stéréopolis. Les résultats sont toutefois à relativiser car un seul recalage effectué pour un type de simulation ne permet pas de garantir une grande fiabilité de la méthode. Des tests plus poussés devraient être réalisés pour une évaluation statistique concrète du potentiel de la méthode. Les simulations en notre possession sont probablement beaucoup plus dégradées que ne le seraient les données en sortie d'une vraie centrale inertielle. Le fait d'utiliser les données brutes nous permet d'être confiants quant à l'utilisation de cette méthode pour des centrales inertielle allant jusqu'aux caractéristiques techniques de type CRI Navigation NAV-100. La principale limitation étant l'orientation des données initiales et les variations de la dérive, descendre en dessous de ce type de centrale semble difficile en l'état. Les simulations sur les centrales SPATIAL-1750 et Xsens MTI-G ne sont pas réalistes car elle ne prennent pas en compte l'orientation de la trajectoire. Dans ces conditions, il est impossible d'émettre un avis sur leur utilisation. Si ces modèles peuvent intégrer des magnétomètres, le couplage avec un odomètre et un post-traitement des données brutes pourrait améliorer la localisation initiale et ainsi favoriser les chances de recalage par notre approche.

Grâce aux nombreuses évaluation effectuées, les limites de la méthode sont maintenant connues. Néanmoins, certains aspects n'ont pas encore été abordés notamment au niveau du nombre de points nécessaires au bon fonctionnement de la méthode. Réduire le nombre de points à injecter dans le processus permet d'accélérer le recalage. Cet aspect est très important en contexte de passage à l'échelle où le nombre de points laser traités peut être conséquent. Comment le sous-échantillonnage des données influe-t-il sur le recalage ? C'est à cette question que nous allons maintenant essayer de répondre.

8.7 Impact de la décimation

Lorsque les TLSM obtenus proviennent d'un capteur récent et performant, la résolution des nuages peut atteindre plusieurs points au cm^2. Les données sont extrêmement résolues, donnant accès à un niveau de détail très fin. Un exemple de cette résolution est illustrée en figure 8.21.

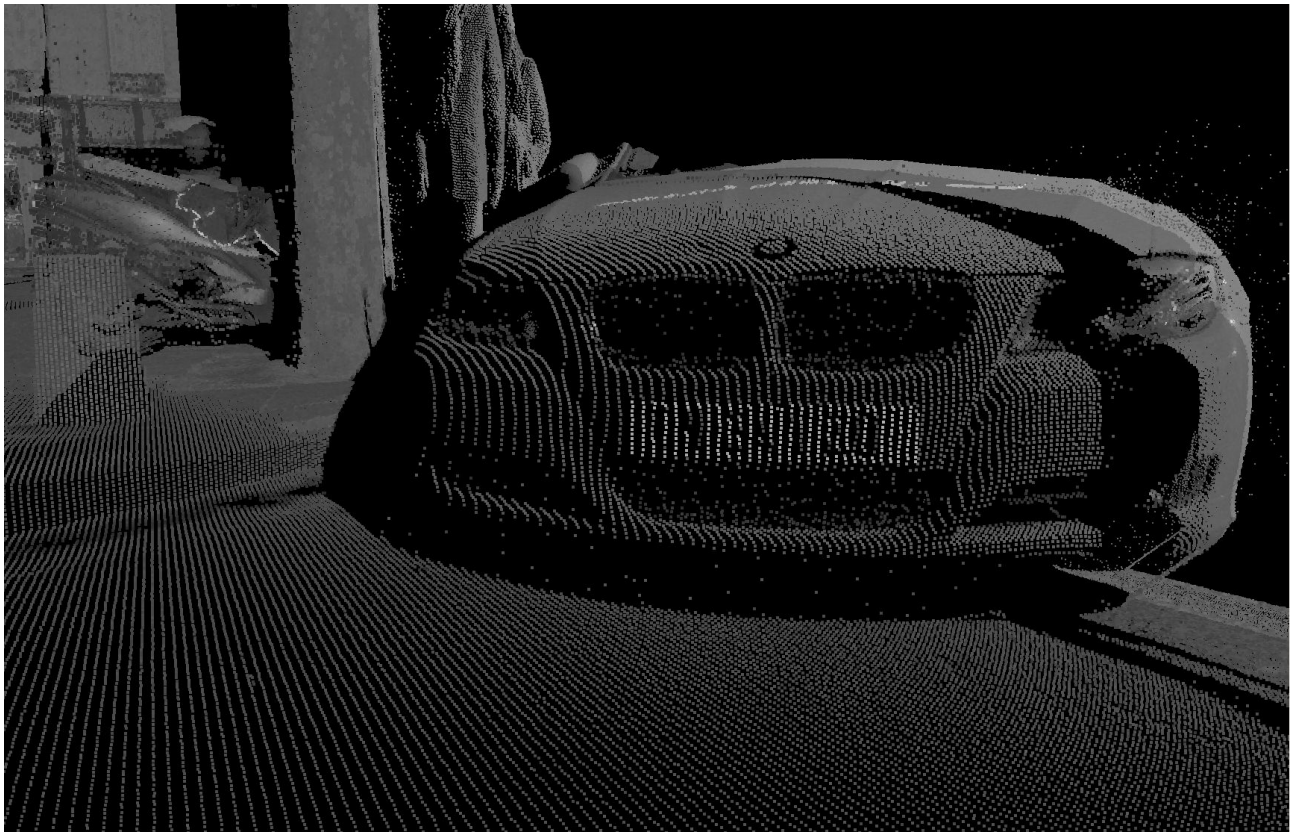


FIGURE 8.21 – Illustration de la résolution atteinte par des capteurs laser nouvelle génération. Il est aisé de distinguer la face avant d'un véhicule de marque allemande.

L'inconvénient majeur lorsque l'on utilise ce type de données est l'occupation mémoire et *in fine* l'augmentation du temps de calcul des algorithmes. L'approche mise en place dans cette thèse nécessite l'appariement de points laser à des primitives géométriques. La redondance d'information apportée par ces capteurs est-elle nécessaire à son bon fonctionnement ? La décimation des TLSM influe t-elle sur le résultat obtenu ? C'est à ces questions que nous allons essayer de répondre maintenant. Un nuage laser du jeu de données $Mairie_{06}$ a servi de nuage test. Dans les chapitres 6 et 7 nous avons vu que ces données ont été sous-échantillonnées à 50 cm. La technique utilisée pour cette décimation a été expliquée et justifiée dans la section 5.5 mais la valeur a été indiquée sans plus d'information.

La décimation des nuages laser permet de diminuer l'espace mémoire utilisé ainsi que les temps de calcul. Ces deux caractéristiques peuvent être intéressantes lorsque l'on souhaite gérer de gros volumes de données. Nous allons essayer de déterminer si cette décimation diminue également les qualités du recalage.

8.7.1 Protocole expérimental

Le nuage utilisé contient initialement 3 millions de points laser. Les descripteurs locaux représentant les façades et le sol ont été calculés préalablement sans aucun sous-échantillonnage. Ensuite 10 nuages laser ont été générés en utilisant un seuil de décimation, noté S_{deci} différent. S_{deci} commençait à 1 cm pour atteindre 5,12 m en augmentant la valeur S_{deci} par puissance de 2. Le tableau 8.3 résume

l'expérience réalisée et contient :

— le numéro de tous les TLSM,
— la valeur du seuil S_{deci} utilisé pour la décimation. Pour rappel, le sous-échantillonnage parcourt les lignes d'acquisition en ne gardant qu'un point tous les S_{deci} mètres,
— le pourcentage de tous les points contenus dans les différents TLSM générés par rapport à l'original ($\%_{ori}$),
— le pourcentage de points (Façade + Sol) contenus dans les différents TLSM qui sera utilisé dans la méthode lors du recalage par rapport à l'original ($\%_{utilisé}$).

$N°$	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$S_{deci}(m)$	ref	0,01	0,02	0,04	0,08	0,16	0,32	0,64	1,28	2,56	5,12
$\%_{ori}$	100	81,5	67,2	45,7	29	17,5	10,9	7	4,1	2,3	1
$\%_{utilisé}$	42,9	30,9	22,7	14,4	8,8	4,7	2,6	1,3	0,7	0,3	0,2

Tableau 8.3 – Nombre de points utilisés pour le recalage de données en fonction de la décimation des nuages laser.

Ces valeurs sont également illustrées sur la figure 8.22. Le pourcentage de points utilisés décroît rapidement jusqu'à une valeur S_{deci} de 50 cm avant de se stabiliser.

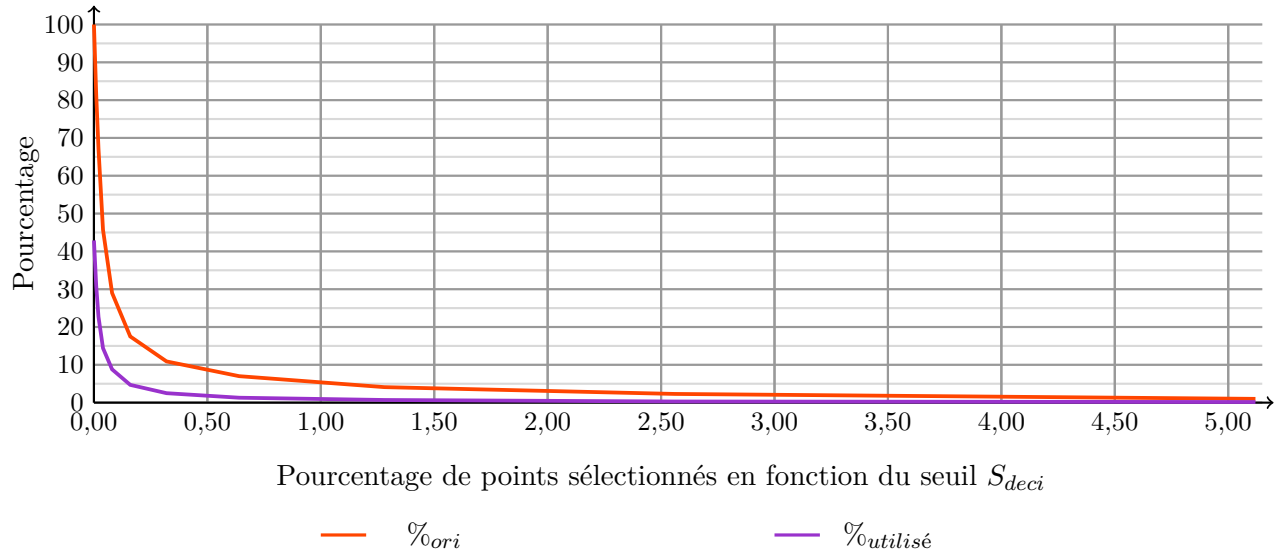


FIGURE 8.22 – Impact de la décimation sur le pourcentage de points utilisés par la méthode de recalage.

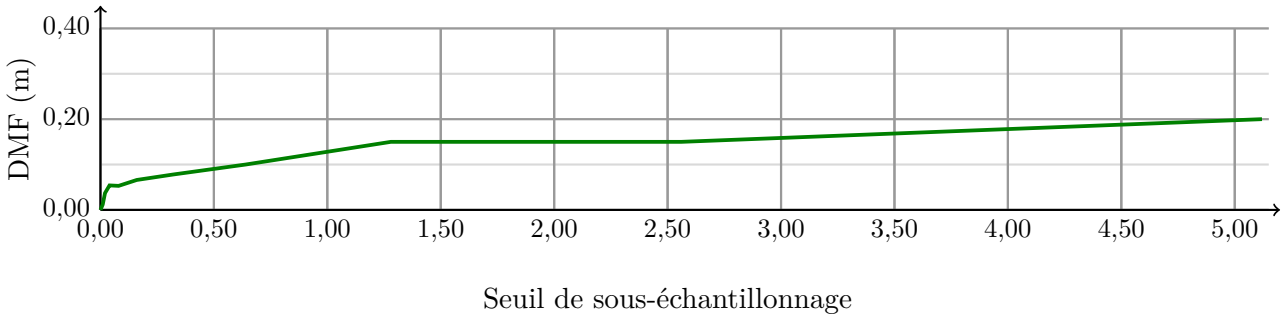


FIGURE 8.23 – DMF obtenue après recalage.

Le TLSM original recalé nous servira de référence pour savoir si les fichiers sous-échantillonnés sont proches ou non de la solution souhaitée. Chaque TLSM généré a été recalé et les résultats obtenus sont visibles dans le tableau 8.4. Le paramétrage de départ est le même pour tous les recalages effectués, $\Delta_t = 1$, $\lambda rigid = 10^6$ et $d_{max} = 1$. Une seule passe de recalage est réalisée.

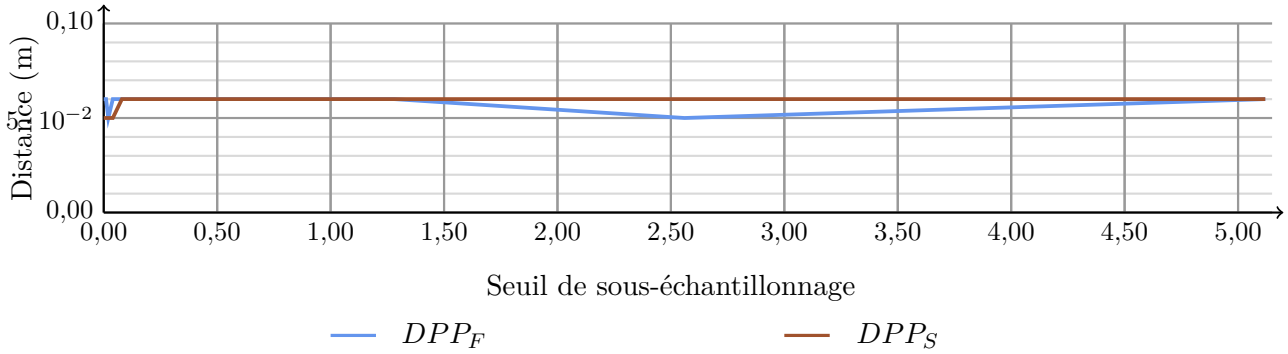


FIGURE 8.24 – Distance moyenne des points appariés à leurs primitives respectives à la fin du recalage pour les façades de bâtiments et le sol.

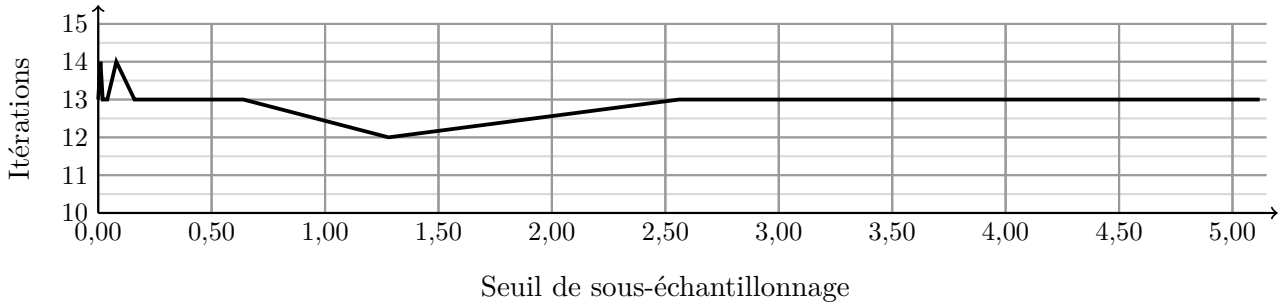


FIGURE 8.25 – Nombre d'itérations nécessaires pour le recalage.

8.7.2 Résultats

$N°$	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
S_{deci} (m)	-	0,01	0,02	0,04	0,08	0,16	0,32	0,64	1,28	2,56	5,12
$DMF(m)$	0,00	0,01	0,04	0,05	0,05	0,07	0,08	0,10	0,15	0,15	0,20
$DPP_F(m)$	0,06	0,06	0,05	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,05	0,06
$DPP_S(m)$	0,05	0,05	0,05	0,05	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
Nb_{ite}	13	14	13	13	14	13	13	13	12	13	13
$Time_{ite}(s)$	4,4	3,7	3,1	2	1,2	0,7	0,4	0,2	0,1	0,07	0,03

Tableau 8.4 – Résultats obtenus après recalage pour tous les nuages laser testés

La première chose à vérifier est la DMF (*cf.*Figure 8.23). Les résidus sur la DMF augmentent avec l'augmentation du sous-échantillonnage de manière croissante pour atteindre une valeur de 0.2 m pour S_{deci} égale 5,12m. Lorsque l'on visualise la DPP_F et la DPP_S (*cf.*Figure 8.24) et le nombre d'itérations nécessaires au recalage des données (*cf.*Figure 8.25), on s'aperçoit que la décimation n'a aucun impact sur ces valeurs. L'ensemble des TLSM a été validé visuellement pour pouvoir affirmer que tous les recalages effectués sont corrects (majorité de bons appariements). La différence observée au niveau de la DMF ne doit pas être interprétée comme une erreur de la méthode. Les dérives retrouvées le long de la trajectoire proviennent de la minimisation d'un système à chaque fois différent puisque les points utilisés pour chaque TLSM sont de moins en moins nombreux au fur et à mesure que S_{deci} augmente. A rigidité constante, plus le nombre de points laser diminue, plus le terme d'attache aux données E_{reg} est faible par rapport au terme E_{rigid}. Les nuages laser ont donc de plus en plus de mal à se déformer au fur et à mesure que le nombre de points laser diminue.

Contrairement aux autres valeurs, le temps par itération (*cf.*Figure 8.26) est directement impacté par la décimation. Ce résultat est cohérent puisque l'augmentation de S_{deci} réduit le nombre de points utilisés par la méthode et par conséquent le temps nécessaire à l'appariement des données.

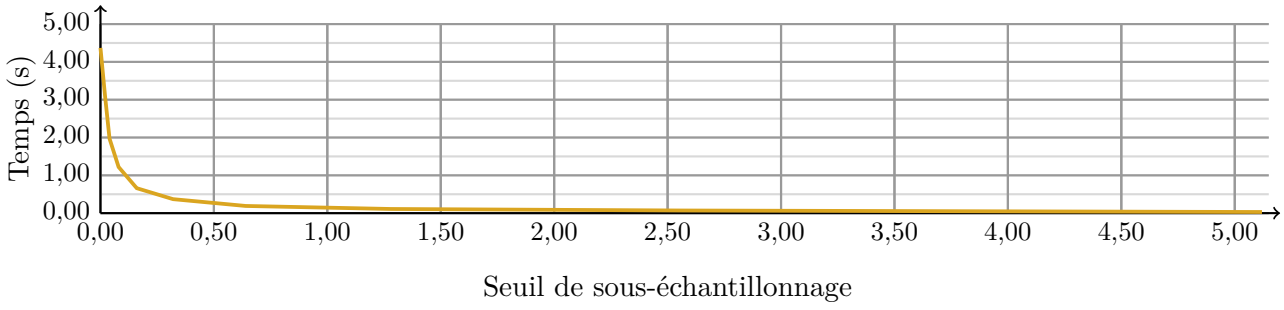


FIGURE 8.26 – Temps de résolution moyen pour effectuer une itération.

8.7.3 Conclusion

L'expérience réalisée avait pour objectif de déterminer si le sous-échantillonnage des TLSM avait un impact direct sur la qualité du recalage des données. Au vu des résultats obtenus, nous pouvons affirmer que ce n'est pas le cas car les appariements effectués restent corrects. Les statistiques réalisées restent constantes quel que soit le degré de sous-échantillonnage. Le seul critère qui varie est la DMF. Cette fluctuation de la réponse par rapport à la référence est due au terme de rigidité (λ_{rigid}) utilisé. Celui-ci devrait être adapté en fonction du degré de décimation des nuages laser. Plus le degré de décimation est élevé, plus le terme d'attache aux données devient faible par rapport au terme de rigidité du système. Ceci est dû à la diminution du nombre de points par intervalle de temps. La rigidité du système devenant prépondérante sur le terme d'attache aux données, les nuages les plus décimés ont plus de difficultés à se déformer. L'impact sur la précision du recalage est donc difficile à mesurer car λ_{rigid} doit être absolument adapté au niveau de sous-échantillonnage.

Néanmoins, la décimation des nuages à un impact négligeable par rapport au gain de temps par itération pour nos objectifs d'étude. Cette conclusion n'est valable que pour notre approche et dépend directement de la manière dont le sous-échantillonnage est réalisé. Une méthode de décimation adéquate comme celle utilisée pour nos objectifs nous permet de réduire le nombre de points d'un nuage de 99% par rapport aux données laser de départ pour aller environ 100 fois plus vite par itération. La principale limite au sous-échantillonnage est le nombre de points représentant une entité géométrique. Un recalage correct nécessite d'avoir quelques points lasers représentant toutes les primitives géométriques correspondantes même les plus petites.
D'autres analyses seraient intéressantes pour valider statistiquement l'expérience réalisée, notamment visualiser comment l'algorithme réagirait si les descripteurs S_{facade} et S_{sol} étaient calculés après une décimation au moins partielle. Cette étude n'a pu être réalisée mais mériterait d'être testée. Néanmoins, ces descripteurs étant déterminés par une approche spatiale (calcul d'une ACP autour d'un voisinage), les résultats devraient être corrects jusqu'à une certaine valeur S_{deci} avant de chuter car la distribution des points ne serait plus propice à l'estimation des deux descripteurs.

Lorsque 99% des points sont éliminés, le temps par itération chute de 4,4 secondes pour l'original à 3 centièmes de seconde. Le gain de temps apporté grâce au sous-échantillonnage des données ouvre des perspectives intéressantes pour la méthode notamment pour la gestion de gros volume de données. Les résultats obtenus sur la DMF montrent qu'en gardant environ 10% des points de départ une précision acceptable est obtenue tout en réduisant les temps de calcul. Nous allons voir dans la section suivante si notre algorithme est capable de passer à l'échelle.

8.8 Passage à l'échelle

L'un des enjeux majeurs pour l'IGN est le passage à l'échelle de la méthode. Développer une méthode de recalage n'est pas suffisant pour les missions que doit remplir l'institut. Dans la littérature, les différentes techniques de recalage et leurs variantes foisonnent mais peu d'auteurs ont testé leurs algorithmes dans un contexte de big data. Nous avons testé notre approche sur la totalité d'une

acquisition réalisée en 2013 sur la ville de Toulouse.

8.8.1 Jeu de données

Nuages de points laser

Le jeu de données utilisé pour valider le passage à l'échelle correspond à une acquisition réalisée sur la ville de Toulouse en octobre 2013. La trajectoire de l'ensemble représente une distance d'environ 37 kilomètres. L'ensemble des données laser a été acquis par le même laser que pour le jeu de données $Mairie_{06}$ pour obtenir un niveau de détail fin. L'acquisition complète représente 2 265 fichiers contenant chacun 3 millions de points soit environ 6,8 milliards de points laser sur l'ensemble. L'ensemble de l'acquisition est visible sur la figure 8.27. Charger l'ensemble des données sur 37 kilomètres pour visualisation est impossible sur une machine de travail commune. La visualisation se fait donc sur un jeu de données sous-échantillonné.

FIGURE 8.27 – Illustration du jeu de données laser acquis sur la ville de Toulouse. L'acquisition complète représente une trajectoire de 37 kilomètres de long.

Base de données 3D

La base de données utilisée est un modèle 3D (Bati3D) réalisé sur la zone d'étude comme pour les jeux de données $Mairie_{12}$ et $Mairie_{06}$. Il est constitué des mêmes entités géométriques et comprend au total 710 000 primitives géométriques dont 290 000 primitives correspondant aux façades de bâtiments et 420 000 correspondant au sol. En comptabilisant les primitives correspondant aux toits, le nombre de primitives dans la base de données avoisine les 800 000 primitives géométriques. L'ensemble de la BD est visible sur la figure 8.28.

8.8.2 Méthodologie

Les TLSM ont subi un sous-échantillonnage à 10 centimètres au sens de la partie 5.5 avant calcul des descripteurs géométriques puis un second sous-échantillonnage est utilisé pour ne garder que 10% des points. Après sous échantillonnage, le nombre de points présents était encore d'environ 55 millions concaténés dans 180 fichiers lasers. La base de données à notre disposition comportait des erreurs

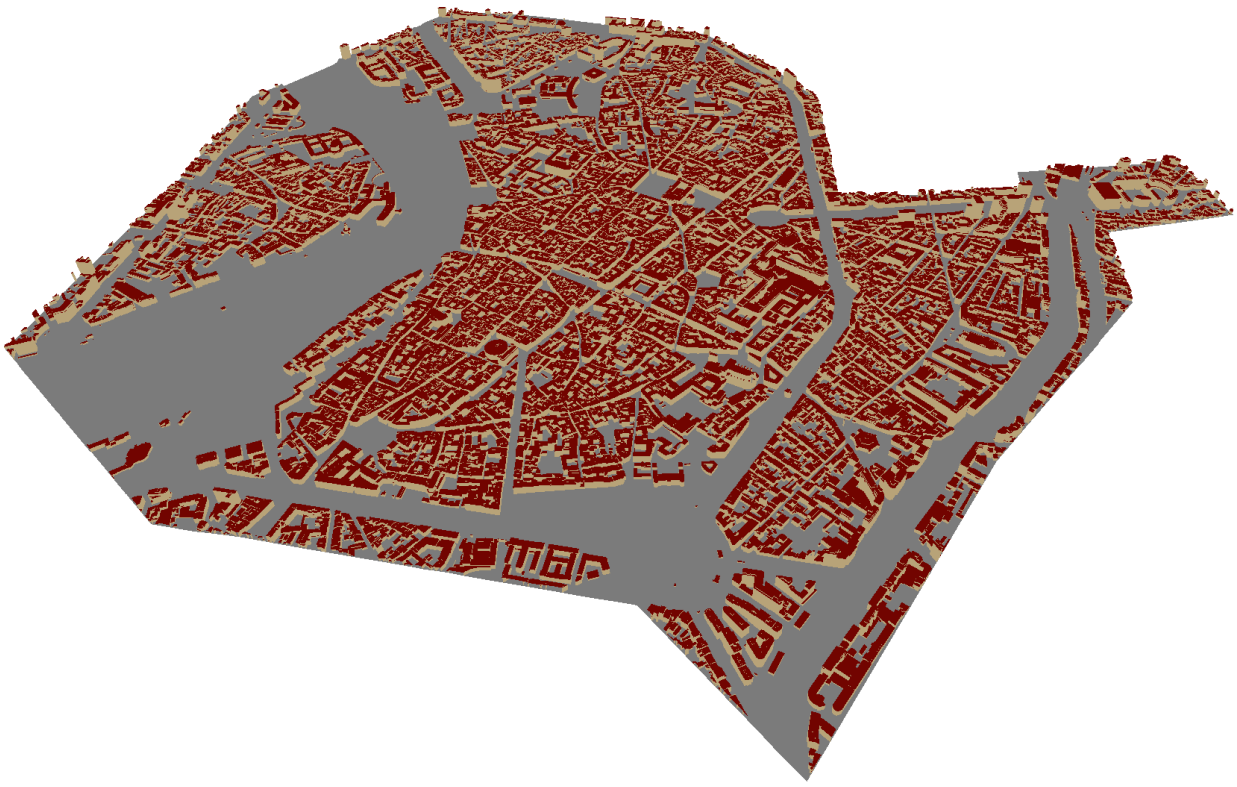


FIGURE 8.28 – Illustration de la base de données 3D utilisée sur la ville de Toulouse.

beaucoup plus importantes que dans les autres BD que nous avions pu utiliser notamment la largeur des rues (*cf.*Figure 8.29) qui n'était pas respectée.

Pour une mise en cohérence des deux ensembles convaincante, il était nécessaire que chaque côté de la rue puisse être recalé correctement sur la BD. Les nuages laser ont donc été découpés une nouvelle fois selon le côté gauche et le côté droit de la rue (*cf.*Figure 8.30) pour être recalés indépendamment.

8.8.3 Résultats

L'ensemble des données a été recalé avec la méthode décrite au chapitre 6. Le paramétrage choisi pour ce test grandeur nature était le suivant :

1. le pas de discrétisation était fixé à 0.5 seconde,
2. la rigidité du système était fixée à 10^5 pour permettre plus de flexibilité,
3. la distance d'appariement était fixée à 3 mètres. Le modèle présentant des différences importantes avec les données laser, certaines parties de l'acquisition laser se trouvaient à cette distance des primitives du modèle notamment pour le sol.

L'ensemble de l'acquisition a été recalé correctement par la méthode avec une DPP_F et une DPP_S en fin de recalage de l'ordre de 10 centimètres. L'ensemble a été vérifié visuellement pour attester du recalage correct des données laser sur la BD. En ce qui concerne les temps de traitements, pour réaliser un recalage complet, il aura fallu approximativement 4 jours. Les prétraitements effectués sur l'ensemble de l'acquisition représentent environ 3 jours à 3,5 jours de calcul. Ils comprenaient :

1. un premier sous-échantillonnage à 10 centimètres,
2. le calcul des descripteurs géométriques locaux (Façade et Sol),
3. un second sous-échantillonnage à 50 centimètres,
4. la séparation de chaque côté de la rue.

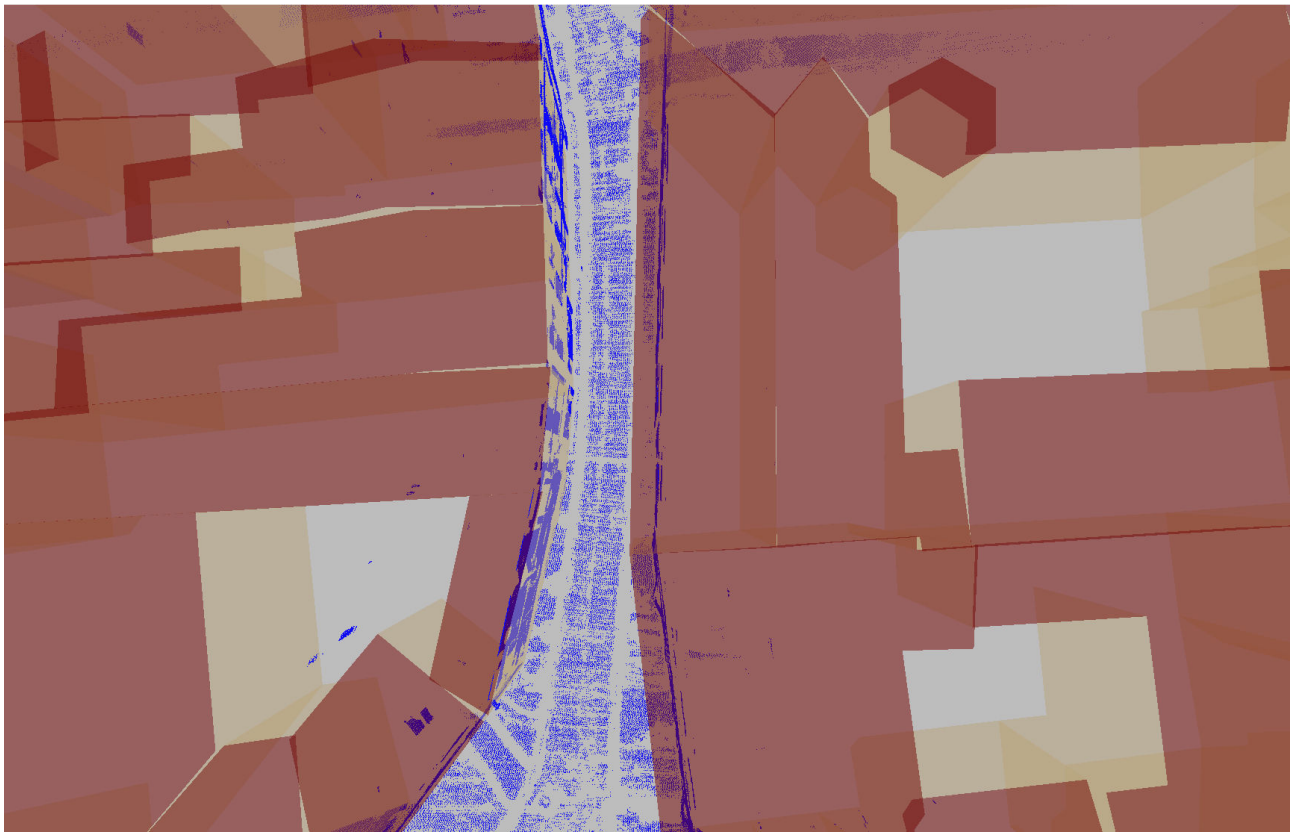


FIGURE 8.29 – Illustration des erreurs dans la base de données qui ne respecte pas la largeur des rues sur la ville de Toulouse. Les données laser brutes sont représentées de couleur bleu, les toits des bâtiments en rouge et les façades en beige.

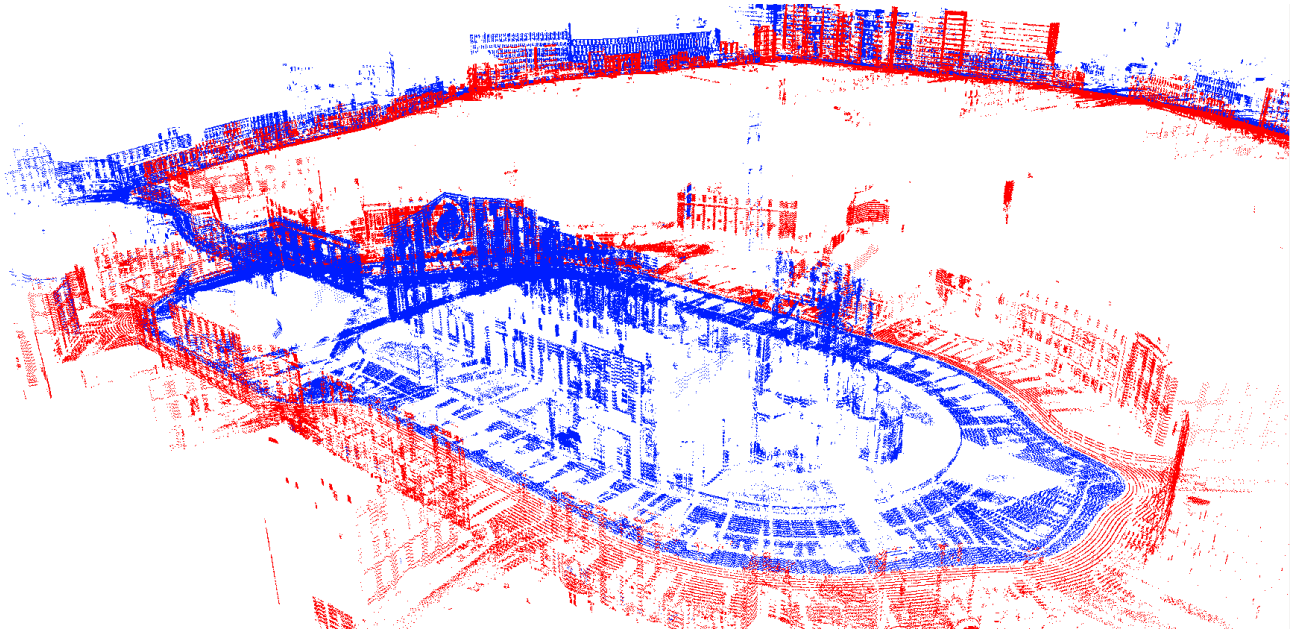


FIGURE 8.30 – Découpage des jeux de données laser pour séparer les deux côtés de la rue. Le côté gauche de la rue apparaît en bleu tandis que le côté droit apparaît en rouge.

(a) Avant recalage

(b) Après recalage

FIGURE 8.31 – Illustration de la texturation de quelques bâtiments présents dans la base de données 3D sur la ville de Toulouse. Cette texturation est possible grâce aux images acquises par le véhicule Stéréopolis lors de l'acquisition. Lorsque l'on recale la trajectoire du véhicule par le biais des nuages laser, les images peuvent bénéficier de ce recalage.

Le recalage proprement dit des données après prétraitement ne requiert qu'une demie journée environ. Il est important de noter que les recalages des différents fichiers ont été effectués de manière indépendante, aucune compensation entre les fichiers laser n'a été effectuée ce qui devrait être réalisé pour être plus rigoureux. Chaque fichier comprenait sa propre trajectoire à recaler. Néanmoins, les vérifications visuelles montrent que les résultats sont corrects et qu'une compensation globale entre fichiers n'aurait pas amélioré les résultats de manière flagrante. Deux illustrations du résultat obtenu sur la zone sont visibles sur les figures 8.32 et 8.33. De plus, des tests de texturation de la base de données 3D ont été réalisés avant et après recalage des données. Une illustration est visible sur la figure 8.31 avec la texturation obtenue avant recalage (*cf.* 8.31a) et celle obtenue après recalage des données par notre approche (*cf.* 8.31b). Les données étant cohérentes, la texturation effectuée est de meilleure qualité.

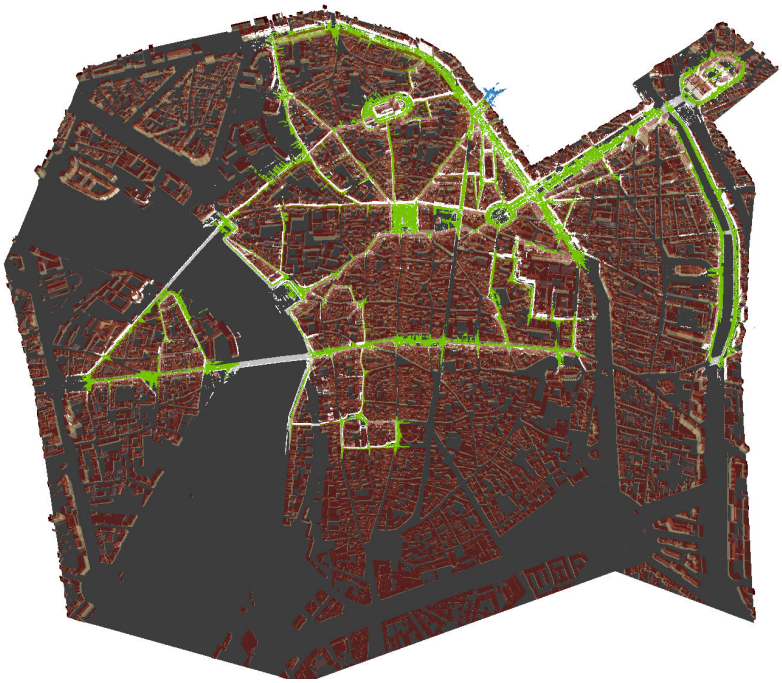


FIGURE 8.32 – Superposition de la base de données et de l'acquisition laser après recalage des données par la méthode. Les points laser utilisés par la méthode apparaissent en vert. Les points laser ne remplissant pas tous les critères d'appariement apparaissent en gris et bleu.

8.8.4 Conclusion

La méthode développée a été utilisée pour recaler des jeux de données d'une extension spatiale et d'une quantité de données beaucoup plus importantes que celles que nous avions réalisées jusqu'à présent. Le passage à l'échelle a pu être validé, l'ensemble de l'acquisition réalisé sur la ville de Toulouse a pu être recalée dans son intégralité sans interruption ou abandon de la méthode pour des raisons de mémoire ou d'implémentation. L'ensemble a été réalisé sur une machine de travail sans configuration particulière (processeur Quad Core et 4Go de RAM). Les conditions de tests étaient exactement les mêmes que celles utilisées sur les jeux de données $Mairie_{12}$ et $Mairie_{06}$. Le temps pour acquérir ce jeu de données est d'une journée et le temps mis pour recaler l'ensemble après prétraitement est du même ordre de grandeur. Seuls les prétraitements (3 jours) sont un frein au recalage rapide des données. L'étape la plus lente du processus est le calcul des descripteurs géométriques locaux car pour déterminer les meilleurs descripteurs en chaque point, différentes tailles de voisinage sont testées. La durée complète de cette méthode de recalage est d'environ 3 fois le temps mis pour acquérir les données. Des optimisations pourraient être réalisées pour accélérer ce temps de recalage mais c'est surtout sur le calcul des descripteurs qu'il faudrait travailler (ce qui est hors des champs d'action de cette thèse). Cette dernière phase clôture l'évaluation de la méthode de recalage linéaire par morceaux (*cf.*chapitre 6), l'évaluation suivante porte sur le recalage de base de données géographiques sur des

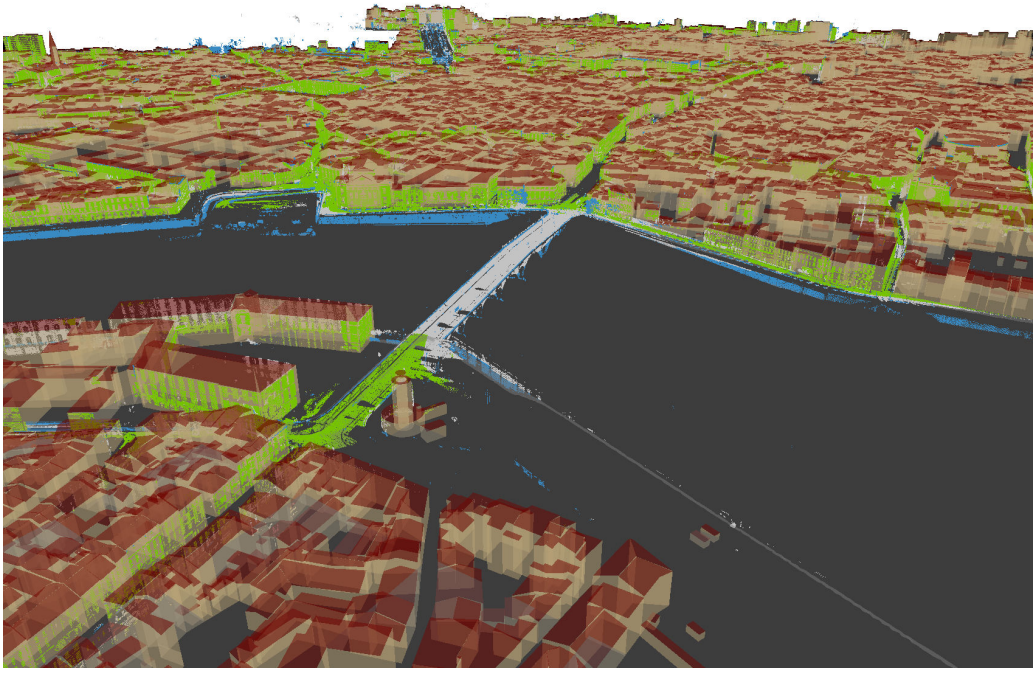


FIGURE 8.33 – Superposition de la base de données et de l'acquisition laser après recalage des données par la méthode. Les points laser utilisés par la méthode apparaissent en vert. Les points laser ne remplissant pas tous les critères d'appariement apparaissent en gris et bleu.

nuages de points laser (*cf.*chapitre 7).

8.9 Précision lors du recalage d'une base géographique sur un nuage laser

Les résultats obtenus dans le chapitre 7.4 étaient très encourageants. Cependant, la différence de niveau de détail entre les deux entités à recaler et le fait d'utiliser des nuages de points provenant directement de notre VCM sans recalage préalable rend très difficile l'interprétation des résultats. Lors de cette évaluation nous allons essayer de mettre en évidence la précision de notre méthode de recalage de modèle 3D ou 2D sur des nuages laser terrestres. Il est important de rappeler que notre méthode effectue un recalage rigide par bâtiment. Aucune cohérence topologique n'est conservée entre les bâtiments présentant des surface communes.

8.9.1 Protocole expérimental

Afin de valider notre approche, il faut modifier nos entités d'entrée. Cela passe par deux étapes réalisées dans cet ordre :

— l'utilisation d'un nuage laser le plus parfait possible, c'est-à-dire où les points constitutifs du nuage coïncident parfaitement avec la base de données 3D en notre possession. Comme défini en section 8.5.2, un nuage laser synthétique sera créé sur la zone pour que la vérité terrain (position des bâtiments dans la BD) puisse être considérée comme parfaite,

— ensuite, la base de données 3D originale sera dégradée par l'ajout de translations et de rotations aléatoires par bâtiment,

— la méthode de recalage (BD sur TLSM) sera alors utilisée pour mettre en cohérence notre base de données dégradée sur notre nuage de points synthétique parfait. Il ne restera ensuite qu'à comparer les résidus sur ces rotations/translations retrouvées par bâtiments par rapport à celles (connues) appliquées lors de la dégradation de la BD.

Le nuage synthétique sur la zone d'étude est visible sur la figure 8.34.

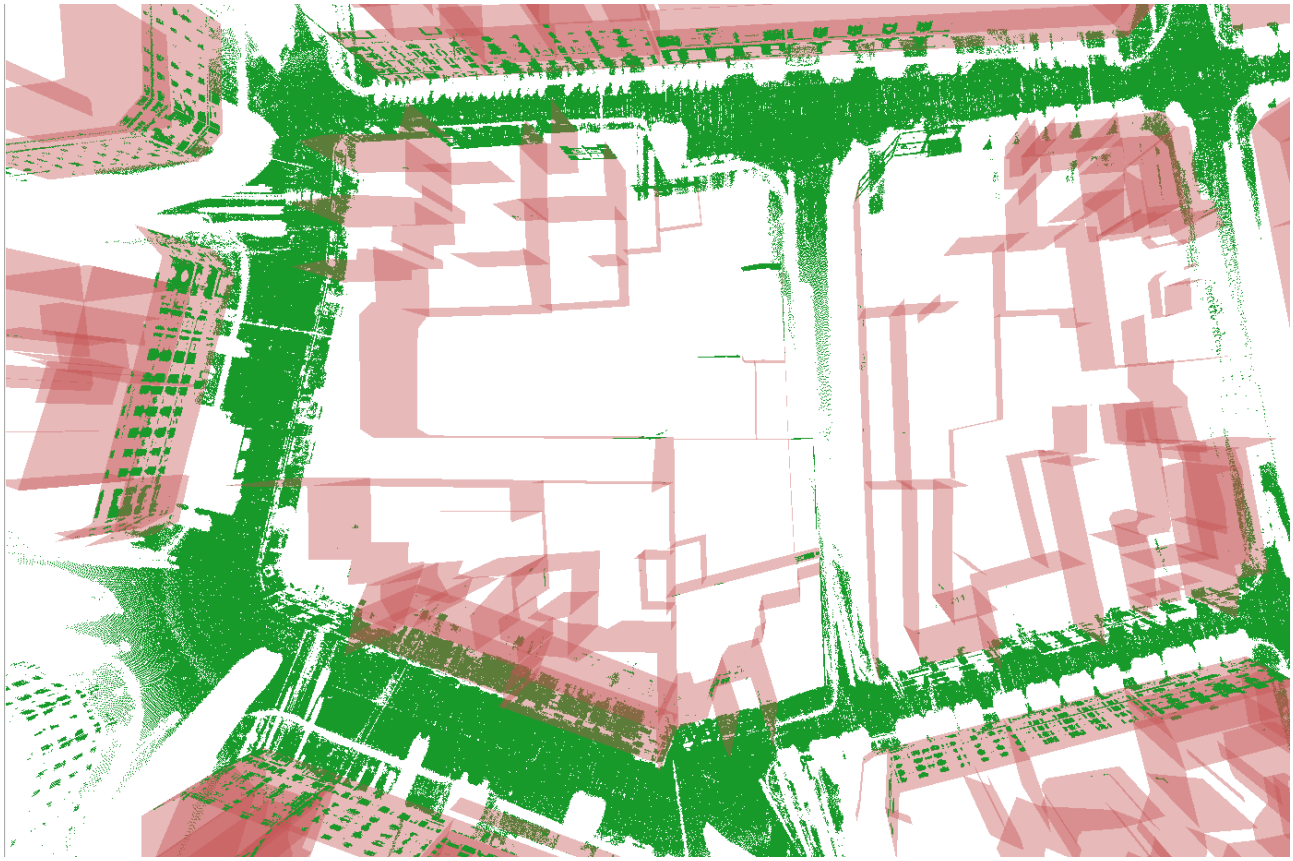


FIGURE 8.34 – Superposition du nuage laser synthétique (vert) créé à partir d'un lancé de rayons et de la base de données géographiques ayant servi à le créer.

La base de données dégradée est visible sur la figure 8.35.

8.9.2 Paramétrage

L'algorithme est initialisé avec les données de départ ci-avant énoncées. Le constat visuel nous indique que certaines portions de façades de bâtiments sont éloignées des points laser d'une distance d'environ 2 mètres. Le seul paramètre de la méthode d_{max} sera donc fixé à 3 mètres pour favoriser le maximum d'appariements et éviter les cas particuliers comme nous l'avons vu lors des premiers résultats. Les critères d'arrêt sont eux aussi inchangés et s'ils devaient être trop faibles, le nombre d'itérations maximal est fixé à 20.

8.9.3 Résultats

Sur les 471 bâtiments qui composent la BD, 50 d'entre eux seulement sont appariés et entrés dans le processus de recalage. Seuls ces bâtiments ont été déplacés. Le nombre d'itérations fixé à 20 a également été atteint comme lors de nos premiers résultats. Chaque itération a été réalisée en 20 secondes en moyenne. Dans le détail, le temps moyen d'appariement était de 4.5 secondes, le temps de résolution moyen du système était de 6.5 secondes, et la sauvegarde du nouveau modèle comme précédemment était d'environ 6 secondes. Les proportions entre les différentes étapes sont donc conservées par rapport à nos premiers résultats obtenus au chapitre 7. Le temps par itération est toutefois diminué de 5 secondes. Cette diminution est due à deux choses :

1. La méthode doit recaler un nombre de bâtiments moins important. Ceci accélère l'étape de résolution du système qui est l'étape la plus importante en terme de temps d'exécution,
2. Le nuage laser synthétique utilisé sur la zone $Mairie_{06}$ comporte un nombre de points moins

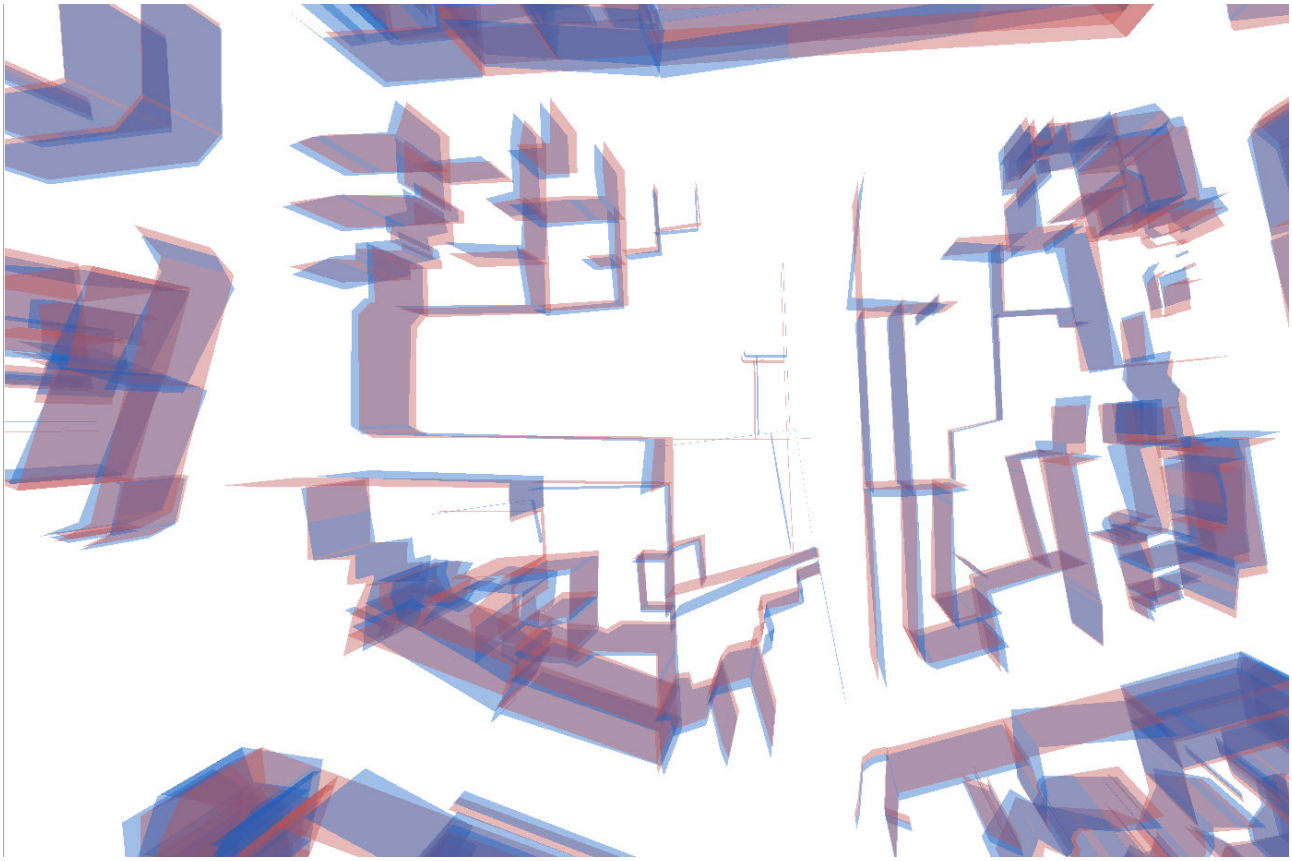


FIGURE 8.35 – Superposition de la base de données originale (rouge) et de la base de données dégradée (bleu). Chaque bâtiment a subi une rotation et une translation aléatoire qui lui est propre.

élevé que le nuage laser initial. Celui-ci étant créé à partir de notre lancé de rayons, certains rayons laser n'intersectent pas de primitives du modèle ou sont écartés par les critères de compatibilité. Cela a pour conséquence de réduire au départ le nombre de points du nuage et évite ainsi d'avoir à tester ces points à chaque itération.

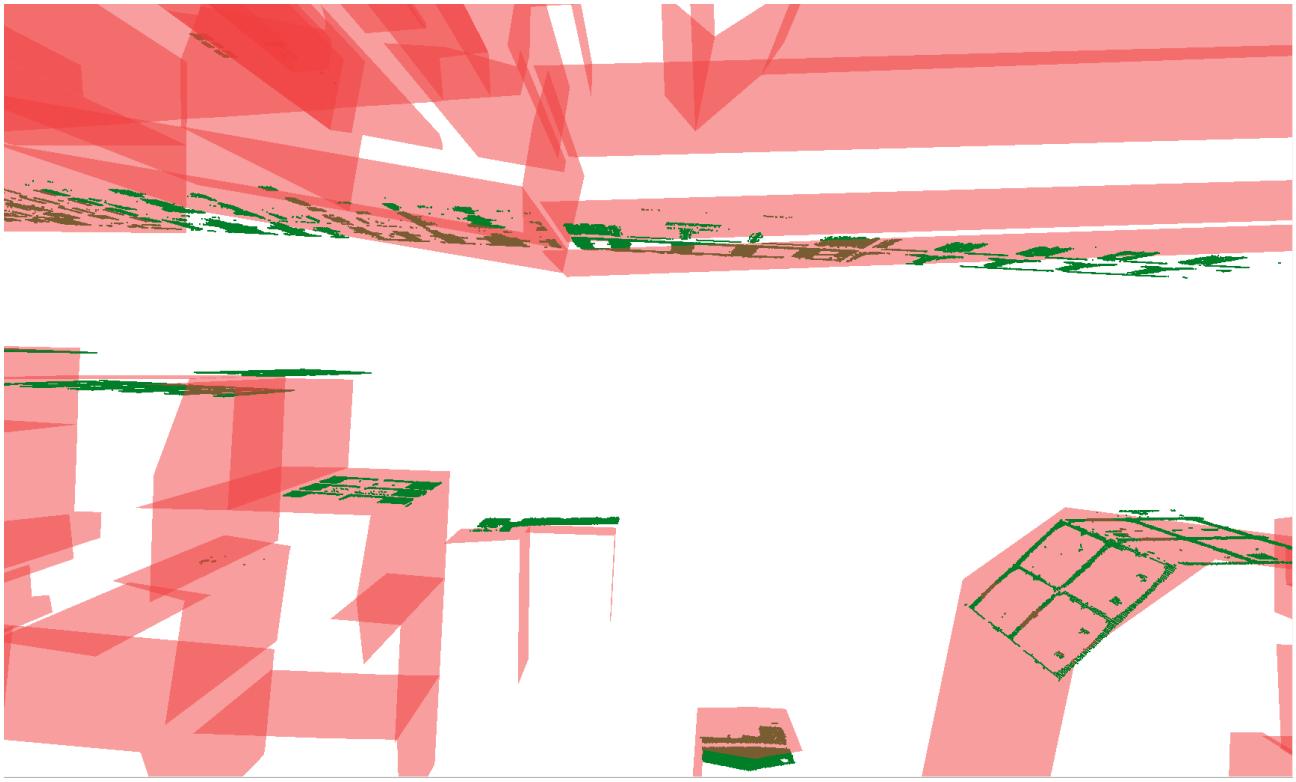
Un résultat visuel du recalage effectué est illustré en figure 8.36. L'ensemble du jeu de données a été recalé correctement par notre approche. Quelques bâtiments ont été un peu trop déplacés pour les même raisons que celles évoquées lors de nos premiers résultats. La DPP_F avant recalage était de 0.43 mètre et cette même DPP_F en fin de recalage était de 0.02 mètre sur l'ensemble des bâtiments déplacés ce qui est très encourageant pour la suite du développement de la méthode.

Le tableau 8.5 résume les déformations moyennes absolues appliquées à l'ensemble des bâtiments présents dans la BD lors de la dégradation de départ ainsi que les résidus à la fin de notre processus de recalage.

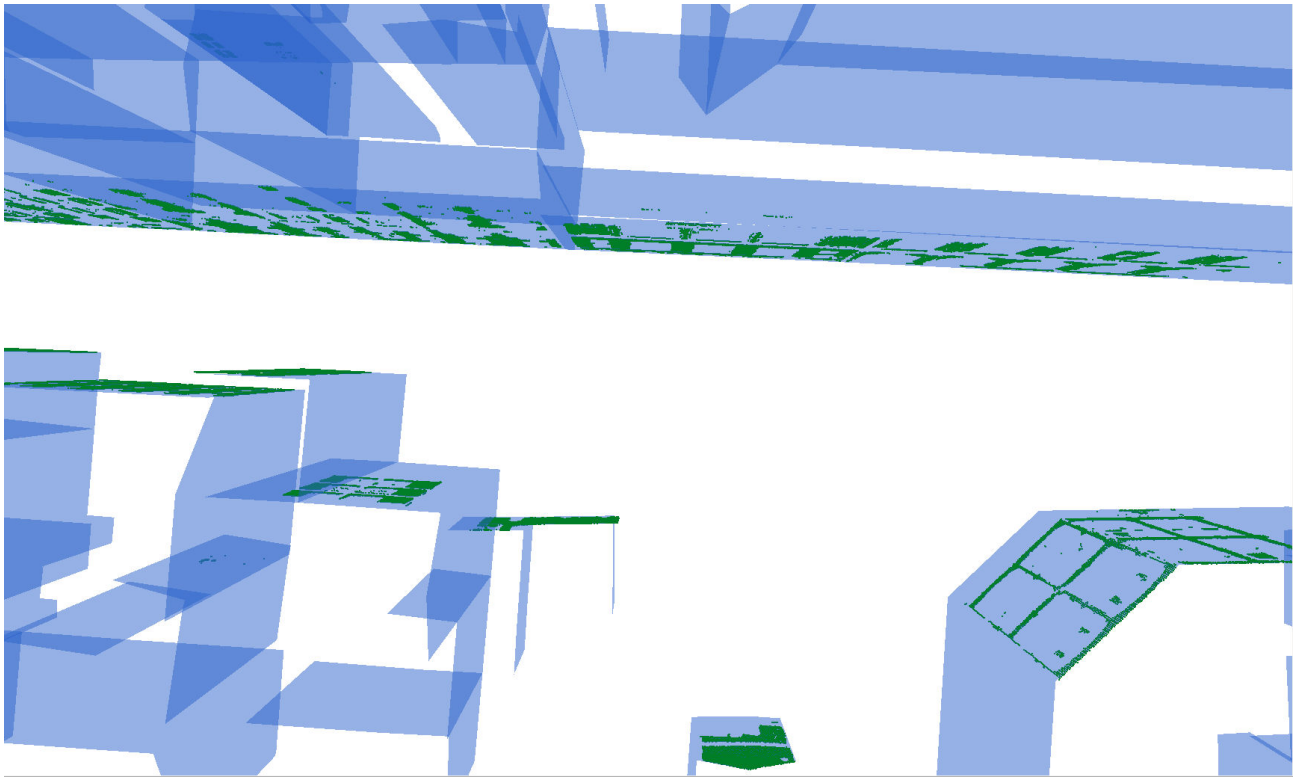
	T_{plani} (m)	$\theta_{degré}$
Déformation initiale	0.72	4,75
Résidu	0.14	0,04

Tableau 8.5 – Déformation moyenne absolue appliquée à l'ensemble des bâtiments lors de la dégradation de la base de données (Initiale) et résidus moyens obtenus en fin de recalage.

Les résidus en translation sont de l'ordre de 10 centimètres et les résidus en rotation de 4 centièmes de degré. Les résidus en translation sont donc plus importants que pour la rotation. Notre approche



(a) Avant recalage.



(b) Après recalage.

FIGURE 8.36 – Visualisation sur quelques bâtiments du recalage d'une base de données dégradée sur une nuage de points laser synthétique.

souffre des mêmes problèmes que l'approche décrite au chapitre 6. Le manque d'information le long de la trajectoire rend difficile l'estimation des translations le long de cette axe. Les résidus en rotation sont bons même si l'interprétation d'une telle valeur est à relativiser en fonction de la taille des bâtiments car si le bâtiment est long, un faible résidu en rotation peut impacter la position des points.

L'histogramme 8.37 résume la distribution des bâtiments en fonction du résidu sur la rotation optimale obtenue après recalage. Ce tableau montre que 80 % des bâtiments déplacés ont un résidu en rotation inférieur à 1 degré et que le résidu maximal obtenu ne dépasse pas 7 degrés sachant que la rotation maximale appliquée lors de la dégradation sur les 50 bâtiments déplacés n'excédait pas 11.5 degrés.

Le tableau 8.6 effectue un zoom sur les 80% des bâtiments ayant un résidu en rotation inférieur à 1 degré. Sur ceux-ci, 82,5% ont un résidu en rotation inférieur à 0.1 degré et l'ensemble a des résidus inférieurs à 0.3 degré.

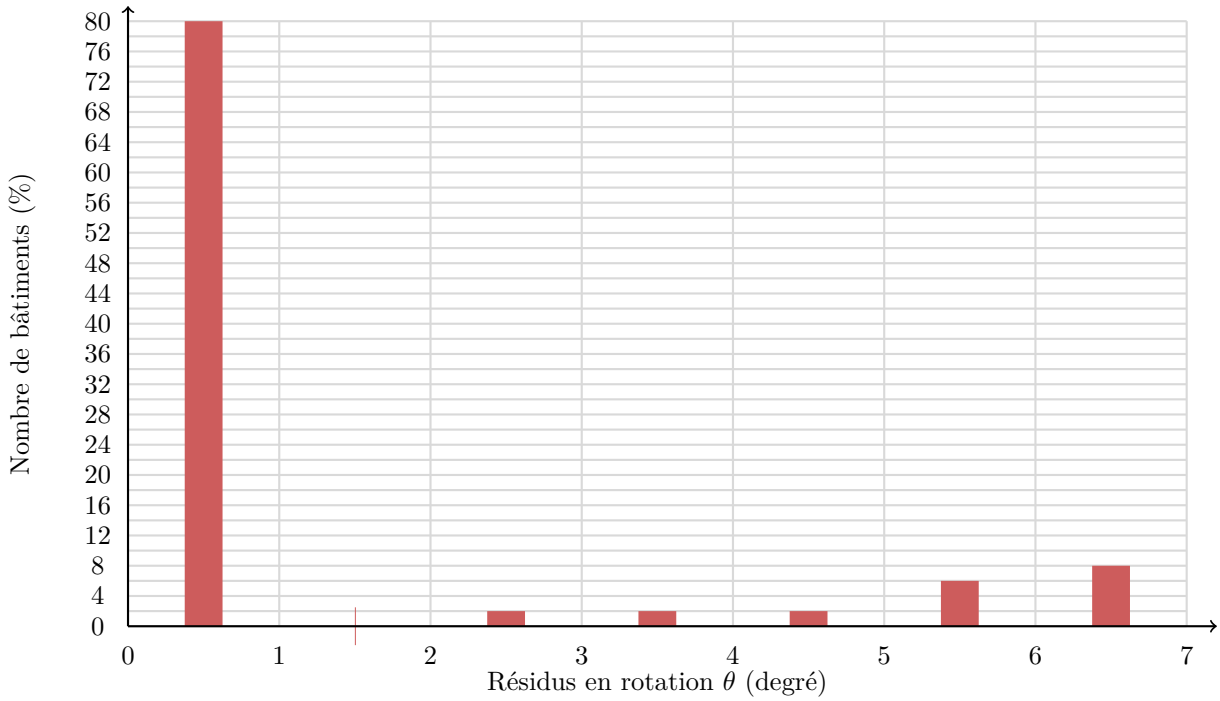


FIGURE 8.37 – Histogramme effectué sur l'ensemble des bâtiments déplacés par la méthode de recalage illustrant le nombre de bâtiments en fonction des résidus en rotation obtenus.

$\theta_{degré}$	Occurrences	$\%_{50}$	$\%_{40}$
$\theta \leq 0{,}1$	33	66	82,5
$0{,}1 < \theta \leq 0{,}2$	3	6	7,5
$0{,}2 < \theta \leq 0{,}3$	4	8	10

Tableau 8.6 – Occurrence des bâtiments pour des résidus en rotation inférieurs à 1 degré.

Avec :
- $\%_{50}$: le pourcentage représentant le nombre d'occurrences sur les 50 bâtiments déplacés,
- $\%_{40}$: le pourcentage représentant le nombre d'occurrences sur les 40 bâtiments déplacés dont les résidus en rotation sont inférieurs à 1 degré.

L'histogramme visible en figure 8.38, résume la distribution des bâtiments en fonction du résidu sur la translation optimale obtenue après recalage. Ce tableau montre que 48% des bâtiments déplacés ont un résidu en translation inférieur à 10 centimètres et que le résidu maximal obtenu est supérieur à 3,3 mètres (6,8 mètres en réalité).

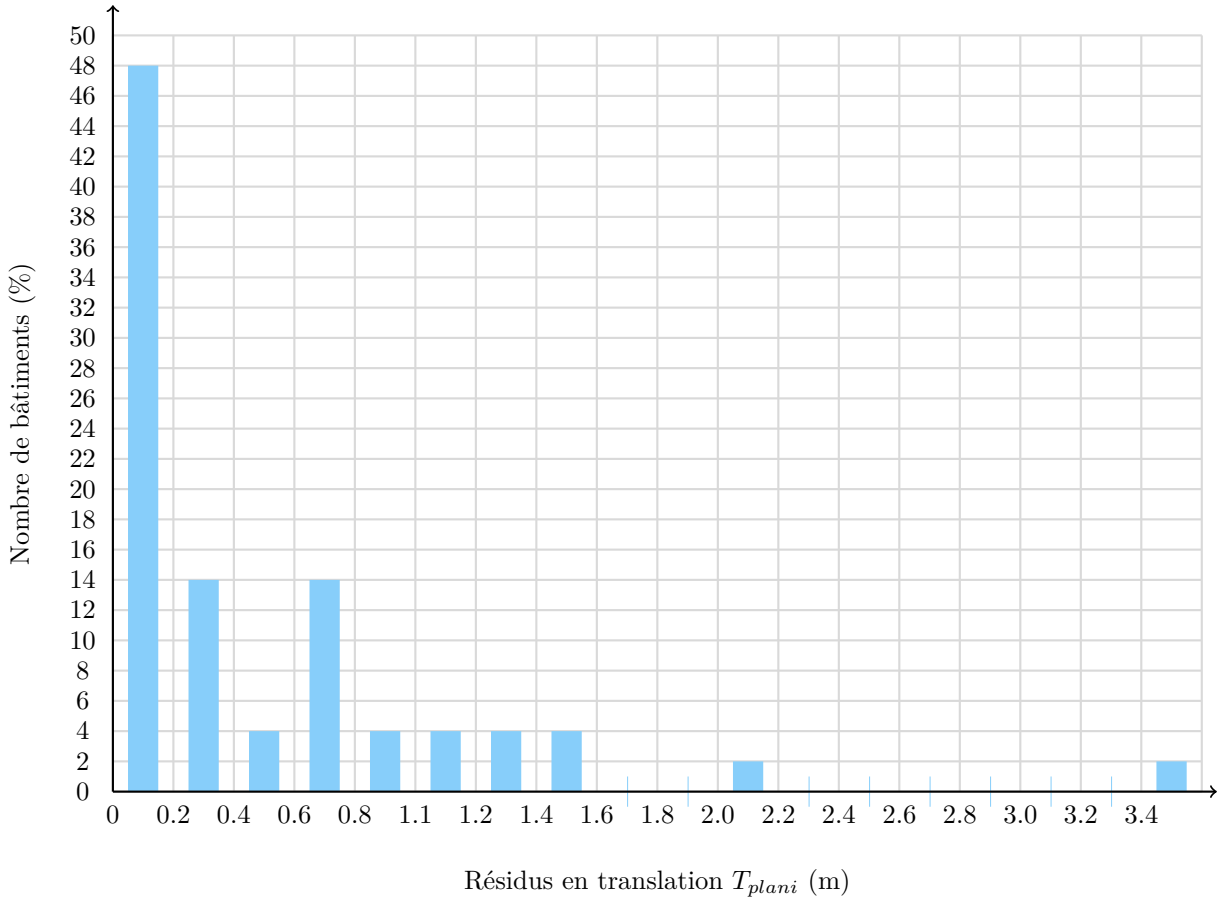


FIGURE 8.38 – Histogramme effectué sur l'ensemble des bâtiments déplacés par la méthode de recalage illustrant le nombre de bâtiments en fonction des résidus en translation obtenus.

T_{plani}	Occurrences	$\%_{50}$	$\%_{24}$
$T_{plani} \leq 0{,}02$	11	22	45,8
$0{,}02 < T_{plani} \leq 0{,}04$	2	4	8,4
$0{,}04 < T_{plani} \leq 0{,}06$	1	2	4,2
$0{,}06 < T_{plani} \leq 0{,}08$	5	10	20,8
$0{,}1 < T_{plani} \leq 0{,}2$	5	10	20,8

Tableau 8.7 – Occurrence des bâtiments pour des résidus en translation inférieurs à 20 centimètres.

Avec :
— $\%_{50}$: le pourcentage représentant le nombre d'occurrences sur les 50 bâtiments déplacés,
— $\%_{24}$: le pourcentage représentant le nombre d'occurrences sur les 24 bâtiments déplacés dont les résidus en translation sont inférieurs à 20 centimètres.

Le tableau 8.7 effectue un zoom sur les 48% des bâtiments ayant un résidu en translation inférieur à 20 centimètres. Sur ceux-ci, environ 80% ont un résidu en rotation inférieur à 10 centimètres et 45% sont inférieurs à 2 centimètres.

8.9.4 Conclusion

L'approche développée au chapitre 7 a été évaluée. Un nuage laser synthétique a été utilisé pour s'affranchir du niveau de détail entre nos données initiales et, par la même, obtenir un nuage de points parfait au sens où il coïncidait parfaitement avec notre base de données initiale. La BD a ensuite été dégradée par l'ajout de translations et de rotations propres pour chaque bâtiment constitutif de cette BD. La méthode de recalage rigide par bloc a ensuite été appliquée pour recaler ce modèle dégradé sur le nuage laser synthétique. Les résultats obtenus nous prouvent que la méthode fonctionne correctement. Des problèmes ont néanmoins été mis en évidence, notamment lorsqu'un bâtiment possède un très faible nombre d'appariements.

8.10 Conclusion

Les résultats obtenus tout au long de cette évaluation sont très satisfaisants. L'ensemble des paramètres nécessaires au recalage des données ne doit pas dépasser des valeurs seuils mises en évidence lors de l'évaluation. Outre ces valeurs, la méthode ne requiert pas de paramétrages précis mais nécessite de connaître les données pour paramétrer la méthode avec des valeurs plausibles. Le paramètre le plus difficile à régler est sans nul doute le terme de rigidité. La méthode, une fois réglée, est complètement automatique. L'évaluation de la robustesse montre que l'algorithme peut recaler des dérives initiales 80 fois supérieures à celles de notre VCM à condition qu'elles respectent nos a priori de départ. Cette valeur ne peut être interprétée que comme une valeur potentielle maximale car notre méthode dépendra toujours du type d'initialisation (présence de hautes fréquences, variation de la dérive et amplitude de celle-ci). Mais, dans tous les cas, cela donne une forte garantie sur son utilisabilité pour les futures missions de l'IGN. Lorsque tous les a priori sur la dérive sont respectés, la principale limitation au recalage est la distance entre rues parallèles, car lorsque les dérives sont de cet ordre de grandeur, le nuage laser peut être apparié à la mauvaise rue.

En termes de précision, le bilan est plus mitigé. L'ensemble des tests réalisés nous montre que la méthode ne peut améliorer que d'un facteur dix le recalage de passage successif. La limitation principale à ce genre de recalage est le manque d'information parallèlement aux façades des bâtiments qui ne nous permet pas de retrouver les contraintes directes le long de la trajectoire. Un facteur d'amélioration de l'ordre de dix est le plus haut taux d'amélioration que nous puissions atteindre en n'utilisant que deux types de primitives géométriques (Façade et Sol). Sans autres informations à notre disposition (nouvelles entités représentées dans la base de données) ou sans intervention d'un recalage point à point entre nuages nous ne pouvons pas faire mieux. La méthode développée est peu sensible à la décimation ce qui peut être intéressant pour gagner en temps de calcul voire même remettre en question la contrainte de post-traitement des données. Une méthode optimisée et adaptée pourrait faire l'objet de tests en temps-réel. Pour finir, le test de passage à l'échelle est concluant et suggère que cette méthode pourrait être utilisée pour recaler des jeux de données importants.

Parvenir à recaler les nuages de points laser bruts permet de ré-estimer la trajectoire du véhicule, et donc indirectement de recaler aussi les images acquises par le véhicule.

Quatrième partie

Conclusion et perspectives

Conclusion et perspectives

Sommaire

9.1 Contributions principales 146
9.2 Les principales limitations 147
9.3 Perspectives 148
9.3.1 Tester la méthode avec des bases de données 2D 148
9.3.2 Contraindre les déformations le long de la trajectoire. 148
9.3.3 Vers un géoréférencement centimétrique 149
9.3.4 Du post-traitement au temps réel 149
9.3.5 Du terrestre à l'aérien 150
9.4 Conclusion générale 150

Nous allons maintenant présenter les conclusions et les perspectives liées aux méthodes développées tout au long de ce manuscrit. Nous avons cherché à développer des outils évolués, génériques et efficaces pour recaler des nuages de points laser terrestres et des bases de données géographiques. Les applications dédiées sont automatiques et adaptées pour s'appliquer en domaine urbain dense.

9.1 Contributions principales

Le but de notre démarche était de définir un processus robuste et efficace de recalage entre des données laser provenant d'un véhicule de cartographie mobile et des bases de données géographiques 3D facilement applicable aux BD 2D. Cette chaîne de traitements est capable :

— de retrouver les dérives non linéaires en fonction du temps présentes dans les TLSM et dues à la dérive des centrales inertielles lors de masque GPS. Cela a été réalisé par la mise en place d'un modèle de dérive particulièrement bien adapté aux données provenant de véhicules de cartographie mobiles en retrouvant des dérives non linéaires en translation en fonction du temps lors d'une acquisition. Cette approche est basée sur une technique de recalage de type ICP (Iterative Closest Point) modifiée,

— de retrouver une déformation rigide par bâtiment dans la BD pour les recaler sur nos TLSM. Cela a été réalisé par la mise au point d'un modèle de déformation simple retrouvant une rotation et une translation par bâtiment,

— de recaler ces données rapidement pour une approche de type post-traitement par deux étapes d'accélérations pour l'étape d'appariement. Un arbre de décision (KdTree) est utilisé sur la BD et un lancé de rayons est réalisé pour accélérer les requêtes spatiales,

— de permettre la gestion de gros volumes de données facilement pour un passage à l'échelle rapide.

Les informations initiales nécessaires au fonctionnement de la méthode sont :

1. une/des base(s) de données géographiques 2D ou 3D contenant des primitives géométriques et leur position spatiale,
2. un/des nuage(s) laser provenant de véhicules de cartographie mobiles contenant :
   — la position spatiale des points laser,
   — la position spatiale des points constitutifs de la trajectoire d'acquisition,
   — le temps d'acquisition de chaque point laser.

Aucune autre information n'est nécessaire pour le recalage des données.

Une sélection adéquate des points d'intérêt dans les nuages laser

Le recalage des données nécessite d'effectuer des appariements pour recaler les données. Une première partie de la thèse est consacrée à la méthode utilisée pour déterminer les primitives candidates pour un appariement. Nos bases de données n'étant constituées que de plans dans l'espace représentant les façades de bâtiments et le sol, la détection de ces éléments dans nos nuages laser se base sur une approche spatiale pour déterminer de manière adaptative des descripteurs géométriques locaux adaptés à nos primitives 3D [Demantké et al., 2012]. Ce descripteur fournit également une normale en chaque point laser utilisé lors de l'étape suivante pour valider ou invalider un appariement par un critère de compatibilité des normales.

Une méthode de recalage adaptée pour les données laser mobiles en milieu urbain

Ce manuscrit décrit deux méthodes distinctes de recalage.

La première méthode (*cf.*chapitre 6) consiste à mettre en cohérence des nuages de points laser sur des bases de données géographiques. Elle s'appuie sur un découpage temporel de la trajectoire pour retrouver des dérives non linéaires en translation. Pour y parvenir, il est nécessaire d'avoir des points laser caractérisant l'entité concernée (façade ou sol) dans chaque intervalle de temps. Une répartition homogène des points dans chaque intervalle permet de mieux estimer la dérive en chaque temps de contrôle. Toutefois, si ce n'est pas le cas, un terme de rigidité permet de propager les contraintes le long des intervalles ne contenant aucun point pour garder une cohérence de l'ensemble.

La seconde méthode (*cf.*chapitre 7) permet de faire l'inverse : mettre en cohérence des bases de données géographiques sur des nuages de points laser. Le but est de retrouver des déformations

(rotation, translation) pour chaque bâtiment imagé dans les nuages laser. Cette approche garantit une cohérence topologique à l'intérieur d'un bâtiment mais ne prend pas en compte les aspects inter-bâtiments. La topologie entre les bâtiments n'est donc pas conservée. Cette extension de la méthode principale est prometteuse et ouvre la voie à de futurs travaux sur le sujet.

Ces deux approches de recalage peuvent être utilisées indépendamment ou conjointement selon le recalage souhaité. L'ensemble fournit un recalage relatif entre les jeux de données ouvrant des perspectives de fusion d'informations dans le but d'améliorer les modèles existants.

Une chaîne de traitements automatique

La chaîne de traitements décrite dans cette thèse est facile à paramétrer puisqu'elle fonctionne dans des plages de valeurs acceptables, et ce, pour nos deux méthodes de recalage.

Dans le cas de la première méthode (*cf.*chapitre 6), seulement trois paramètres (un pas de discrétisation Δ_t temporelle, une distance maximale d'appariement d_{max} et un terme de rigidité du système λ_{rigid}) sont nécessaires pour le recalage des données. Ces trois paramètres ne sont pas critiques mais nécessitent un paramétrage adapté aux données d'entrée. Le terme de rigidité est sans doute le paramètre le plus difficile à régler lorsque l'on effectue un recalage TLSM sur BD.

Dans le cas de la seconde méthode (*cf.*chapitre 7), un seul paramètre est nécessaire. Ce paramètre correspond à la distance maximale d'appariement toléré d_{max}. Cette chaîne de traitements automatique est très générique puisqu'elle est applicable tant aux bases de données 2D que 3D qu'aux nuages de points laser provenant de différents véhicules de cartographie mobiles à la condition que leur comportements suivent nos hypothèses formulées lors de la mise en place du modèle de dérive.

La possibilité de gérer de grands volumes de données

L'un des points importants est la gestion de gros volumes de données. Pour nos activités, nous avons décidé de développer une méthode permettant de traiter de gros jeux de données sur des ordinateurs de bureau classiques en un temps de traitement raisonnable sans aucune optimisation majeure (sous-échantillonnage des données, parallélisation des traitements). Les premiers résultats obtenus attestent du bon fonctionnement de la méthode. Certaines des étapes nécessaires au recalage pourraient être parallélisées pour diminuer le temps de calcul, notamment pour le calcul des descripteurs géométriques locaux et l'appariement des données.

9.2 Les principales limitations

La méthode développée montre un grand potentiel et une grande capacité d'amélioration, ce qui laisse présager de son utilisabilité future. Toutefois, certains points restent encore à améliorer.

Le manque d'informations

Cette thèse n'utilise que les façades de bâtiments et le sol pour se recaler. Les différentes évaluations réalisées ont montré que l'utilisation de ces seules primitives garantissait une bonne robustesse et une bonne précision du recalage pour de faibles déformations initiales. Ces deux entités sont pourtant des structures planaires qui peuvent entraîner des ambiguïtés dans l'estimation des déformations. Cela laisse penser que l'utilisation d'autres entités, et notamment d'entités ponctuelles, serait intéressante.

Le manque d'évaluation

L'évaluation statistique réalisée sur la méthode développée dans le chaptire 7 et les résultats visuels attestent du bon fonctionnement de la méthode mais nécessiteraient une étude plus approfondie. L'évaluation réalisée pour le recalage de nuages laser sur des bases de données au chapitre 8 atteste du

bon fonctionnement de la méthode. Pour obtenir des résultats complémentaires, il serait possible de trouver des schémas de décroissance appropriés pour les deux paramètres λ_{rigid} et d_{max} afin d'améliorer à la fois la robustesse, la précision et le temps de calcul (par l'intermédiaire du nombre d'itérations). Une approche optimale passerait sûrement par une décroissance progressive des deux paramètres : les valeurs fortes au début assurant une bonne robustesse en recalant uniquement les basses fréquences et les valeurs faibles à la fin améliorant la précision en recalant des fréquences plus élevées.

L'orientation

L'hypothèse la plus limitante de notre approche est la qualité de l'orientation. Ouvrir la méthode à des systèmes ne remplissant pas ce critère est compliqué. La gestion de l'orientation est un problème difficile car faire la distinction entre une légère rotation et une légère translation est difficile. En raison du caractère non linéaire en fonction du temps de la dérive, distinguer ces ambiguïtés rend le problème de minimisation très complexe.

9.3 Perspectives

9.3.1 Tester la méthode avec des bases de données 2D

Il serait intéressant de tester et d'évaluer la méthode en utilisant des bases de données différentes, et surtout des bases de données 2D (Référentiel à Grande Échelle (RGE), cadastre, données OpenData Paris). Notre approche effectue un recalage entre des points et des plans. Nous avons utilisé des bases de données 3D tout au long de ce manuscrit. Ces BD sont constituées de polyèdres 3D (triangles) qui donnent directement l'information 3D nécessaire au recalage. Il serait également possible d'utiliser des segments en 2D mis en 3D par extraction selon z bornés par une valeur minimale et maximale. Ces rectangles 3D pourraient être ensuite coupés en deux pour se ramener à l'utilisation de triangle 3D.

9.3.2 Contraindre les déformations le long de la trajectoire.

La chaîne de traitements développée tout au long de ce manuscrit peut être améliorée. L'ensemble des évaluations réalisées montre que la précision des données est limitée en l'état car nous n'utilisons que très peu de primitives géométriques pour nous recaler. Améliorer cette précision passerait par :

1. une augmentation du nombre d'entités géométriques. L'ajout de nouvelles entités améliorerait significativement les qualités du recalage en apportant de l'information supplémentaire et surtout des contraintes le long de la trajectoire parallèlement aux façades de bâtiment. L'ajout d'informations ponctuelles telles que les poteaux, les feux de signalisations et les arbres permettrait d'ajouter des contraintes dans les deux directions de l'espace (perpendiculairement et parallèlement aux primitives de la base de données) et ainsi contraindre la dérive le long de la trajectoire, la détection de ces éléments est possible dans les nuages de points avec des méthodes adaptées et certaines bases de données sont parfois disponibles en open source ;
2. le couplage avec une méthode de recalage point à point. Pour apporter plus de stabilité au système, notamment dans les carrefours (lors de passages successifs), il serait intéressant d'utiliser une approche point à point. Cette nouvelle donnée entrera dans le processus de minimisation en tant que nouvelle énergie à minimiser afin d'améliorer la précision du recalage. Une première approche de ce type a été implémentée dans notre chaîne de traitements en utilisant les travaux de [Gressin et al., 2012] et montre que la précision peut être améliorée. L'inconvénient de notre implémentation est que l'algorithme n'utilise que les points sélectionnés par le descripteur géométrique local. Le recalage point à point n'utilise donc que des points de façade et de sol, ce qui limite la correction apportée. Il serait judicieux d'utiliser les autres points laser constituant le nuage pour obtenir de meilleurs résultats avec le recalage point à point. Des tests devraient être réalisés pour connaître le gain de précision apporté par rapport à l'augmentation du temps de calcul de la méthode.

9.3.3 Vers un géoréférencement centimétrique

L'objectif final de ces travaux est de permettre un géoréférencement centimétrique voire inférieur. La réalisation de cet objectif nécessiterait l'utilisation :

1. de points d'appuis connus dans la réalité avec ce niveau de précision et détectable dans les nuages de points laser. Ajouter des points fixes dont la position spatiale est connue de manière précise dans un référentiel géographique permettrait de localiser précisément les données. Ces points pourraient être par exemple, des coins des bâtiments détectés par intersection de plans [Poreba et Goulette, 2013] avec le sol ou le bas des poteaux. Ces points pourraient être ajoutés dans notre énergie d'attache aux données avec un poids très fort, afin de garantir que les points mesurés et les points détectés coïncident parfaitement à la fin du recalage.
2. de points d'appuis connus dans la réalité avec ce niveau de précision et détectable dans les images. Ajouter des informations provenant des images acquises par notre véhicule serait une perspective intéressante. Cela nous permettrait de pouvoir utiliser des techniques d'ajustement par faisceaux pour améliorer les résultats [Cannelle et al., 2009]. Détecter des points d'appui est généralement plus facile à partir des images puisqu'ils sont saisis de manière visuelle. Cela permettrait d'imposer des contraintes supplémentaires [Cannelle et al., 2012],
3. une gestion complète des incertitudes. Pour effectuer une déformation conjointe de qualité, il sera indispensable de connaître l'incertitude en chaque point de la trajectoire et pour chaque primitive du modèle. Cette étape risque d'être compliquée car il va être difficile de quantifier ces imprécisions (laser, capteur, modèle) et surtout de les définir,
4. d'une approche semi-automatique. En permettant à un opérateur de superviser les étapes et de pouvoir choisir directement des points d'appuis fiables, cela garantirait une amélioration des résultats en terme de robustesse et de précision du recalage.

9.3.4 Du post-traitement au temps réel

La méthode développée dans le chapitre 6 permet de recaler en un temps acceptable des bases de données et des nuages de points laser. Elle permet également de gérer de gros volumes de données. Un recalage pourrait-il être effectué par cette méthode en temps réel ? Les résultats obtenus sont très encourageants mais pour y parvenir certaines étapes devraient être modifiées. Pour cela, il faudrait :

1. optimiser le calcul des descripteurs. L'étape la plus lente dans notre approche post-traitement est le temps de calcul nécessaire à la détermination des descripteurs géométriques locaux. Ces descripteurs apportent une information de qualité pour n'utiliser que des points d'intérêt majeur. Cela permet de limiter les faux appariements lors du recalage et de diminuer considérablement le nombre de points utilisés même sans sous-échantillonner. Ce descripteur pourrait être adapté pour notre méthode en limitant l'espace de recherche des descripteurs et ainsi accélérer les temps de calcul tout en gardant une information fiable sur les points sélectionnés. Une étude sur l'impact de la réponse des descripteurs au sous-échantillonnage permettrait de définir la résolution minimale permettant une réponse fiable et un temps de calcul moindre,
2. supprimer les descripteurs. Dans une logique temps réel, serait-il possible d'utiliser la méthode en se passant complètement des descripteurs géométriques locaux ? Théoriquement, il n'y pas de contraintes particulières à n'utiliser que la position des points laser. Cela augmenterait le nombre de points utilisés et le nombre de mauvais appariements. En contexte urbain dense, les façades de bâtiments sont prédominantes par rapport aux autres entités présentes dans l'environnement. La méthode se basant sur le ratio de bons appariements par rapport aux mauvais, si la distance d'appariement est choisie de manière correcte, le recalage de données laser telles que celles fournies par notre véhicule de cartographie devrait être de bonne qualité,
3. effectuer une meilleure gestion de la base de données. Dans notre approche, l'ensemble des bases de données nécessaires au recalage est chargé en mémoire. Or, toutes les primitives ne sont pas utilisées lors de l'appariement car nos bases de données ont très souvent une extension

spatiale bien plus grande que nos acquisitions laser. Il serait intéressant de réduire cette quantité de primitives en n'utilisant qu'une zone tampon autour de nos nuages laser. En cas de forte déformation initiale, cette zone pourrait être actualisée au fur et à mesure des itérations. Cette étape accélérerait l'étape d'appariement lors du lancé de rayons,

4. faire fonctionner la méthode en streaming. Pour aller plus loin, la méthode pourrait être adaptée pour fonctionner en streaming. A l'heure actuelle, la méthode charge l'ensemble des données en mémoire pour effectuer le recalage, mais il serait tout à fait envisageable d'utiliser une méthode similaire fonctionnant dans une zone tampon en décalage de quelques secondes avec l'acquisition temps réel. L'unique contrainte serait de posséder la base de données correspondante en mémoire, ce qui pourrait s'avérer coûteux en place mémoire selon la taille du chantier.

9.3.5 Du terrestre à l'aérien

La méthode actuelle fonctionne sur des données provenant d'un véhicule de cartographie mobile terrestre mais celle-ci pourrait être adaptée au domaine aérien, à la condition que certaines métadonnées soient présentes (position du capteur et temps d'acquisition pour chaque point acquis) les données initiales nécessaires au recalage soient présentes. Les données laser aériennes ont l'avantage d'imager les toits. Ces données pourraient donc être recalées sur les toits présents dans les bases de données 3D de type Bati3D. Cela permettrait de mettre en cohérence les données terrestres et les données aériennes. Obtenir ce genre de nuage laser peut être intéressant pour reconstruire des surfaces fermées pour la construction de bases de données 3D nouvelle génération.

9.4 Conclusion générale

Une grande partie de ce manuscrit est consacrée au problème de recalage non rigide entre des données laser terrestres et une base de données géographiques. Cette méthode est basée sur l'utilisation d'une technique ICP développée et améliorée pour satisfaire nos propres objectifs. Des descripteurs géométriques locaux adaptatifs sont utilisés pour extraire l'information pertinente des nuages laser afin de les mettre en correspondance avec des primitives géométriques triangulaires. Cette méthode est assez générique pour s'appliquer initialement à n'importe quel type de nuages laser et n'importe quelle base de données géographiques. L'utilisation d'une technique itérative locale fait de l'étape d'appariement des données, l'étape la plus coûteuse en temps de calcul. Une grande attention a donc été portée à cette étape pour l'optimiser. Cette optimisation est réalisée par l'utilisation d'une structure en arbre de décision sur les bases de données et un lancé de rayons à partir de nos nuages laser pour accélérer les requêtes spatiales. Notre approche est totalement automatique dès lors que les trois paramètres nécessaires sont réglés. Ces paramètres ne sont pas critiques lorsqu'il sont choisis de manière cohérente avec les données. Toutefois, certains d'entre eux, notamment le terme de rigidité de la méthode, peuvent être difficiles à régler précisément lorsque l'on souhaite un recalage très fin. Cette approche tente de retrouver des dérives non linéaires dans le temps. Le modèle de déformation étant linéaire par morceaux, il est nécessaire de contraindre les déformations localement par un terme de rigidité. L'ensemble des évaluations effectuée atteste du bon fonctionnement de notre approche et démontre un potentiel intéressant. Des tests de simulation de nouvelle trajectoire à partir de différents types de centrales inertielles nous confortent dans l'idée que la méthode pourrait être appliquée sur des systèmes de géopositionnement moins coûteux que celui utilisé sur notre véhicule de cartographie mobile. Le facteur le plus limitant est la qualité de l'orientation fournie par la centrale inertielle. Notre modèle de dérive est basé sur une hypothèse fortement contraignante. Pour accélérer les calculs et exprimer ce modèle sous forme close, l'orientation des données est supposée correcte. Cela nous affranchit de devoir retrouver des rotations par notre approche non linéaire. Ouvrir la méthode à des systèmes ne garantissant pas ce critère est pour l'heure impossible. Si cela devait être le cas, une refonte complète du modèle devrait être réalisée car la minimisation d'un tel système deviendrait extrêmement compliqué à résoudre sans pour autant garantir une augmentation des performances. Cette approche de recalage basée sur un recalage non linéaire dans le temps est adaptée aux données

provenant de véhicules de cartographie mobiles terrestres. Elle est la contribution majeure apportée par ces travaux.

Une seconde méthode a été développée pour ouvrir la voie à de futurs travaux sur le recalage conjoint entre ces deux entités. Une méthode de recalage des bases de données sur les nuages laser a donc été implémentée. Cette méthode détermine une transformation rigide à appliquer pour chaque bâtiment apparié aux données laser. Cette méthode est rigide par bloc. Les contraintes de temps ne nous ont pas permis d'approfondir davantage ce modèle de déformation qui, pour l'heure, n'est pas complètement adapté à ce type de données. En effet, notre approche ne gère pas la topologie entre les différents bâtiments ce qui est un inconvénient majeur lorsque l'on souhaite mettre au point une technique de recalage correcte des bases de données géographiques. Néanmoins, l'approche développée fonctionne correctement. Cela nous a permis d'introduire le recalage conjoint. De la même manière, notre approche n'est pas optimale car elle ne fonctionne que par relaxation. A chaque itération les entités recalées sont alternées sans prise de décision globale quant à la qualité et au degré de confiance des données elles-mêmes. Un recalage conjoint correct passerait donc par la définition d'un meilleur modèle de déformation sur les bases de données géographiques et d'une prise en compte globale des incertitudes entre les deux entités concernées. Cela améliorerait considérablement les recalages indépendants et également le recalage conjoint.

Cette thèse a apporté des solutions dans un domaine encore très peu étudié. Même si la thématique du recalage est abordée par bon nombre de scientifiques depuis des décennies, l'application au milieu urbain avec des données de niveaux de détail différents en entrée a très peu été abordée par le passé. Cette chaîne de traitements apporte une solution convaincante à cette problématique pour la traiter de manière simple, efficace et rapide. Même si elle répond à toute les attentes, elle n'est pas exempte de défauts comme nous avons pu le voir sur notre deuxième approche de recalage. Toutefois, ces développements nous ont permis d'apercevoir des capacités d'amélioration pour parvenir à développer un pipeline générique pouvant potentiellement s'appliquer en temps réel ou d'être ouvert aux données lidar aériennes.

En conclusion, le recalage de données entre des nuages de points laser terrestres et des bases de données géographiques 2D comme 3D est une thématique importante nécessaire pour effectuer de la fusion d'informations et améliorer les bases de données existantes. La dérive des centrales inertielles lors de masques GPS importants en cartographie mobile impose un modèle de dérive non linéaire en fonction du temps. La méthode développée répond en tout point à cette problématique. Simultanément à nos travaux, Takai et al. [2013] a présenté des travaux similaires pour recaler des nuages laser entre eux. Nos méthodes ne diffèrent qu'au niveau des primitives utilisées et présentent un schéma de résolution similaire ce qui nous conforte dans l'idée que cette thématique est très actuelle, et que le pas que nous avons fait va dans la bonne direction. Comprendre et contrôler les dérives provenant des centrales inertielles est une composante essentielle pour une mise en cohérence complète des données de numérisation 3D. J'espère ainsi que cette thèse contribuera à faire avancer l'état de l'art dans le domaine des sciences de l'information géographique.

Bibliographie

Aiger, D., Mitra, N., Cohen-Or, D., 2008. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration. ACM Transactions on Graphics (TOG) 27 (3), 85. *Cité page 28*

Akca, D., 2003. Full automatic registration of laser scanner point clouds. Optical 3D Measurement techniques VI, 330–337. *Cité page 28*

Al-Durgham, M., Detchev, I., Habib, A., 2010. Analysis of two triangle-based multi-surface registration algorithms of irregular point clouds. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) XXXVIII-5/, 61–66. *Cité page 29*

Amberg, B., Romdani, S., Vetter, T., Romdhani, S., Jun. 2007. Optimal Step Nonrigid ICP Algorithms for Surface Registration. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 14 (1-3), 1–8. *Cité page 30*

Anguelov, D., Srinivasan, P., Pang, H., Koller, D., Thrun, S., Davis, J., 2005. The correlated correspondence algorithm for unsupervised registration of nonrigid surfaces. Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS) 17, 33. *Cité page 28*

Armesto, L., Minguez, J., Montesano, L., May 2010. A generalization of the metric-based Iterative Closest Point technique for 3D scan matching. In : IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). pp. 1367–1372. *Cité page 31*

Arun, K., HUANG, T., Blostein, D., BLOSTEIN, S., 1991. Least-Squares Fitting of Two 3D Point Sets. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI) 13 (4), 376–380. *Cité page 28*

Audette, M. A., Ferrie, F. P., Peters, T. M., 2000. An algorithmic overview of surface registration techniques for medical imaging. Medical Image Analysis (MIA) 4, 201–217. *Cité page 25*

Bae, K.-H., Lichti, D. D., Jan. 2008. A method for automated registration of unorganised point clouds. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) 63 (1), 36–54. *Cité page 30*

Ballan, L., Taneja, A., Gall, J., 2012. Motion capture of hands in action using discriminative salient points. In : European Conference on Computer Vision (ECCV). pp. 640–653. *Cité page 29*

Ballard, D., 1981. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. Pattern recognition 13 (2), 111–122. *Cité page 28*

Barnea, S., Filin, S., 2007. Registration of terrestrial laser scans via image based features. In : International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS). pp. 32–37. *Cité page 32*

Barnea, S., Filin, S., Jan. 2008. Keypoint based autonomous registration of terrestrial laser point-clouds. International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing (IJPRS) 63 (1), 19–35. *Cité page 29*

Benjemaa, R., Schmitt, F., 1998. A solution for the registration of multiple 3D point sets using unit quaternions. In : European Conference on Computer Vision (ECCV). Berlin, Heidelberg, pp. 34–50. *Cité pages 25 et 28*

Bergevin, R., Soucy, M., Gagnon, H., Laurendeau, D., 1996. Towards a general multi-view registration technique. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI) 18 (5), 540–547. *Cité page 25*

Besl, P., McKay, N., 1992. A method for registration of 3-D shapes. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI) 14 (2), 239–256. *Cité pages 28, 30 et 31*

Bosché, F., Jan. 2012. Plane-based registration of construction laser scans with 3D/4D building models. Advanced Engineering Informatics 26 (1), 90–102. *Cité pages 29 et 30*

Brenner, C., Dold, C., Ripperda, N., Jan. 2008. Coarse orientation of terrestrial laser scans in urban environments. International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing (IJPRS) 63 (1), 4–18. *Cité page 28*

Breuel, T., 2003. Implementation techniques for geometric branch-and-bound matching methods. Computer Vision and Image Understanding (CVIU), 1–35. *Cité page 29*

Brodu, N., Lague, D., 2012. 3D terrestrial lidar data classification of complex natural scenes using a multi-scale dimensionality criterion : Applications in geomorphology. International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing (IJPRS) 68, 121–134. *Cité page 30*

Bronstein, M. M., Kokkinos, I., 2010. Scale-invariant heat kernel signatures for non-rigid shape recognition. In : IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). pp. 1704–1711. *Cité page 30*

Brown, B. J., Rusinkiewicz, S., 2007. Global non-rigid alignment of 3-D scans. ACM Transactions on Graphics (TOG) 26 (3), 21. *Cité page 30*

Brunnstrom, K., Stoddart, A., 1996. Genetic algorithms for free-form surface matching. International Conference on Pattern Recognition (ICPR) 4, 689–693. *Cité page 28*

Bülow, H., Birk, A., 2011. Spectral registration of volume data for 6-DOF spatial transformations plus scale. In : IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). pp. 3078–3083. *Cité page 28*

Cannelle, B., 2013. Estimation de pose de grands blocs d'images panoramiques issues de systèmes de numérisation mobile. Thèse de Doctorat. *Cité page 8*

Cannelle, B., Craciun, D., Paparoditis, N., Boldo, D., 2009. Bundle adjustement and pose estimation of images of a multiframe panoramic camera. In : Conference on Optical 3-D. Vienna, Austria. *Cité page 149*

Cannelle, B., Paparoditis, N., Deseilligny, M., 2012. Off line Vs On line calibration of a panoramic based mobile mappins system. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) I (3). *Cité pages 10 et 149*

Censi, a., 2006. Scan Matching in a Probabilistic Framework. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) (1), 2291–2296. *Cité page 28*

Champleboux, G., Lavallee, S., Szeliski, R., Brunie, L., 1992. From accurate range imaging sensor calibration to accurate model-based 3D object localization. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 83–89. *Cité page 30*

Chen, C., Hung, Y., Cheng, J., 1999. RANSAC-based DARCES : A new approach to fast automatic registration of partially overlapping range images. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI) 21 (11), 1229–1234. *Cité page 28*

Chen, Y., Medioni, G., 1992. Object modelling by registration of multiple range images. Image and Vision Computing (IVC) 10 (3), 145–155. *Cité pages 28 et 30*

Cheng, Z.-Q., Jiang, W., Dang, G., Martin, R. R., Li, J., Li, H., Chen, Y., Wang, Y., Li, B., Xu, K., Al., Jin, S., Jun. 2010. Non-rigid Registration in 3D Implicit Vector Space. In : IEEE Shape Modeling International Conference (SMI). pp. 37–46. *Cité page 31*

Chin, T.-J., Bustos, A. P., Brown, M. S., Suter, D., 2014. Fast rotation search for real time interactive point cloud registration. Proceedings of the ACM SIGGRAPH, 55–62. *Cité page 29*

Chui, H., Rangarajan, A., 2000. A new algorithm for non-rigid point matching. In : IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vol. 2. pp. 44–51. *Cité page 29*

Chui, H., Rangarajan, A., 2003. A new point matching algorithm for non-rigid registration. Computer Vision and Image Understanding (CVIU) 89 (2-3), 114–141. *Cité page 29*

Civera, J., Grasa, O. G., Davison, A. J., Montiel, J. M. M., 2010. 1-Point RANSAC for EKF Filtering. Application to Real-Time Structure from Motion and Visual Odometry. Journal of Field Robotics 27, 609–631. *Cité page 29*

Cole, D., Harrison, A., Newman, P., 2005. Using naturally salient regions for SLAM with 3D laser data. In : IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). *Cité page 30*

Cole, D. M., Newman, P. M., 2006. Using laser range data for 3D SLAM in outdoor environments. In : IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). No. May. pp. 1556–1563. *Cité page 30*

Cordero-Grande, L., Vegas-Sánchez-Ferrero, G., Casaseca-De-La-Higuera, P., Alberola-López, C., 2012. A markov random field approach for topology-preserving registration : Application to object-based tomographic image interpolation. IEEE Transactions on Image Processing 21, 2047–2061. *Cité page 28*

Cunnington, S., Stoddart, A., 1999. N-View Point Set Registration : A Comparison. In : British Machine Vision Conference (BMVC). British Machine Vision Association, pp. 1–11. *Cité page 25*

Demantké, J., Mallet, C., David, N., Vallet, B., 2012. DIMENSIONALITY BASED SCALE SELECTION IN 3D LIDAR POINT CLOUDS. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS) XXXVIII-5/, 97–102. *Cité pages 30 et 146*

Demantke, J., Vallet, B., Paparoditis, N., 2012. Streamed Vertical Rectangle Detection In Terrestrial Laser Scans For Facade Database Production. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS) I (3), 99–104. *Cité pages 30, 39, 40, 46 et 53*

Demantke, J., Vallet, B., Paparoditis, N., Oct. 2013. Facade Reconstruction with Generalized 2.5d Grids. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences II-5/W2 (November), 67–72. *Cité page 10*

Dold, C., Brenner, C., 2006. Registration of terrestrial laser scanning data using planar patches and image data. In : International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS). Vol. 36. pp. 78–83. *Cité page 29*

Douillard, B., Quadros, A., Morton, P., Underwood, J. P., De Deuge, M., Hugosson, S., Hallstrom, M., Bailey, T., May 2012. Scan segments matching for pairwise 3D alignment. In : IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). pp. 3033–3040. *Cité page 30*

Durupt, M., Taillandier, F., 2006. Automatic Building Reconstruction from a Digital Elevation Model and Cadastral Data : An Operational Approach. In : International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS). pp. 142–147. *Cité page 14*

Eggert, D., Dalyot, S., 2012. octree based simd strategy for icp registration and alignment of 3d point clouds. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) I, 105–110. *Cité pages 31 et 32*

Elseberg, J., Borrmann, D., Nuchter, A., Oct. 2012. 6DOF semi-rigid SLAM for mobile scanning. In : IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). pp. 1865–1870. *Cité page 27*

Enqvist, O., Josephson, K., Kahl, F., Sep. 2009. Optimal correspondences from pairwise constraints. In : IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). pp. 1295–1302. *Cité page 28*

Faugeras, O., Hebert, M., 1986. The Representation, Recognition, and Locating of 3-D Objects. The International Journal of Robotics Research (IJRR) 5, 27–52. *Cité page 30*

Fitzgibbon, A. W., Dec. 2003. Robust registration of 2D and 3D point sets. Image and Vision Computing (IVC) 21 (13-14), 1145–1153. *Cité page 32*

Franaszek, M., Cheok, G., Witzgall, C., 2009. Fast automatic registration of range images from 3D imaging systems using sphere targets. Automation in Construction 18, 265–274. *Cité page 28*

Friedman, S., Stamos, I., Sep. 2012. Online Detection of Repeated Structures in Point Clouds of Urban Scenes for Compression and Registration. International Journal of Computer Vision (IJCV) 102 (1-3), 112–128. *Cité page 32*

Frome, A., Huber, D., Kolluri, R., Bülow, T., Malik, J., 2004. Recognizing Objects in Range Data Using Regional Point Descriptors. In : European Conference on Computer Vision (ECCV). pp. 224–237. *Cité page 29*

Fujiwara, K., Nishino, K., Takamatsu, J., Ikeuchi, K., Nov. 2011. Locally rigid globally non-rigid surface registration. In : International Conference on Computer Vision (ICCV). pp. 1527–1534. *Cité page 29*

Gelfand, N., Ikemoto, L., Rusinkiewicz, S., Levoy, M., 2003. Geometrically stable sampling for the ICP algorithm. In : International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling (3DIM). Vol. 0. pp. 260–267. *Cité pages 30, 31 et 32*

Gelfand, N., Mitra, N., 2005. Robust Global Registration. Symposium on Geometry Processing (SGP) 38 (2), 197. *Cité page 30*

Granger, S., Pennec, X., 2002. Multi-scale EM-ICP : A Fast and Robust Approach for Surface Registration. In : European Conference on Computer Vision (ECCV). Vol. 2353. pp. 418–432. *Cité page 28*

Grant, D., Bethel, J., Crawford, M., Aug. 2012. Point-to-plane registration of terrestrial laser scans. International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing (IJPRS) 72, 16–26. *Cité pages 29 et 32*

Gressin, A., Cannelle, B., Mallet, C., Papelard, J. P. P., 2012. Trajectory based registration of 3d lidar point clouds acquired with a mobile mapping system. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) I, 117–122. *Cité pages 28, 30, 33 et 148*

Gressin, A., Mallet, C., Demantke, J., David, N., May 2013. Towards 3D lidar point cloud registration improvement using optimal neighborhood knowledge. International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing (IJPRS) 79, 240–251. *Cité pages 25, 30 et 66*

Gruen, A., Akca, D., 2005. Least squares 3D surface and curve matching. International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing (IJPRS) 59, 151–174. *Cité page 25*

Hähnel, D., Burgard, W., 2002. Probabilistic Matching for 3D Scan Registration. Proceedings of the VDI-Conference Robotik 2002. *Cité page 32*

Hahnel, D., Thrun, S., Burgard, W., Haehnel, D., 2003. An extension of the ICP algorithm for modeling nonrigid objects with mobile robots. In : International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI). Vol. 18. pp. 915–920. *Cité pages 29 et 30*

Han, J.-Y., Chen, C.-S., Lo, C.-T., 2013. Time-Variant Registration of Point Clouds Acquired by a Mobile Mapping System. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters (GRSL) 11 (1), 196–199. *Cité page 32*

He, B., Lin, Z., Li, Y., Mar. 2013. An automatic registration algorithm for the scattered point clouds based on the curvature feature. Optics & Laser Technology 46, 53–60. *Cité page 29*

Hebel, M., Stilla, U., 2007. Automatic Registration of Laser Point Clouds of Urban Areas. In : International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS). Vol. 36. pp. 13–18. *Cité page 32*

Hebel, M., Stilla, U., Jun. 2012. Simultaneous Calibration of ALS Systems and Alignment of Multiview LiDAR Scans of Urban Areas. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing (TGRS) 50 (6), 2364–2379. *Cité page 29*

Hecker, Y., Bolle, R., 1994. On geometric hashing and the generalized Hough transform. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics (ITSMC) 24 (9), 1328–1338. *Cité pages 28 et 29*

Horn, B., 1987. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions. Journal of the Optical Society of America (JOSA) 4 (4), 629. *Cité pages 25, 28 et 30*

Hu, F., Ren, T., Shi, S., Jul. 2014. Discrete Point Cloud Registration using the 3D Normal Distribution Transformation based Newton Iteration. Journal of Multimedia 9 (7), 934–940. *Cité page 28*

Huang, J., Menq, C. H., 2001. Automatic data segmentation for geometric feature extraction from unorganized 3-D coordinate points. IEEE Transactions on Robotics and Automation 17, 268–279. *Cité page 29*

Huang, Q.-X., Adams, B., Wicke, M., Guibas, L. J., Jul. 2008. Non-Rigid Registration Under Isometric Deformations. Computer Graphics Forum 27 (5), 1449–1457. *Cité page 28*

Huber, D. D. F., Hebert, M., Jul. 2003. Fully automatic registration of multiple 3D data sets. Image and Vision Computing (IVC) 21 (7), 637–650. *Cité page 29*

J. R. Hurley, R. B. C., 1962. The procrustes program : Producing direct rotation to test a hypothesized factor structure. Behavioral Science 7 (2), 258–262. *Cité page 30*

Jaw, J., Chuang, T., 2008. Feature-based registration of terrestrial lidar point clouds. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS) XXXVII (Part B3b), 303–308. *Cité page 33*

Jian, B., Vemuri, B. C., Dec. 2011. Robust Point Set Registration Using Gaussian Mixture Models. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI) 33 (8), 1–14. *Cité page 28*

Jian, B., Vemuri, B. C. B., Oct. 2005. A Robust Algorithm for Point Set Registration Using Mixture of Gaussians. In : International Conference on Computer Vision (ICCV). Vol. 2. pp. 1246–1251. *Cité page 28*

Johnson, A., Hebert, M., 1999. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI) 21 (5), 433–449. *Cité page 29*

Jost, T., Hügli, H., 2002. Fast ICP algorithms for shape registration. In : International Conference on Pattern Recognition (ICPR). pp. 1–8. *Cité page 32*

Kalman, R. E., 1960. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering 82, 35–45. *Cité page 10*

Kapoutsis, C. a., Vavoulidis, C. P., Pitas, I., Jan. 1999. Morphological iterative closest point algorithm. IEEE Signal Processing 8 (11), 1644–1646. *Cité page 29*

Knopp, J., Prasad, M., Willems, G., Timofte, R., Gool, L. V., 2010. Hough Transform and 3D SURF for robust three dimensional classification. In : European Conference on Computer Vision (ECCV). pp. 589–602. *Cité page 29*

Kovar, L., Gleicher, M., 2003. Flexible automatic motion blending with registration curves. Proceedings ACM SIGGRAPH, 214–224. *Cité page 29*

Lagüela, S., Armesto, J., 2012. Automatic procedure for the registration of thermographic images with point clouds. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS) XXXIX (B5), 211–216. *Cité page 29*

Lee, S., 2010. A coarse-to-fine approach for remote-sensing image registration based on a local method. International Journal on Smart Sensing and Intelligent (IJSSI) 3 (4), 690–702. *Cité page 27*

Levenberg, K., 1944. A method for the solution of certain non-linear problems in least squares. The Quarterly of Applied Mathematics 2, 196–168. *Cité page 27*

Levin, A., Szeliski, R., 2004. Visual odometry and map correlation. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 1, 611–618. *Cité page 28*

Li, H., Hartley, R., 2007. The 3D-3D Registration Problem Revisited. In : International Conference on Computer Vision (ICCV). pp. 1–8. *Cité page 29*

Li, H., Sumner, R., Pauly, M., 2008. Global Correspondence Optimization for Non Rigid Registration of Depth Scans. Computer Graphics Forum 27 (5), 1421–1430. *Cité page 33*

Li, Y., Wang, Y., 2008. An accurate registration method based on point clouds and redundancy elimination of lidar data. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS) XXXVII (B5), 605–610. *Cité page 27*

Liu, Y., 2007. A mean field annealing approach to accurate free form shape matching. Pattern Recognition 40, 2418–2436. *Cité page 25*

Magnusson, M., Andreasson, H., Nuchter, A., Lilienthal, A., May 2009a. Appearance-based loop detection from 3D laser data using the normal distributions transform. In : IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). No. 2. pp. 23–28. *Cité page 28*

Magnusson, M., Nuchter, A., Lorken, C., Lilienthal, A., Hertzberg, J., May 2009b. Evaluation of 3D registration reliability and speed A comparison of ICP and NDT. In : IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). pp. 3907–3912. *Cité page 32*

Maintz, J. B., Viergever, M. a., Mar. 1998. A survey of medical image registration. Medical Image Analysis (MIA) 2 (1), 1–36. *Cité page 25*

Makadia, a., Patterson, a. I., Daniilidis, K., 2006. Fully Automatic Registration of 3D Point Clouds. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 1, 1297–1304. *Cité page 28*

Mangin, J.-F., Poupon, F., Duchesnay, E., Rivière, D., Cachia, A., Collins, D. L., Evans, a. C., Régis, J., Sep. 2004. Brain morphometry using 3D moment invariants. Medical Image Analysis (MIA) 8 (3), 187–96. *Cité page 29*

Martin, M., 2013. The Three-Dimensional Normal-Distributions Transform — an Efficient Representation for Registration, Surface Analysis, and Loop Detection. Thèse de Doctorat, Örebro universitet. *Cité page 28*

Matabosch, C., Fofi, D., Salvi, J., Batlle, E., Jun. 2008. Registration of surfaces minimizing error propagation for a one-shot multi-slit hand-held scanner. Pattern Recognition 41 (6), 2055–2067. *Cité page 24*

Mateo, X., Orriols, X., Binefa, X., Sep. 2013. Bayesian Perspective for the Registration of Multiple 3D Views. Computer Vision and Image Understanding (CVIU) 118, 84–96. *Cité page 28*

Mellado, N., Aiger, D., Mitra, N. J., Aug. 2014. Super 4PCS Fast Global Pointcloud Registration via Smart Indexing. Computer Graphics Forum 33 (5), 205–215. *Cité page 28*

Montemerlo, M., Thrun, S., 2006. Large-scale robotic 3-d mapping of urban structures. Experimental Robotics IX, 141–150. *Cité page 30*

Mouragnon, E., Lhuillier, M., Dhome, M., Dekeyser, F., Sayd, P., 2006. Real time localization and 3d reconstruction. In : IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vol. 1. pp. 363–370. *Cité page 29*

Musialski, P., 2009. Point Cloud to Model Registration. Tech. rep., VRVis Research Center. *Cité page 32*

Myronenko, A., Song, X., Carreira-P, M. A., Dec. 2010. Point set registration : coherent point drift. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI) 32 (12), 2262–75. *Cité page 28*

Novatnack, J., Nishino, K., 2007. Scale-Dependent 3D Geometric Features. In : International Conference on Computer Vision (ICCV). pp. 1–8. *Cité page 29*

Nuchter, A., Lingemann, K., Hertzberg, J., Aug. 2007. Cached k-d tree search for ICP algorithms. In : International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling (3DIM). pp. 419–426. *Cité pages 31 et 32*

Nüchter, A., Lingemann, K., Hertzberg, J., Birlinghoven, S., Augustin, D. S., 2007. 6D SLAM—3D mapping outdoor environments. Journal of Field Robotics 24 (8-9), 699–722. *Cité page 30*

Olsson, C., Kahl, F., Oskarsson, M., 2006. The registration problem revisited : Optimal solutions from points, lines and planes. In : IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vol. 00. pp. 1206–1213. *Cité page 29*

Otepka, J., Ghuffar, S., Waldhauser, C., Hochreiter, R., Pfeifer, N., Oct. 2013. Georeferenced Point Clouds : A Survey of Features and Point Cloud Management. International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing (IJPRS) 2 (4), 1038–1065. *Cité page 29*

Paparoditis, N., Papelard, J.-P., Cannelle, B., Devaux, A., Soheilian, B., David, N., Houzay, E., 2012. Stereopolis II : A multi-purpose and multi-sensor 3D mobile mapping system for street visualisation and 3D metrology. Revue Française de Photogrammétrie et Télédétection (RFPT) 200, 69–79. *Cité page 6*

Pathak, K., Borrmann, D., Elseberg, J., Vaskevicius, N., Birk, A., Nuchter, A., Oct. 2010. Evaluation of the robustness of planar patches based 3D registration using marker based ground truth in an outdoor urban scenario. In : IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). pp. 5725–5730. *Cité page 32*

Pauly, M., Keiser, R., Gross, M., Sep. 2003. Multi scale Feature Extraction on Point Sampled Surfaces. Computer Graphics Forum 22 (3), 281–289. *Cité page 29*

Pennec, X., 1996. Multiple registration and mean rigid shapes : Application to the 3D case. pp. 178—-185. *Cité page 25*

Pinheiro, M. A., Sznitman, R., Serradell, E., Kybic, J., Moreno-Noguer, F., Fua, P., Jan. 2013. Active testing search for point cloud matching. Information processing in medical imaging 23, 572–83. *Cité page 28*

Pomerleau, F., Colas, F., Siegwart, R., Magnenat, S., 2013. Comparing ICP variants on real-world data sets. Autonomous Robots 34 (3), 133–148. *Cité pages 25 et 30*

Poreba, M., Goulette, F., 2013. Line segment based approach for accuracy assessment of MLS point cloud in urban areas. In : International Symposium on Mobile Mapping Technology (MMT). Tainan, Taïwan. *Cité pages 29 et 149*

Pottmann, H., Huang, Q.-X., Yang, Y.-L., Hu, S.-M. S.-M., Mar. 2006. Geometry and Convergence Analysis of Algorithms for Registration of 3D Shapes. International Journal of Computer Vision (IJCV) 67 (3), 277–296. *Cité page 31*

Pottmann, H., Leopoldseder, S., Hofer, M., 2004. Registration without ICP. Computer Vision and Image Understanding (CVIU) 95 (1), 1–18. *Cité pages 28 et 29*

Ramalingam, S., Taguchi, Y., Marks, T., Tuzel, O., 2010. P2Pi : A Minimal Solution for Registration of 3D Points to 3D Planes. In : European Conference on Computer Vision (ECCV). pp. 436–449. *Cité page 29*

Richman, M. B., 1986. Rotation of Principal Components. Journal of Climatology 6, 293–335. *Cité page 30*

Ripperda, N., Brenner, C., 2005. Marker free registration of terrestrial laser scans using the normal distribution transform. In : International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS). Vol. XXXVI-5/W1. pp. 99–104. *Cité pages 28 et 32*

Rodrigues, M., Fisher, R., Liu, Y., 2002. Introduction to the Special Issue on Registration and Fusion of Range Images. Computer Vision and Image Understanding (CVIU) 87 (1-2), 1–7. *Cité pages 25 et 29*

Rohr, K., Stiehl, H. S., Sprengel, R., Buzug, T. M., Weese, J., Kuhn, M. H., Jun. 2001. Landmark-based elastic registration using approximating thin-plate splines. IEEE Transactions on Medical Imaging (T-MI) 20 (6), 526–534. *Cité page 29*

Rueckert, D., Sonoda, L. I., Hayes, C., Hill, D. L., Leach, M. O., Hawkes, D. J., Aug. 1999. Nonrigid registration using free-form deformations : application to breast MR images. IEEE Transactions on Medical Imaging (T-MI) 18 (8), 712–721. *Cité page 29*

Rusinkiewicz, S., Levoy, M., 2001. Efficient variants of the ICP algorithm. In : International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling (3DIM). Vol. pages. pp. 145–152. *Cité pages 25, 30, 31, 39 et 40*

Rusu, R. B., Blodow, N., Beetz, M., May 2009. Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D registration. In : IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). pp. 3212–3217. *Cité page 29*

Salvi, J., Matabosch, C., Fofi, D., Forest, J., 2007. A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation. Image and Vision Computing (IVC) 25 (5), 578–596. *Cité pages 25 et 30*

Santamaría, J., Cordón, O., Damas, S., Sep. 2011. A comparative study of state-of-the-art evolutionary image registration methods for 3D modeling. Computer Vision and Image Understanding (CVIU) 115 (9), 1340–1354. *Cité page 25*

Segal, A., Haehnel, D., Thrun, S., 2009. Generalized-ICP. Robotics : Science and Systems 2 (4). *Cité page 32*

Shang, L., Cheng Lv, J., Yi, Z., 2006. Rigid medical image registration using PCA neural network. Neurocomputing 69, 1717–1722. *Cité page 28*

Sharp, G., Lee, S., Wehe, D., 2002. ICP registration using invariant features. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI) 24 (1), 90–102. *Cité pages 29 et 30*

Smith, E. R., King, B. J., Stewart, C. V., Radke, R. J., May 2008. Registration of combined range–intensity scans : Initialization through verification. Computer Vision and Image Understanding (CVIU) 110 (2), 226–244. *Cité page 29*

Stamos, I., Leordeanu, M., 2003. Automated feature-based range registration of urban scenes of large scale. In : IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vol. 2. pp. 555–561. *Cité page 30*

Stein, F., Medioni, G., 1992. Structural indexing : Efficient 3-D object recognition. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI) 14 (2), 125–145. *Cité page 29*

Stoddart, A., Hilton, A., 1996. Registration of multiple point sets. International Conference on Pattern Recognition (ICPR) 2, 40–44. *Cité pages 25 et 27*

Stoyanov, T., Lilienthal, A., 2009. Maximum likelihood point cloud acquisition from a mobile platform. In : International Conference on Advanced Robotics (ICAR). pp. 1–6. *Cité page 28*

Subbarao, M., 2003. A fast point-to-tangent plane technique for multi-view registration. In : International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling (3DIM). pp. 276–283. *Cité page 29*

Swart, A., Broere, J., Veltkamp, R., Tan, R., 2011. Refined non-rigid registration of a panoramic image sequence to a LiDAR point cloud. Photogrammetric Image Analysis, 1–12. *Cité page 32*

Takai, S., Date, H., Kanai, S., Niina, Y., Oda, K., Ikeda, T., 2013. Accurate registration of MMS point clouds of urban areas using trajectory. International Annals of Photogrammetry and Remote Sensing II(5) (W2), 277–282. *Cité page 151*

Tam, G. K. L., Cheng, Z.-Q., Lai, Y.-K., Langbein, F. C., Liu, Y., Marshall, D., Martin, R. R., Sun, X.-F., Rosin, P. L., Jul. 2013. Registration of 3D point clouds and meshes : a survey from rigid to nonrigid. IEEE transactions on visualization and computer graphics 19 (7), 1199–1217. *Cité page 25*

Tangelder, J. W. H., Veltkamp, R. C., 2007. A survey of content based 3D shape retrieval methods. Multimedia Tools and Applications 39, 441–471. *Cité page 25*

Tarel, J.-P. J., Boujemaa, N., 1996. Une approche floue du recalage 3D : généricité et robustesse. Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA) 2716. *Cité page 28*

Tarsha-Kurdi, F., Landes, T., Grussenmeyer, P., 2007. HOUGH-TRANSFORM AND EXTENDED RANSAC ALGORITHMS FOR AUTOMATIC DETECTION OF 3D BUILDING ROOF PLANES FROM LIDAR DATA. ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007 XXXVI, 407–412. *Cité page 29*

Theiler, P. W., Schindler, K., 2012. Automatic registration of terrestrial laser scanner point clouds using natural planar surfaces. In : International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS). Vol. I-3. pp. 173–178. *Cité page 30*

Theiler, P. W., Wegner, J. D., Schindler, K., 2013. Markerless point cloud registration with keypoint-based 4-points congruent sets. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences II-5/W2, 283–288. *Cité page 28*

Thirion, J.-P., 1996. New feature points based on geometric invariants for 3D image registration. International Journal of Computer Vision (IJCV) 18 (2), 121–137. *Cité page 29*

Tsin, Y., Kanade, T., 2004. A Correlation-Based Approach to Robust Point Set Registration. In : European Conference on Computer Vision (ECCV). Vol. 0. pp. 558–569. *Cité page 28*

Tuytelaars, T., Mikolajczyk, K., 2006. A survey on local invariant features. European Conference on Computer Vision (ECCV) 3 (3), 177–280. *Cité page 29*

van Kaick, O., Zhang, H., Hamarneh, G., Cohen-Or, D., 2010. A Survey on Shape Correspondence. In : Computer Graphics Forum. pp. 1681–1707. *Cité page 25*

Walker, M., Shao, L., Volz, R., 1991. Estimating 3-D location parameters using dual number quaternions. CVGIP : image understanding 54 (3), 358–367. *Cité page 28*

Wan, R., Li, M., 2003. An overview of medical image registration. Computational Intelligence and Multimedia Applications, 385–385. *Cité page 25*

Wang, F., Vemuri, B. C., Rangarajan, A., Eisenschenk, S. J., Nov. 2008. Simultaneous nonrigid registration of multiple point sets and atlas construction. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI) 30 (11), 2011–2022. *Cité page 28*

Wang, Z., Brenner, C., 2008. Point based registration of terrestrial laser data using intensity and geometry features. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) XXXVII (B5), 583–590. *Cité page 29*

Weinmann, M., Dittrich, A., Hinz, S., Jutzi, B., May 2013. Automatic Feature-Based Point Cloud Registration for a Moving Sensor Platform. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (IAPRS) XL-1 (W1), 373–378. *Cité page 32*

Wolfson, H. J., Rigoutsos, I., 1997. Geometric hashing : An overview. Computing in Science and Engineering 4 (4), 10–21. *Cité page 28*

Yan, P., Bowyer, K. W., Sep. 2007. A Fast Algorithm for ICP-Based 3D Shape Biometrics. Computer Vision and Image Understanding (CVIU) 107 (3), 195–202. *Cité page 32*

Zeng, Y., Wang, C., Wang, Y., 2010. Dense non-rigid surface registration using high-order graph matching. In : IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). pp. 382–389. *Cité page 28*

Zhang, J., Ge, Y., Ong, S., Chui, C., Teoh, S., Yan, C., 2008. Rapid surface registration of 3D volumes using a neural network approach. *Cité page 29*

Zhang, L., Choi, S.-I., Park, S.-Y., May 2011. Robust ICP Registration Using Biunique Correspondence. 2011 International Conference on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission, 80–85. *Cité page 30*

Zhang, Z., Oct. 1994. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces. International Journal of Computer Vision (IJCV) 13 (2), 119–152. *Cité pages 31 et 39*

Zheng, Q., Sharf, A., Tagliasacchi, A., Chen, B., Zhang, H., Sheffer, A., Cohen-Or, D., 2010. Consensus Skeleton for Non rigid Space time Registration. Computer Graphics Forum 29 (2), 635–644. *Cité page 29*

ZinBer, T., Schmidt, J., Niemann, H., 2003. A refined ICP algorithm for robust 3-D correspondence estimation. In : International Conference on Image Processing (ICIP). Vol. 2. pp. 3–6. *Cité page 30*

Zitová, B., Flusser, J., Zitova, B., Oct. 2003. Image registration methods : a survey. Image and Vision Computing (IVC) 21 (11), 977–1000. *Cité page 25*

Glossaire

DPP_F Distance Moyenne Points à Plans pour les Façades de bâtiments. 71, 74–76, 79, 91, 108, 120, 128, 131, 137

DPP_S Distance Moyenne Points à Plans pour le sol. 78, 79, 120, 128, 131

T_c Temps de contrôle. 66, 74, 75, 79

4PCs 4 points congruent. 28

ACP Analyse en Composante Principale. 28, 29, 46

ALS nuage de point laser aérien. 4

ATS Active Testing Search. 28

BD base de donnée géographique. 4, 5, 9–11, 14, 33, 38–41, 46, 51, 54, 55, 57–59, 63, 65, 66, 74, 81, 83, 85–89, 91, 93, 97, 100, 102, 103, 105–108, 110, 111, 113, 115–118, 120, 130, 131, 135–137, 141, 146–148

CPD Coherent Point Drift. 28

DM dérive moyenne. 68, 101, 112

DMF Distance Moyenne Finale. 101–104, 107, 108, 120, 128, 129

DMI Distance Moyenne Initiale. 101, 105, 107, 108, 110–112

DPP Distance Moyenne Points à Plans. 57, 71, 76, 79, 81, 100, 111

EM Expectation Maximisation. 28

FFD Free Form Deformation. 28

GPS Global Positioning System. 8–10, 110, 146

HKS Heat Kernel Signature. 29

ICP Iterative Closest Point. 25, 27, 29, 31, 32, 38, 39, 60, 63, 110, 146, 150

IGN Institut National de l'Information Géographique et Forestière. iii, 4, 5, 14, 38, 86, 141

image donnée mobile image. 5, 6

IMU Inertial Measurement Unit. 8, 10, 66, 110

LIDAR Light Detection And Ranging. 4–6, 9, 58

LOD Level of Detail. 4, 5

NDT Normal Distribution Transform. 28, 31, 32

RANSAC Random Sample Concensus. 28

RGE Référentiel à Grande Échelle. 148

SIFT Scale-Invariant Feature Transform. 29

SLAM Simultaneous Localization and Mapping. 29

SURF Speeded Up Robust Features. 29

TLS nuage de points laser terrestre fixe. 4

TLSM nuage de points laser terrestre mobile. 4, 6, 9–11, 14, 38–41, 46, 50, 51, 58–61, 63, 65, 66, 81, 83, 85–87, 89, 90, 93, 97, 100, 105, 107, 108, 110–113, 115, 120, 126–130, 135, 146, 147

VCM Véhicule de cartographie mobile terrestre. 5, 6, 10, 27, 39, 40, 53, 55, 83, 90, 100, 105, 107, 115, 135, 141

Publications

Articles de revues avec comité de lecture :

F. Monnier, B. Vallet, N. Paparoditis, J.-P. Papelard et N. David, 2013. Mise en cohérence de données laser mobile sur un modèle cartographique par recalage non-rigide. Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection 202, pp.27-41, Meilleur article étudiant de l'année (pdf).

Articles de conférences avec comité de lecture :

F. Monnier, B. Vallet, N. Paparoditis, J.-P. Papelard et N. David, 2013. Registration of terrestrial mobile laser data on 2D and 3D geographic database by use of a non-rigid ICP Approach. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Laser Scanning,. Antalya, Turquie (pdf).

F. Monnier, B. Vallet, B. Soheilian, 2012. Trees detection from laser point clouds acquired in Dense urban areas by a mobile mapping system. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume I-3, pp. 245-250, XXII ISPRS Congress. Melbourne, Australia, (pdf).