



**HAL**  
open science

# Recalage conjoint de données de cartographie mobile et de modèles 3D de bâtiments

Miloud Mezian

► **To cite this version:**

Miloud Mezian. Recalage conjoint de données de cartographie mobile et de modèles 3D de bâtiments. Informatique. Université Paris-Est, 2019. Français. NNT : 2019PESC2065 . tel-02494943

**HAL Id: tel-02494943**

**<https://theses.hal.science/tel-02494943v1>**

Submitted on 29 Feb 2020

**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.

# UNIVERSITÉ — — PARIS-EST

École Doctorale MSTIC

Sciences et Technologies de l'Information Géographique

Miloud MEZIAN

## Recalage conjoint de données de cartographie mobile et de modèles 3D de bâtiments

Présentée pour obtenir le grade de docteur  
de l'université PARIS-EST  
8 novembre 2019

Jury de Thèse

Véronique CHERFAOUI  
Laurent TRASSOUDAINÉ  
Pierre GRUSSENMEYER  
Jean-Emmanuel DESCHAUD  
Pascal MONASSE  
Nicolas PAPANODITIS  
Bruno VALLET  
Bahman SOHEILIAN

Présidente  
Rapporteur  
Rapporteur  
Examineur  
Examineur  
Directeur  
Codirecteur  
Encadrant

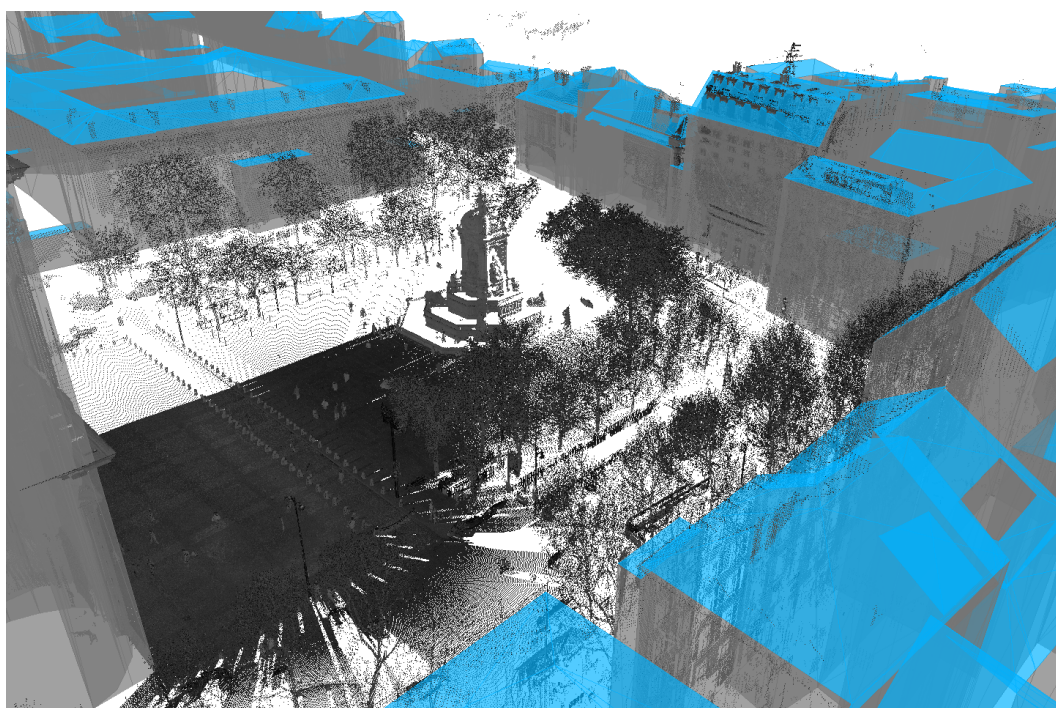


Cette thèse s'est déroulée au laboratoire LaSTIG (Laboratoire des Sciences et Technologies de l'Information Géographique) du Service de la Recherche de l'Institut National de l'Information Géographique et Forestière (IGN).

This thesis has been conducted at the LaSTIG (Laboratoire des Sciences et Technologies de l'Information Géographique) Laboratory of the Research Department of IGN (Institut National de l'Information Géographique et Forestière).

Laboratoire LaSTIG - Équipe 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





---

# Résumé

## Recalage conjoint de données de cartographie mobile et de modèles 3D de bâtiments

**Mots Clés :** *Recalage conjoint, nuage de points laser mobiles, modèles 3D de ville, propagation des incertitudes*

Depuis de nombreuses années, des véhicules de numérisation mobiles terrestres ont été développés pour acquérir simultanément des données laser extrêmement précises et des images haute résolution géo-référencées.

Une application majeure de ces données consiste à exploiter leur niveau de détail très élevé pour enrichir les bases de données géographiques 3D construites à partir d'images aériennes et donc d'un niveau de détails beaucoup plus faible. Les bases de données géographiques 3D et les données mobiles terrestres se révèlent très complémentaires : les toits sont vus en aérien mais pas en terrestre, et les façades sont très mal vues en aérien mais très précisément en terrestre. Les bases de données géographiques sont constituées d'un ensemble de primitives géométriques (des triangles en 3D) d'un niveau de détail certes grossier mais ont l'avantage d'être disponible sur de vastes zones géographiques.

Les véhicules de numérisation mobiles offrent une couverture beaucoup plus partielle mais garantissent des données d'un niveau de détail très fin. Ces véhicules présentent aussi des limites : en milieu urbain, le signal GPS nécessaire au bon géo-référencement des données peut être perturbé par les multi-trajets voire même être stoppé lors de phénomènes de masquage GPS liés à l'étroitesse des rues ou la hauteur des bâtiments. Le capteur GPS ne capte plus assez de satellites pour en déduire précisément sa position spatiale. Ces données complémentaires disposent chacune de son propre géo-référencement et de ses propres incertitudes de géolocalisation, allant de quelques centimètres à plusieurs mètres, ce qui entraîne que les différents jeux de données d'une même zone ne coïncident pas. C'est pourquoi un recalage est indispensable pour mettre en cohérence ces données mobiles très détaillées avec les bases de données géographiques moins détaillées.

Dans cette thèse, nous avons modélisé finement toutes les sources d'incertitudes qui interviennent à la fois dans le processus de construction du nuage de points laser et le modèle Bati3D pour recaler conjointement (simultanément) les données entre elles.

Le travail autour des incertitudes permet de les modéliser pour ensuite les exploiter dans le processus de recalage et de les propager sur le produit final avec une méthode dite de Gauss-Helmert. Le processus est basé sur une méthode de type ICP ("Iterative Closest Point") point à plan. Ce recalage corrige simultanément la trajectoire du véhicule de cartographie mobile et le modèle géométrique 3D.

---

Notre chaîne de traitements a été testée sur des données simulées provenant de différentes missions effectuées par l’Institut National de l’Information Géographique et Forestière (IGN).

---

# Abstract

## Trajectory registration by combined data-model deformation for geometric enriching of existing city models

**Keywords :** *Registration, laser points clouds, 3D building models , uncertainty propagation*

For many years, mobile land scanning vehicles have been developed to simultaneously acquire highly accurate laser data and high-resolution geo-referenced images. A major application of these data is to exploit their very high level of detail (LOD) to enrich the 3D geographic databases built from aerial images and therefore much lower LOD. The 3D geographic databases and mobile terrestrial data prove to be very complementary : roofs are seen from the air but not on land, and facades are very poorly seen from the air but very precisely on land. Geographic databases consist of a set of geometric primitives (3D triangles) of coarse LOD, but present the advantage of being available over large geographical areas. Mobile mapping vehicles offer much more partial coverage but guarantee very fine LOD data. These vehicles also have limitations : in urban environments, the GPS signal needed for good data geo-referencing is liable to being disrupted by multi-paths or even stopped during GPS masking phenomena linked to narrow streets or high buildings. The GPS sensor no longer picks up enough satellites to accurately determine its spatial position. These complementary data each have their own geo-referencing and geolocation uncertainties of drift, ranging from a few centimetres to several metres. This means that different datasets in the same area do not coincide. That is why a realignment is essential to bring this highly detailed mobile data into line with the less detailed geographical databases.

In this thesis, we have finely modelled all the sources of uncertainty involved in both the process of building the lidar point cloud and the geographic database to jointly (simultaneously) re-align the data between them. This work around uncertainties makes it possible to model them, then to exploit them in the realignment process, and finally to propagate them on the final product, by means of a Gauss-Helmert model. The process is based on a Point to plane ICP (Iterative Closest Point) method. This realignment simultaneously corrects the (path) trajectory of the mobile mapping vehicle and the 3D geometric model. Our processing chain has been tested on simulated data from various missions carried out by the National Institute of Geographical and Forest Information (Institut National de l'Information Géographique et Forestière, IGN).





---

# Remerciements

Mon professeur de théâtre d'improvisation me disait :

« **Prends chez l'autre ce que tu n'as pas chez toi.** »

Ce qui est vrai dans la vie de tous les jours mais d'autant plus dans le domaine scientifique. Le parcours d'un scientifique est façonné par la richesse des rencontres qu'il fait. Après plusieurs années à l'IGN, je me suis donc posé la question :

Qu'est-ce que le métier de chercheur ?

Voilà ma réponse : scientifiques ou non, nous avons tous un laboratoire intérieur (personnel) et extérieur (collectif) où nous faisons nos propres expériences. Nous sommes donc tous des "chercheurs" car au quotidien nous nous posons des questions et nous tentons d'y répondre mais souvent de manière subjective.

Dès le plus jeune âge nous nous interrogeons tous sur notre environnement cependant celui qui exerce le métier de "chercheur" va essayer d'atteindre une vision objective en utilisant une démarche scientifique rigoureuse.

Le chercheur exploitera le laboratoire collectif pour enrichir son laboratoire intérieur et inversement.

Je remercie donc toutes les personnes qui ont enrichi mon laboratoire intérieur ces dernières années :

- **Bruno Vallet, Bahman Soheilian et Nicolas Paparoditis** pour m'avoir proposé ce sujet de thèse extrêmement intéressant et enrichissant, et dont leurs grandes compétences et sympathies ont permis le bon déroulement de celle-ci et motivé mon implication dans ce projet. Je crois que je ne pourrais jamais assez vous remercier pour cette richesse intellectuelle mais également humaine.
- l'IGN et l'équipe MATIS (Brédif Mathieu, Caraffa Laurent, Devaux Alexandre, Ennafii Oussama, Giordano Sébastien, Gouet-Brunet Valérie, Guinard Stéphane, Guissous Kamel, Landrieu Loïc, Lelégard Lâman, Le Bris Arnaud, Weinmann Martin, Cazals Cécile, Cura Rémi, Dechesne Clément, Gressin Adrien, Hell Bastien, Vandergucht David, Weng Li, Xiao Wen, Nguyen Quoc-Dinh, Piasco Nathan, Poreba Martyna, Seba Ali) pour cette expérience inoubliable.
- Clément Mallet et Nicolas Baghdadi de m'avoir entrouvert les portes du MATIS.
- les membres du jury (Laurent TRASSOUDAIN, Pierre GRUSSENMEYER, Jean-Emmanuel DESCHAUD, Pascal MONASSE) pour leur temps et leur expérience.
- ma famille et mes proches (William Brown, Sophie Boisselet, Elise Tosi, Eric Teulon, Vera Ribero, Michel et Gisèle Tosi, Céline Païni, Maëla barbier, Nathalie Séverino, Shirley

---

Vautrin, Olivia Dareau, Olivier Lansade et mon chien Gipsy !) pour leur soutien moral.

Je peux m'empêcher aussi de repenser à mes 3 grands amis de Montpellier : Anthony Carpentier qui a fait des études en physique pour se consacrer à son métier de magicien dans le monde entier, je me souviens des sourires des professeurs quand tu leur exposais ton projet. Jean David Wurtz de m'avoir posé pleins de questions sur nos cours en physique et m'avoir forcé à pousser ma réflexion toujours plus loin et enfin Jérémy Kessous pour son côté "physicien foufou". Je garde en souvenir tous ces beaux moments.

---

" Rien n'est aussi dangereux que la certitude d'avoir raison. Il y a nulle certitude dans les choses du monde. Un doute éclairé peut quelques fois servir de flambeau. Le doute est bien plus le résultat des lumières vagues que de l'ignorance. Le doute est le commencement de la sagesse. C'est avoir beaucoup avancé que d'avoir seulement appris à douter. Mieux est douter que croire. Se cacher la tête dans le sable des certitudes. . . . Sans l'incertitude l'aventure n'existerait pas. **L'incertitude est l'essence même de l'aventure amoureuse.** Pour certains, le contraire du doute est la certitude ; pour d'autres, c'est la confiance. " E. Sartori (CEA)



# Table des matières

<b>Résumé</b>	<b>iii</b>
<b>Abstract</b>	<b>v</b>
<b>Remerciements</b>	<b>vii</b>
<b>Table des matières</b>	<b>xiii</b>
<b>1 Introduction</b>	<b>1</b>
1.1 Contexte général.....	1
1.2 Modèle 3D de ville.....	3
1.3 Cartographie mobile terrestre.....	5
1.4 Problématique.....	9
1.5 Objectif de la thèse.....	9
1.6 Plan de la thèse.....	10
<b>2 Etat de l’art en recalage de données</b>	<b>13</b>
Etat de l’art en recalage de données.....	13
2.1 Introduction.....	13
2.2 Recalage en milieu urbain.....	14
2.3 Recalage laser/modèle 3D.....	15
2.4 La méthode ICP ou "iterative closest point".....	16
2.4.1 Appariement des données.....	17
2.4.2 Minimisation de l’erreur.....	18
2.5 Autres méthodes de recalage.....	18
2.6 Conclusion.....	20
2.7 Stratégie adoptée.....	20
<b>3 Modélisation et propagation des incertitudes sur les données</b>	<b>25</b>
3.1 Introduction.....	25
3.1.1 Mesures et incertitudes.....	26
3.1.1.1 Quelques définitions.....	26
3.1.1.2 Notions.....	27

## TABLE DES MATIÈRES

---

3.2	Propagation des incertitudes sur le nuage de points laser terrestre mobile.....	28
3.2.1	Fonctionnement d'un laser scanner mobile terrestre.....	29
3.2.2	Formule de géoréférencement direct.....	31
3.2.3	Sources d'incertitudes sur les données mobiles terrestres.....	33
3.2.3.1	Incetitudes du scanner laser.....	34
3.2.3.2	Incetitudes de calibration .....	35
3.2.3.3	Incetitudes de navigation.....	35
3.2.4	Méthode de propagation des incertitudes .....	37
3.2.5	Ellipsoïdes d'incertitudes .....	38
3.3	Modélisation des incertitudes des modèles 3D .....	41
3.3.1	Sources d'incertitudes du modèle Bati3D de ville .....	41
3.3.2	Modèle d'incertitudes du modèle 3D de ville .....	42
3.4	Modèle de données Bati3D : Blocs de bâtiments, façades et bandes .....	43
3.4.1	Les blocs de bâtiments.....	43
3.4.2	Les bandes.....	44
3.5	Conclusion.....	45
<b>4</b>	<b>Méthodologie globale</b>	<b>47</b>
4.1	Introduction .....	48
4.1.1	Positionnement .....	48
4.1.2	Contribution.....	48
4.1.3	Trajectoire et nuage de points.....	49
4.1.4	Structure du modèle 3D de ville.....	49
4.2	Vue globale de la méthode .....	49
4.2.1	Le coeur de la méthode.....	49
4.2.2	Sélection des différentes primitives .....	50
4.2.3	Appariements des points laser aux bandes du modèle 3D .....	52
4.2.4	Acceptation et rejet des appariements .....	54
4.2.5	Optimisation .....	55
4.2.5.1	Choix des observations .....	56
4.2.5.2	Observations et variances-covariances sur la trajectoire du véhicule .....	56
4.2.5.3	Observations et variances sur le modèle 3D.....	59
4.2.6	Observations sur les données.....	60
4.2.7	Méthode de Gauss-Helmert.....	61
4.2.8	Gauss-Helmert pour le recalage laser/modèle 3D.....	62
4.3	Conclusion.....	63
<b>5</b>	<b>Expérience virtuelle</b>	<b>67</b>
5.1	Introduction .....	67
5.2	Création d'un nuage de points laser synthétique : vérité terrain.....	70

5.3	Perturbation (ou déformation) des données .....	72
5.4	Résultats et évaluation.....	73
5.4.1	Fortes incertitudes sur la trajectoire.....	76
5.4.2	Fortes incertitudes sur les blocs de bâtiments .....	82
5.4.3	Fortes incertitudes sur les façades .....	88
5.4.4	Fortes incertitudes sur les bandes.....	91
5.4.5	Incertitudes sur la trajectoire et le modèle 3D.....	92
5.4.5.1	Interprétation .....	94
5.5	Conclusion.....	95
<b>6</b>	<b>Conclusion et perspectives</b>	<b>109</b>
6.1	Contributions principales .....	109
6.2	Les principales limitations.....	111
6.3	Perspectives.....	112
6.4	Conclusion générale .....	113
	<b>Appendices</b>	<b>115</b>
<b>A</b>	<b>Test de Shapiro-Wilk</b>	<b>117</b>
<b>B</b>	<b>Viapolis</b>	<b>119</b>
<b>C</b>	<b>Publications</b>	<b>121</b>
	<b>Annexes</b>	<b>122</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>135</b>

## TABLE DES MATIÈRES

---



# Table des figures

1.1	Nuage de points laser terrestre (vert) et modèle 3D (rouge et gris) de LOD2 sur la même zone (sans recalage). Les différents jeux de données ne coïncident pas.	2
1.2	Bati3D : Modèle de ville 3D texturé de LoD 2 produit par l'IGN .....	3
1.3	Bati3D : Modèle de ville 3D non texturé de LoD 2 produit par l'IGN (Façades : gris, toits : bleu, sol : blanc).....	4
1.4	Les différents niveaux de détails du modèle 3D de bâtiments (Level Of Details =LOD).....	5
1.5	Véhicule de cartographie mobile terrestre de l'IGN.....	5
1.6	Rue de Paris vue par un VCM avec une tête panoramique de 8 caméras et 2 paires stéréoscopiques pointant vers l'avant et l'arrière du véhicule.....	6
1.7	Capteurs laser du véhicule de cartographie mobile (a) Laser RIEGL LMS-Q120i (b) Laser Velodyne HDL-64E (c) Laser RIEGL VQ-250 .....	7
1.8	Exemple de données acquises par un laser plan de type RIEGL VQ-250 (réflectance de -20dB=noir à 0db=blanc) .....	8
1.9	Capteurs du système de positionnement PosLV 220.....	8
1.10	Masques GPS d'un véhicule de cartographie mobile .....	9
1.11	Plan du manuscrit .....	11
2.1	Nuage de points laser (orange/violet) et aéroporté (bleu/vert) sur la même zone (après recalage) [Vallet, 2016].....	15
2.2	Superposition d'une image et d'un scan laser mobile de la même scène (avant recalage) [Miled et al., 2016b] .....	15
2.3	Les travaux de [Monnier, 2014] : recalage d'un nuage de points laser et un modèle 3D .....	16
2.4	Notre approche scientifique .....	22
3.1	Notion d'exactitude et de précision .....	28
3.2	Repères locaux (scanner laser et centrale inertielle) et absolu (Monde).....	30
3.3	Formule de géoréférencement direct.....	31
3.4	Miroir du scanner laser - (1) Centre du repère scanner laser - (2) Centre du miroir du scanner laser .....	32

## TABLE DES FIGURES

---

3.5	Visualisation des incertitudes - Noir : nuage de points laser mobile terrestre, bleu : ellipsoïdes d'incertitude à 99 % (affichées tous les 1000 points). .....	39
3.6	Visualisation des incertitudes - Noir : nuage de points laser mobile terrestre, bleu : ellipsoïdes d'incertitudes à 99 % (affichées tous les 300 points). .....	39
3.7	Visualisation des incertitudes - Noir : nuage de points laser mobile terrestre, bleu : ellipsoïdes d'incertitudes à 99 % (affichées tous les 150 points). .....	40
3.8	Visualisation des incertitudes - Noir : nuage de points laser mobile terrestre, bleu : ellipsoïdes d'incertitudes à 99 % (affichées tous les 100 points). .....	40
3.9	Visualisation des incertitudes - bleu/vert : nuage de points laser mobile terrestre, noir : ellipsoïdes d'incertitudes à 99 % (affichées tous les 100 points). .....	40
3.10	La limite des bâtiments se fait au niveau des gouttières.....	41
3.11	Translation 2D par bloc de bâtiments .....	42
3.12	Translation 2D par façade le long de la normale.....	42
3.13	Translation 2D par bande le long de la normale .....	43
3.14	Clustering de bloc : chaque bloc de bâtiments est représenté par une couleur. ...	44
3.15	Façade découpée en bandes rectangulaires de largeur constante de 1.5m. Chaque bande rectangulaire est composée de deux primitives géométriques triangulaires.	44
4.1	Modèle 3D de ville : plans de façade (en vert) .....	50
4.2	Sélection des points de façade dans le nuage de point laser (en vert) .....	51
4.3	Lancer de rayons servant à l'appariement des données .....	52
4.4	Lancer de rayons sur les points de façade. ....	54
4.5	Appariements des points aux bandes.....	55
4.6	Visualisation de la méthode linéaire par morceau choisi pour effectuer le recalage. La trajectoire du véhicule est découpée en N intervalles de temps $\Delta t$ . L'ensemble des N intervalles définit N bornes. Le but de la démarche est de ré-estimer l'ensemble des positions $T_n$ pour chaque borne. ....	58
4.7	translation 2D (horizontale) par bloc de bâtiment .....	59
4.8	décalage (horizontal) $o_f$ le long de la normale $\mathbf{n}_f$ par façade.....	60
4.9	décalage (horizontal) $o_s$ le long de la normale $\mathbf{n}_{f(s)}$ par bande .....	60
4.10	Schéma général du processus de recalage conjoint.....	65
5.1	Schéma général de l'algorithme : i) création du nuage de points laser ii) perturbation des données iii) recalage conjoint des données laser 3D/modèle 3D .....	69

5.2	Superposition du nuage laser synthétique (rouge) créé à partir d'un lancer de rayons et du modèle Bati3D ayant servi à le créer. Création d'un nuage de points laser synthétique de même niveau de détail que notre modèle Bati3D et parfaitement positionné sur les primitives triangulaires du modèle 3D. En noir : trajectoire réelle du véhicule, en rouge : nuage de points laser simplifié (même niveau de détail que la BD), en gris foncé : façades, bleu : toits.....	70
5.3	Simulation numérique : lancer de rayons sur les primitives de la BD pour obtenir un nuage de points laser artificiel parfaitement positionné sur le modèle 3D. ....	71
5.4	Schéma d'un lancer de rayons sur un modèle 3D .....	72
5.5	Perturbation des données - (Forte perturbation de la trajectoire du véhicule de cartographie mobile et très faible perturbation du modèle 3D.) .....	76
5.6	Résultat visuel du recalage de la trajectoire. Noir : modèle 3D, bleu : trajectoire réelle, rouge : trajectoire perturbée, vert : trajectoire recalée. ....	77
5.7	Recalage des données avec une forte perturbation le long de la trajectoire - Noir : modèle 3D recalé, vert : nuage de points laser recalé. ....	77
5.8	Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 2m$ ).	78
5.9	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés pour les blocs de bâtiments dans la direction X .....	79
5.10	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés pour les blocs de bâtiments dans la direction Y .....	79
5.11	Distribution des résidus normalisés des façades et bandes en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 2m$ ).	80
5.12	Distribution des résidus normalisés de la trajectoire dans les directions X et Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 2m$ ). ....	80
5.13	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 2m$ ). ....	81
5.14	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 2m$ ). ....	81
5.15	Modèle 3D original et Modèle 3D après perturbation - Bleu et gris : Modèle 3D original (vérité terrain), Rouge et orange : perturbation du modèle 3D en utilisant de forts écarts-types sur les blocs de bâtiments. ....	82
5.16	Modèle Bati3D et nuage de points laser après recalage. ....	83
5.17	Distribution des résidus normalisés pour chaque catégorie d'observations en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 2.0m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). ....	85
5.18	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 2m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). ....	86

## TABLE DES FIGURES

---

5.19	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 2m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). .....	86
5.20	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire du véhicule dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 2m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). .....	87
5.21	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire du véhicule dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 2m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). .....	87
5.22	Modèle 3D perturbé principalement le long des façades. ....	96
5.23	Résultat visuel du recalage des données. Certaines façades n'ont pas été appariées donc ne sont pas entrées dans le processus de recalage. ....	97
5.24	Distribution des résidus normalisés pour chaque catégorie d'observations en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 2m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). .....	98
5.25	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 2m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). .....	99
5.26	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 2m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). .....	100
5.27	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire du véhicule dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 2m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). .....	100
5.28	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire du véhicule dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 2m$ , $\sigma_s = 0.01m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). .....	101
5.29	Distribution des résidus normalisés pour chaque catégorie d'observations en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 2m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). .....	102
5.30	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 2m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). .....	103
5.31	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 2m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). .....	103
5.32	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 2m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). .....	104
5.33	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ , $\sigma_f = 0.01m$ , $\sigma_s = 2m$ et $\sigma_T = 0.01m$ ). .....	104

5.34	Distribution des résidus normalisés pour chaque catégorie d'observations en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 1m$ , $\sigma_f = 0.5m$ , $\sigma_s = 0.3m$ et $\sigma_T = 1m$ ).....	105
5.35	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée :( $\sigma_b = 1m$ , $\sigma_f = 0.5m$ , $\sigma_s = 0.3m$ et $\sigma_T = 1m$ ). .....	106
5.36	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée :( $\sigma_b = 1m$ , $\sigma_f = 0.5m$ , $\sigma_s = 0.3m$ et $\sigma_T = 1m$ ). .....	106
5.37	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire du véhicule de cartographie mobile dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée :( $\sigma_b = 1m$ , $\sigma_f = 0.5m$ , $\sigma_s = 0.3m$ et $\sigma_T = 1m$ ).....	107
5.38	Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire du véhicule de cartographie mobile dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée :( $\sigma_b = 1m$ , $\sigma_f = 0.5m$ , $\sigma_s = 0.3m$ et $\sigma_T = 1m$ ).....	107
5.39	Le bloc de bâtiments ne peut se déplacer que dans une seule direction. ....	108
A.1	Table des coefficients $a_i$ pour le test W de Shapiro-Wilk.....	118
B.1	Véhicule de cartographie mobile terrestre Viapolis adapté à la circulation sur le trottoir ou dans les espaces difficiles d'accès pour le véhicule Stéréopolis.....	119
B.2	Nuage de points laser terrestre mobile acquis par le véhicule Viapolis.....	120

## TABLE DES FIGURES

---



# Chapitre 1

## Introduction



*"Jamais on ne pourra oublier le lieu d'un bel amour, le décor d'une joie profonde ou le contexte d'une tendresse. C'est à travers de telles histoires que la géographie devient humaine."*

Serge Bouchard

### Sommaire

1.1	Contexte général .....	1
1.2	Modèle 3D de ville .....	3
1.3	Cartographie mobile terrestre.....	6
1.4	Problématique .....	9
1.5	Objectif de la thèse .....	10
1.6	Plan de la thèse.....	11

### 1.1 Contexte général

L'IGN travaille dans le domaine des sciences de l'information géographique et a pour but de décrire précisément la surface du territoire national français. L'IGN a acquis des compétences dans le domaine de la photogrammétrie, de l'imagerie (aérienne ou terrestre) et de la cartographie depuis de nombreuses années.

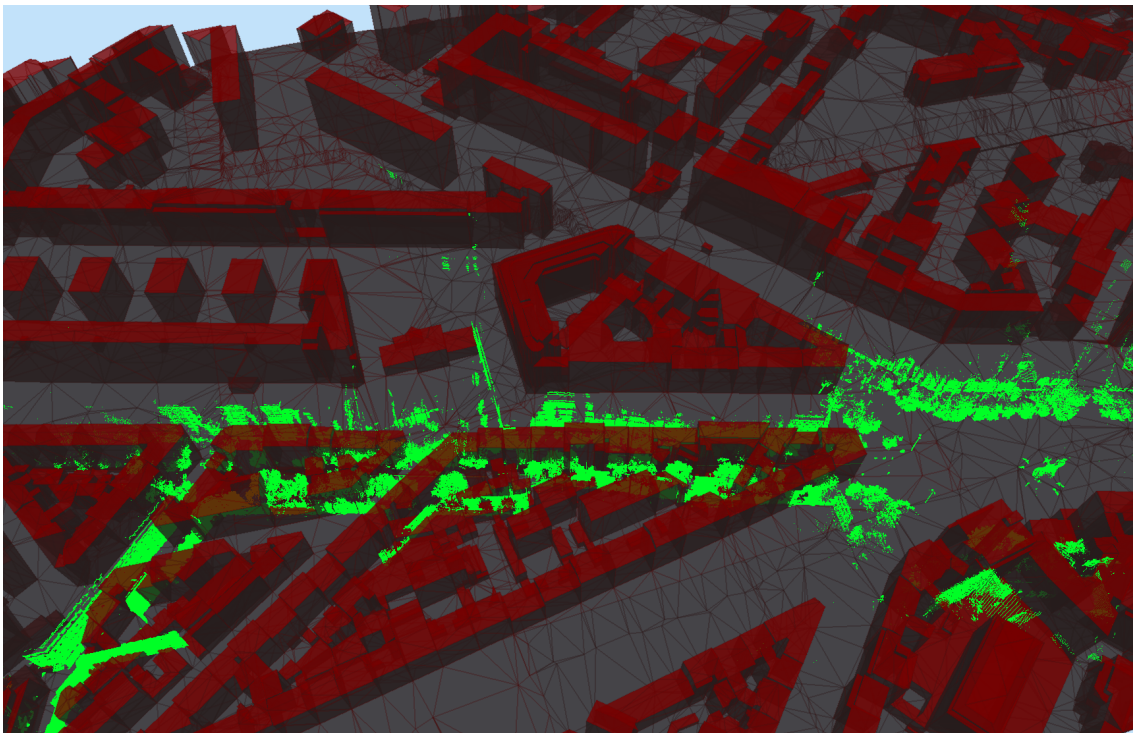
Il dispose aujourd'hui d'une quantité importante de données hétérogènes regroupant :

- des images satellitaires, aériennes et terrestres ;
- des nuages de points laser terrestres fixes (Terrestrial LiDAR Scanning), des nuages de points laser terrestres mobiles (Mobile Terrestrial LiDAR Scanning) et des nuages de points laser aériens (Airborne LiDAR Scanning) provenant des technologies "Light Detection And Ranging (LIDAR)" ;
- des modèles vecteur 2D ou 3D nommés bases de données géographiques (BD).

L'ensemble de ces données provient de l'utilisation de différents capteurs à la pointe de la technologie. Ces capteurs scannent l'environnement selon :

- différents points de vues ;
- différents niveaux de détails ou résolutions ;
- différentes précisions spatiales.

Ces données hétérogènes disposent chacune de **son propre géo-référencement et ses propres incertitudes de géolocalisation** allant de quelques centimètres à quelques mètres. Des imprécisions 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 (Figures 1.1). Dès que l'on souhaite les utiliser pour effectuer de la fusion d'informations, de la reconstruction ou de la détection d'objets, ces données doivent être mises en cohérence. Les données n'étant pas superposables, la cohérence est perdue. Il est donc 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. Cette étape est souvent transparente pour l'utilisateur en aval mais sans elle, la fusion d'informations ne pourrait être réalisée.



**FIGURE 1.1:** Nuage de points laser terrestre (vert) et modèle 3D (rouge et gris) de LOD2 sur la même zone (sans recalage). Les différents jeux de données ne coïncident pas.

Dans ce contexte, il apparaît indispensable de recalibrer ces données entre elles, en particulier pour les applications suivantes :

- enrichir les bases de données géographiques existantes en augmentant significativement leur niveau de détail ;
- recalibrer des données brutes entre elles pour que les informations qui en sont extraites soient directement exploitables dans un référentiel commun.

Le travail présenté ici s'intéresse plus particulièrement au problème du recalage de données de cartographie mobiles et de modèle 3D de ville (Figure 1.1).



## 1.2 Modèle 3D de ville

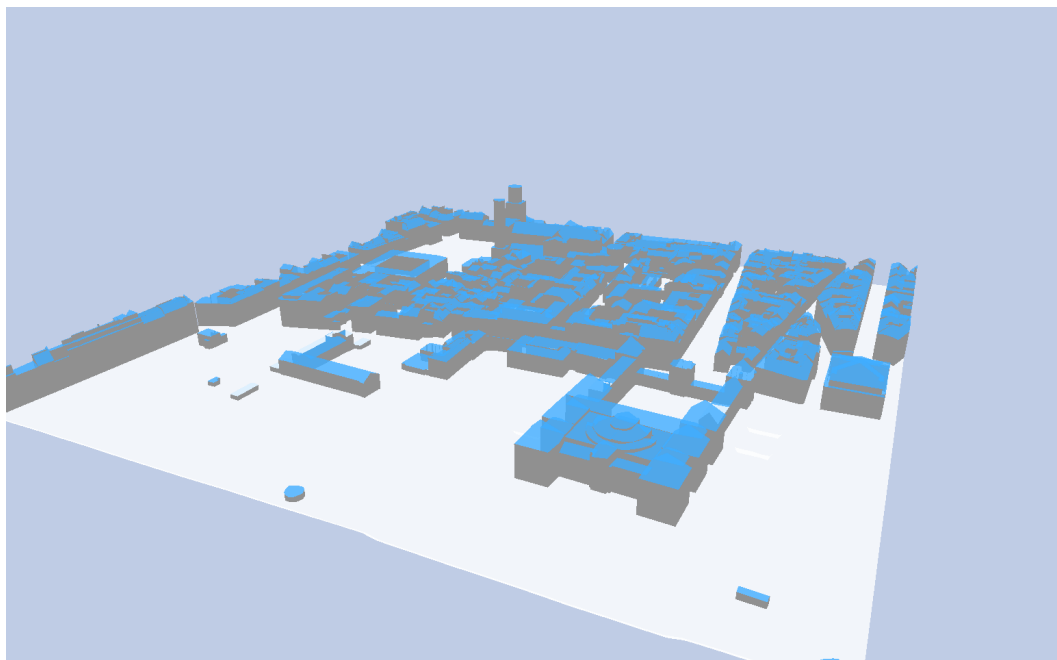


FIGURE 1.2: Bati3D : Modèle de ville 3D texturé de LoD 2 produit par l'IGN

Les modèles 3D de ville ont un rôle de partage, de diffusion et de communication sur notre environnement par le biais de primitives géoréférencées. Le modèle 3D de ville représente l'environnement de manière plus ou moins réaliste selon le niveau de détail pouvant être représenté et le niveau de précision atteint. Toutes ces données géographiques représentant le plus fidèlement notre environnement peuvent être construites de façon manuelle 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'exploiter 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...). Il est important de noter que les modèles 3D disponibles à grande échelle sont des modèles approximatifs. La faible précision de ces modèles constituera un point crucial de nos travaux : le recalage. En particulier les modèles 3D diffèrent souvent de la réalité sur les points suivants :

- **Simplification de la géométrie** : la géométrie des modèles 3D ne détaille que la structure globale des bâtiments. En particulier, les portes, les fenêtres et balcons sont absentes en 3D. Ceci implique que le niveau de détail fourni par ces modèles est limité ;
- **Géométrie imprécise** : en plus d'être simplifiée, la géométrie obtenue est imprécise. En effet, pour permettre de créer des modèles 3D de ville à grande échelle, des processus

automatiques ont été déployés. Ces processus reposent en général sur des mesures d'images aériennes, ce qui limite la précision obtenue et peut engendrer des erreurs.



**FIGURE 1.3:** Bati3D : Modèle de ville 3D non texturé de LoD 2 produit par l'IGN (Façades : gris, toits : bleu, sol : blanc)

Les contraintes intrinsèques à l'acquisition aérienne (hauteur de vol, angle de prise de vue, capteur, résolution, etc.) ne permettent pas d'atteindre un niveau de détail fin. Ces modèles 3D présentent généralement un géopositionnement de l'ordre du mètre et un niveau de détail du mètre également. C'est grâce à cette technique que la BD 3D de l'IGN est construite. Cette base de données est nommée Bati3D (LOD 2 dans la norme CityGML).

Le CityGML définit des niveaux de détails (Level Of Detail=LOD) pour la représentation des villes (Figure 1.4) :

- LOD 0 : Seulement le terrain sans bâtiments
- LOD 1 : Les bâtiments sont ajoutés sur le terrain, extrudés à partir de leur empreinte 2D (toits plats)
- LOD 2 : La structure des toits ( en général polyhédrique) est représentée. Nous travaillons avec des modèles de ce niveau de détail car c'est celui du Bati3D de l'IGN.
- LOD 3 : Les superstructures de toits - cheminées, chiens assis, ... - et les éléments de façade (fenêtres, portes, balcons) sont ajoutés. C'est ce niveau de détail que l'on souhaite atteindre en recalant des nuages de points laser mobile et des modèles 3D de LOD2.
- LOD 4 : L'intérieur des bâtiments est modélisé.

Le niveau de détail faible (LOD2) atteint par des méthodes aériennes peut être pallié par l'utilisation de données terrestres, notamment acquises grâce à des véhicules de cartographies mobiles terrestres équipés de capteurs LIDAR et données mobiles images qui scannent l'environnement à une échelle plus fine (permettant ainsi de passer du LOD2 au LOD3).



FIGURE 1.4: Les différents niveaux de détails du modèle 3D de bâtiments (Level Of Details =LOD)

### 1.3 Cartographie mobile terrestre

La numérisation 3D est un domaine d'activité permettant d'imager l'environnement grâce à des photographies numériques géoréférencées, de produire des nuages de points 3D (terrestre). C'est une méthode complémentaire aux systèmes traditionnels qui utilisent des technologies aériennes ou spatiales [Mikhail et al., 2004]. En effet, à l'heure actuelle, il est très difficile de distinguer depuis le ciel le fond des rues dans les centres villes et de capturer les façades des bâtiments, notamment pour des applications de texturations fines et de modélisation détaillée. En contexte terrestre, ces plateformes sont nommées "Véhicules de cartographies mobiles" (VCM).



FIGURE 1.5: Véhicule de cartographie mobile terrestre de l'IGN

#### 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.

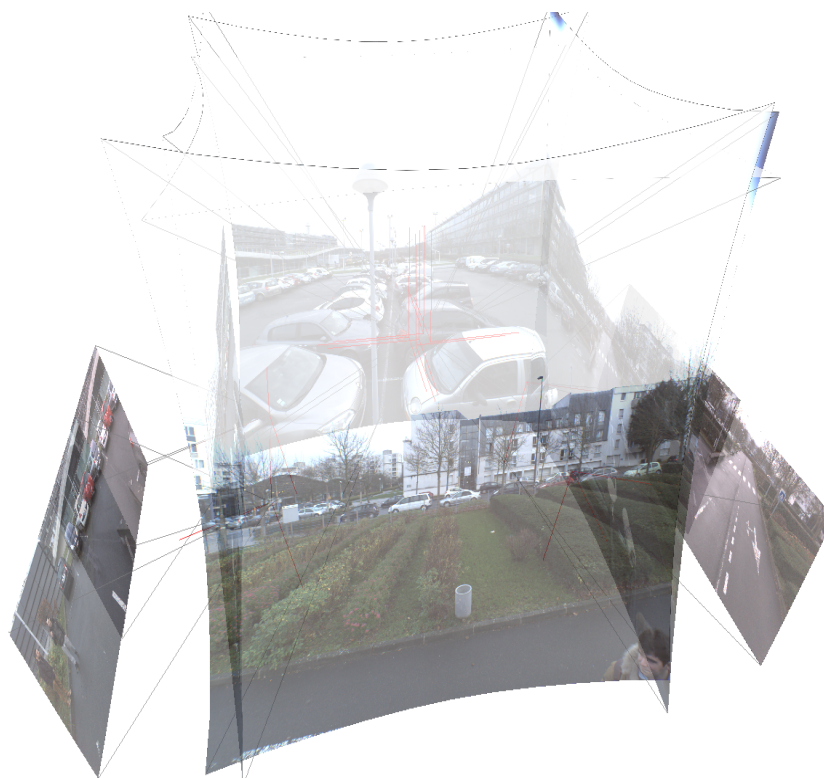
L'IGN a également mis au point un véhicule de cartographie mobile nommé Viapolis adapté à la circulation sur le trottoir et permettant d'accéder à des espaces plus difficiles d'accès (Voir annexe B). Les systèmes de ce type permettent de rapprocher le capteur de la donnée à observer. Le niveau de détail 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., 2012a]. 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 1.5. Après avoir présenté brièvement le véhicule, nous allons nous intéresser plus particulièrement à ses capteurs.

#### Caméras

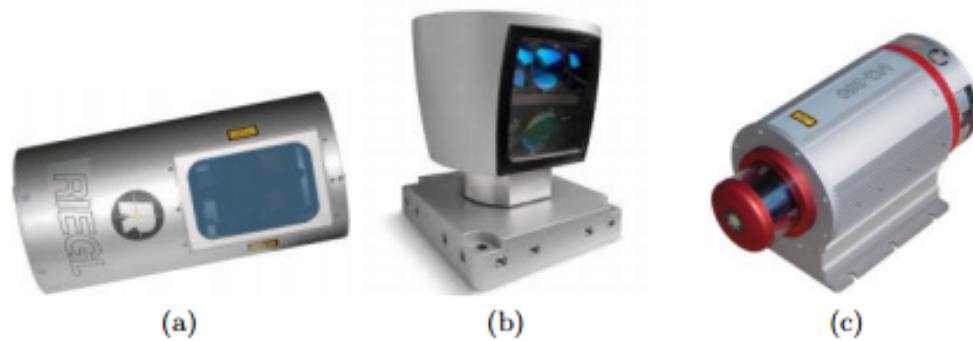
Stéréopolis embarque 14 caméras full HD d'une résolution de  $1920 \times 1080$  pixels. Les images acquises sont codées sur 12 bits et composées de trois bandes spectrales RGB. 8 caméras sont orientées de manière circulaire afin d'acquérir une panoramique à 360 degrés horizontalement, 2 sont orientées verticalement pour imager le ciel et 2 paires stéréoscopiques sont situées à l'avant et à l'arrière.



**FIGURE 1.6:** Rue de Paris vue par un VCM avec une tête panoramique de 8 caméras et 2 paires stéréoscopiques pointant vers l'avant et l'arrière du véhicule.

#### Lasers

L'ensemble des capteurs laser disponibles est visible sur la figure 1.7. Tous ces capteurs ne sont pas tous présents systématiquement mais en fonction des différentes missions. Le véhicule peut



**FIGURE 1.7:** Capteurs laser du véhicule de cartographie mobile (a) Laser RIEGL LMS-Q120i (b) Laser Velodyne HDL-64E (c) Laser RIEGL VQ-250

embarquer deux lasers fixes RIEGL LMS-Q120i (cf. figure 1.7a). Ces lasers sont à balayage plan et peuvent scanner sur un champ angulaire de 80 degrés pour une résolution de 100 à 400 points laser par balayage et une fréquence d'acquisition fixe de 10 kHz qui acquièrent simultanément des nuages de points laser sur les deux côtés de la voie avec une densité de 10 000 points par seconde.

Le laser Velodyne HDL-64E (cf. figure 1.7b) est un capteur rotatif multifibre. 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.

Le dernier capteur laser est un capteur RIEGL VQ-250 (cf. figure 1.7c) acquis par l'IGN pour atteindre un niveau de détail supérieur. Ces lasers sont à balayage plan et peuvent scanner sur un champ angulaire de 360 degrés 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 1.8.

Les données mises à disposition sont de deux types : des images numériques et des nuages de points laser (Figure 1.8). Dans nos travaux, nous n'utiliserons pas les données images pour nos objectifs d'études. Seules les données laser de type RIEGL seront utilisées.

Le LiDAR est basé 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.

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

**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



**FIGURE 1.8:** Exemple de données acquises par un laser plan de type RIEGL VQ-250 (réflectance de -20dB=noir à 0db=blanc)

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.



**FIGURE 1.9:** Capteurs du système de positionnement PosLV 220.

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.

## 1.4 Problématique

Les modèles 3D de ville présentent des erreurs et les nuages de points mobiles présentent un géoréférencement perturbé en contexte urbain dense. Les perturbations des nuages de points laser, sont dues à deux phénomènes :

- Les 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.
- La perte de signal GPS ou masque GPS : la portion de ciel visible est trop faible et le capteur ne voit plus assez de satellites pour en déduire sa position. Les 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.

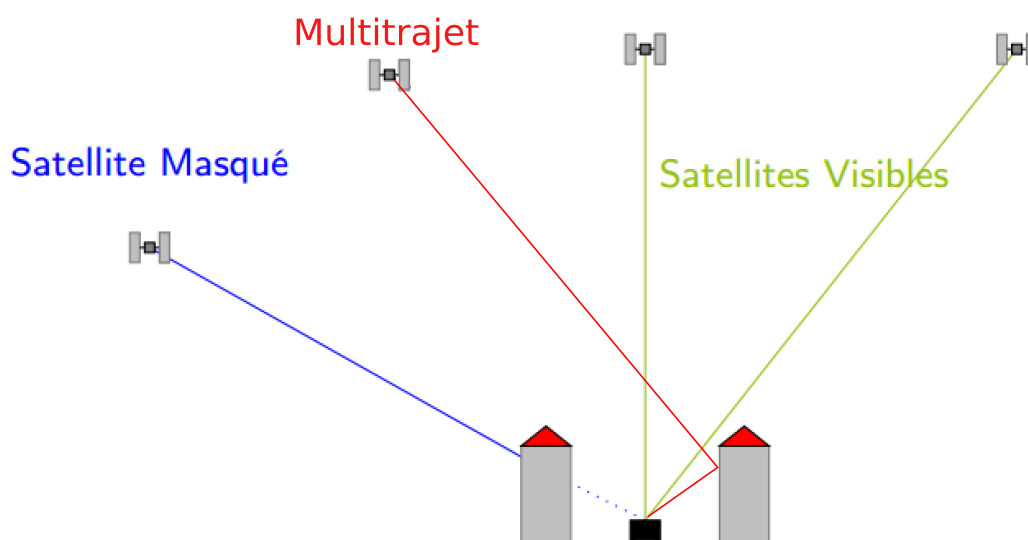


FIGURE 1.10: Masques GPS d'un véhicule de cartographie mobile

Ces perturbations entraînent une erreur absolue sur l'estimation de la trajectoire du véhicule de cartographie mobile 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.

### Conséquence :

Les différents jeux de données ne coïncident donc pas parfaitement.

## 1.5 Objectif de la thèse

Nous chercherons à aligner un scan de cartographie mobile avec un modèle 3D en ré-estimant simultanément la trajectoire du véhicule et le modèle 3D de façon à minimiser l'écart entre le nuage de points et le modèle 3D. Cette thèse s'inscrit dans la continuité de la thèse de

[Monnier, 2014] qui se base sur un modèle de déformation du nuage propre à l'acquisition. Ma thèse reprend ces travaux en y intégrant plusieurs innovations importantes : la gestion des incertitudes à tous les niveaux de la chaîne d'acquisition ainsi que la modélisation des incertitudes sur le modèle 3D lui-même afin d'autoriser le recalage à déformer la trajectoire et le modèle en exploitant ces incertitudes au lieu de se reposer sur un paramétrage délicat. 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 [Demantké et al., 2012] et le recalage des données à partir d'images [Miled et al., 2016b]. Les objectifs de ce travail de thèse s'inscrivent donc au centre de ces différents travaux dans une logique de mise en cohérence entre des données laser terrestres et des modèles 3D de ville permettant de modéliser finement les espaces urbains denses. Les applications sont multiples (reconstruction, texturation, analyse,...). Le recalage de ce type de données peut se réaliser de trois façons différentes :

- Recaler les nuages de points laser terrestres sur les modèles 3D de ville (de LoD2) [Monnier, 2014],
- Recaler les modèles 3D de ville (de LoD2) sur les nuages de points laser terrestres [Monnier, 2014],
- Recaler de manière conjointe (simultanément) les nuages de points laser terrestres et les modèles 3D de ville (de LoD2). C'est la méthode que nous utilisons dans cette thèse.

La motivation est de tout mettre en cohérence pour :

- combiner la précision des modèles 3D de ville (peu détaillés possédant un géoréférencement de l'ordre du mètre) avec le niveau de détail des nuages de points laser mobile terrestre (très détaillés mais possédant un géoréférencement peu fiable lorsque le signal GPS est perturbé),
- mettre les modèles 3D de ville et les nuages de points laser terrestres mobiles 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.

Nous considérons que les écarts constatés entre le modèle 3D et le nuage de points viennent à la fois du géoréférencement du nuage et d'imprécisions dans le modèle 3D. Un modèle de déformation pour ceux-ci est donc proposé, l'algorithme de recalage cherchant à ajuster simultanément la trajectoire du véhicule et la géométrie du modèle. Nous prendrons donc en compte les incertitudes des données afin d'éviter les choix heuristiques de paramètres dont souffrait la thèse de [Monnier, 2014], et pour qualifier le résultat du recalage, nous propageons et modélisons toutes les sources d'incertitudes qui interviennent à la fois dans le processus de construction du nuage de points et du modèle 3D afin d'en déduire une méthode non paramétrique qui optimise la vraisemblance du résultat.

## 1.6 Plan de la thèse

L'approche consiste à mettre au point une chaîne de traitements permettant une mise en cohérence entre des nuages de points laser mobiles et des modèles 3D de ville. Les différentes parties de ce manuscrit se répartissent de la manière suivante :

Le chapitre 2 est consacré à un aperçu des méthodes de recalage dans la littérature. Nous décrivons brièvement la stratégie que nous adoptons pour recalier conjointement nos données entre elles.



Le chapitre 3 montre comment nous modélisons et propageons les incertitudes sur les données.

Le chapitre 4 explique en détail le processus de recalage conjoint basé sur un cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert prenant en compte les incertitudes sur les données en entrées (défini dans le chapitre 3) pour propager les incertitudes sur le résultat final.

Le chapitre 5 présente l'évaluation de la méthode de recalage.

Le chapitre 6 présente les conclusions et perspectives liées à la méthode développée tout au long de ce manuscrit.

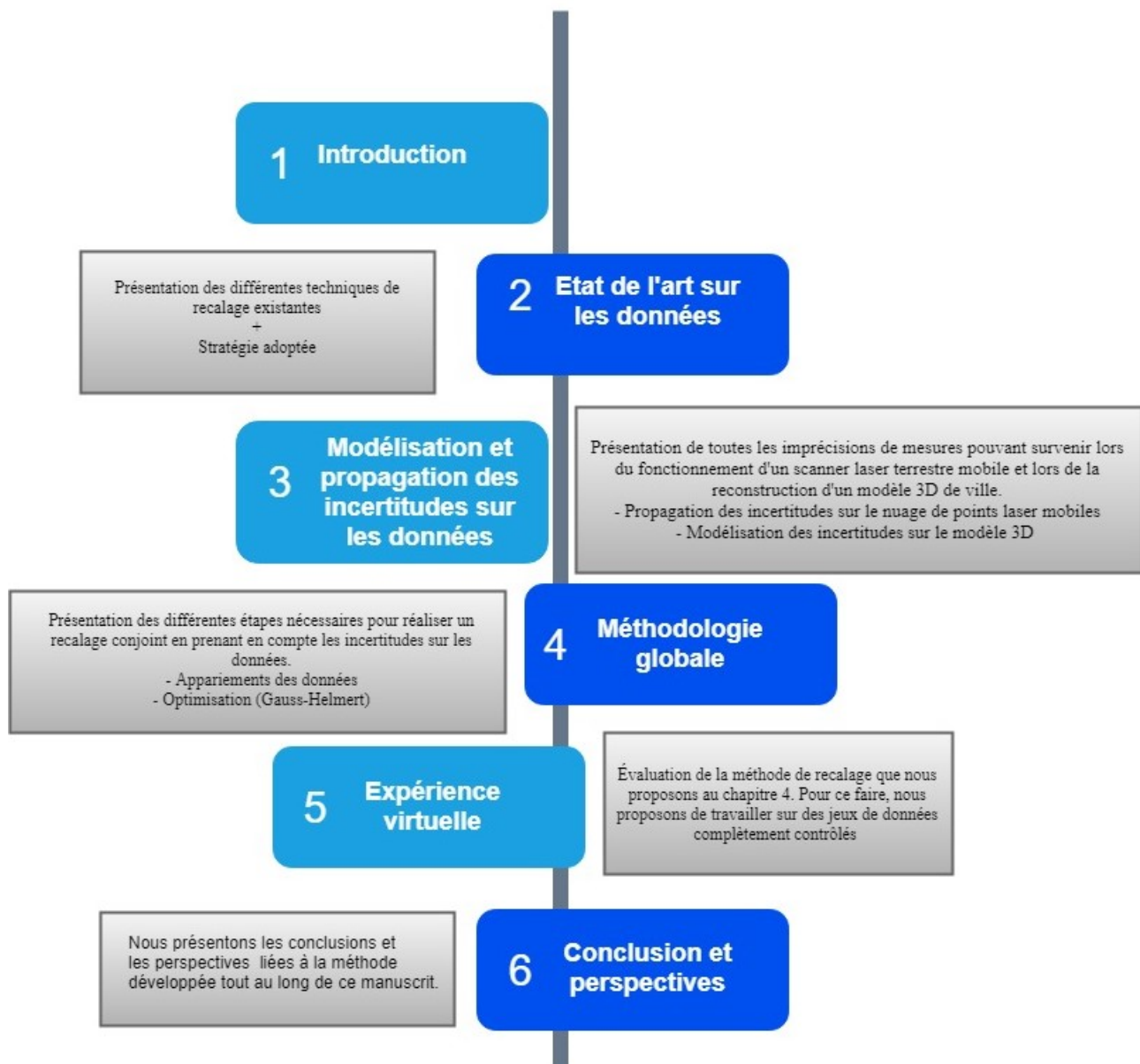


FIGURE 1.11: Plan du manuscrit



## Chapitre 2

# Etat de l'art en recalage de données



*"Un renseignement, une citation pouvaient  
coûter des journées de voyage et des heures de  
recherche.  
Clic, aujourd'hui, un centième de seconde  
pour le même résultat."*

Michel Serres

### Sommaire

---

Etat de l'art en recalage de données .....	13
2.1 Introduction .....	13
2.2 Recalage en milieu urbain.....	14
2.3 Recalage laser/modèle 3D.....	15
2.4 La méthode ICP ou "iterative closest point" .....	16
2.4.1 Appariement des données .....	17
2.4.2 Minimisation de l'erreur.....	18
2.5 Autres méthodes de recalage .....	18
2.6 Conclusion.....	20
2.7 Stratégie adoptée.....	20

---

## 2.1 Introduction

Le recalage de données est une thématique abordée depuis des années par différentes communautés scientifiques (vision par ordinateur, photogrammétrie, imagerie médicale, intelligence artificielle,...). 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 lequel le second

---

est recalé. Le but est donc de déterminer la transformation nécessaire pour rapprocher au mieux les données entre elles. Pour cela, on peut schématiser grossièrement une technique de recalage comme étant composée de deux étapes importantes.

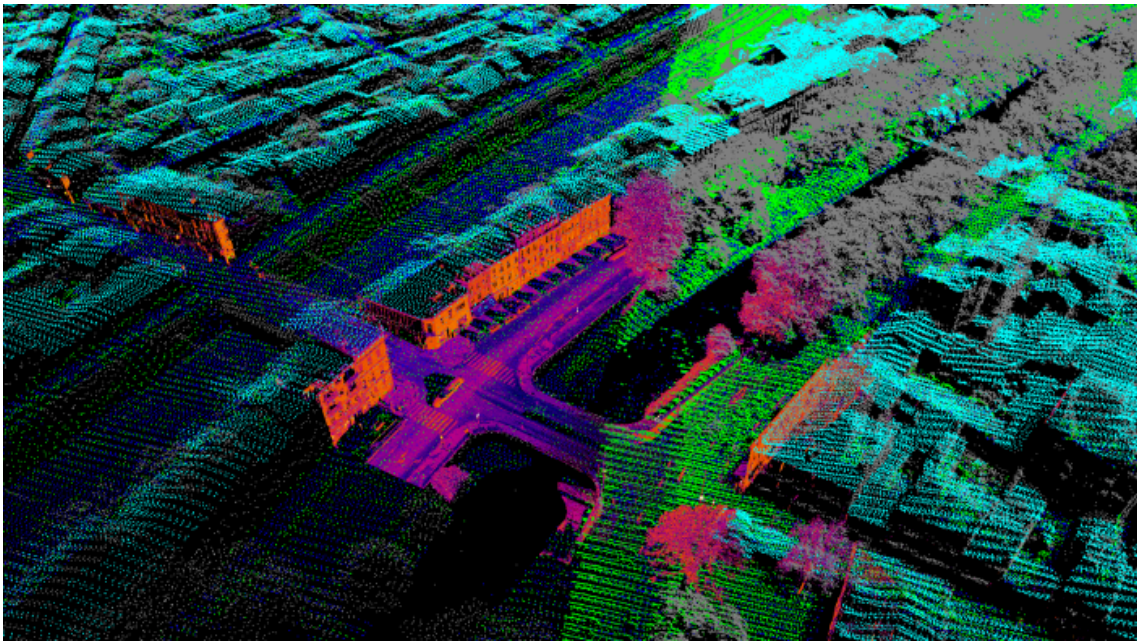
La première consiste à effectuer une comparaison entre les jeux de données afin d'extraire des points qui devraient être confondus dans chacun d'eux. La seconde utilise ces caractéristiques afin de déterminer la transformation optimale à appliquer. Ces méthodes, résumées dans [Gressin et al., 2013] fonctionnent tant de manière rigide que non rigide sur des problématiques 2D comme 3D avec des méthodes point à point ou encore point à surface. La technique utilisée est complètement dépendante des données que l'on possède au départ et des informations qu'elles sont capables de fournir. La technique de référence à l'heure actuelle et qui reste la plus utilisée [Salvi et al., 2007b] pour le recalage de données est l'ICP ou "Iterative Closest Point". Cette méthode de recalage a l'avantage d'être simple à appréhender tout en donnant de très bons résultats. Son inconvénient est de devoir disposer d'une bonne estimation de la dérive (transformation) de départ ou autrement dit de disposer d'une bonne initialisation des données [Chen and 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 recalier.

L'ICP a été introduite pour la première fois par [Besl and McKay, 1992] et procédait par la mise en correspondance d'entités entre deux ensembles initiaux de nature similaire ou différente (ie point-point, point-plan). Cette mise en correspondance était faite de manière simple par appariement des points les plus proches entre eux dans les deux jeux de données.

## 2.2 Recalage en milieu urbain

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], [Brenner et al., 2008], [Grant et al., 2012], [Han et al., 2014], [Friedman and Stamos, 2013] ou encore [Miled et al., 2016b] (Figure 2.1).

Certains auteurs utilisent des images pour recalier des nuages de points laser comme [Swart et al., 2011] et [Miled et al., 2016b] (Figure 2.2) mais très peu d'études ont été réalisées sur le recalage entre des données laser mobiles terrestres et des bases de données géographiques.



**FIGURE 2.1:** Nuage de points laser (orange/violet) et aéroporté (bleu/vert) sur la même zone (après recalage) [Vallet, 2016]



**FIGURE 2.2:** Superposition d'une image et d'un scan laser mobile de la même scène (avant recalage) [Miled et al., 2016b]

## 2.3 Recalage laser/modèle 3D

Les travaux de [Monnier, 2014] ont récemment ouvert la voie au problème de recalage entre des données laser terrestres mobiles et une base de données géographiques permettant de modéliser finement les espaces urbains denses (Figure 2.3).

Le recalage peut se réaliser de plusieurs façons. Généralement, l'un des jeux de données sert de référence sur laquelle le second est recalé. [Monnier, 2014] décrit deux méthodes distinctes de recalage non rigide basées sur une technique ICP ou "Iterative Closest Point".

La première méthode de Monnier consiste à mettre en cohérence des nuages de points laser mobile sur des bases de données géographiques en améliorant la localisation du véhicule. Ce type de méthode est également appliquée dans des domaines tels que le SLAM [Nüchter et al., 2007]. La seconde méthode permet de faire l'inverse : mettre en cohérence des bases de données

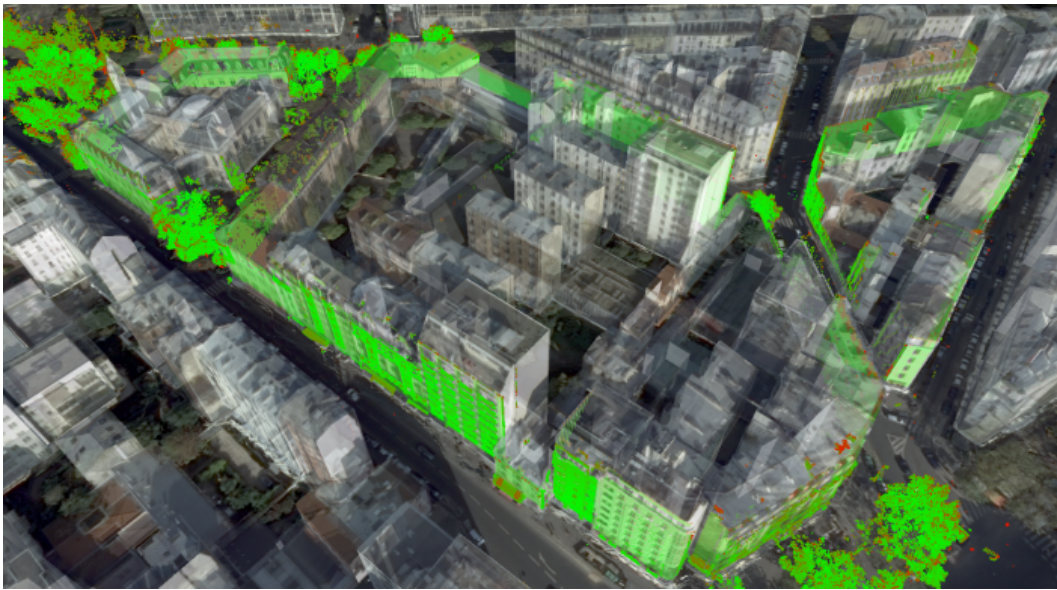


FIGURE 2.3: Les travaux de [Monnier, 2014] : recalage d'un nuage de points laser et un modèle 3D

géographiques sur des nuages de points laser en déformant les bases de données géographiques. La contribution principale des travaux de [Monnier, 2014] par rapport à l'état de l'art est l'utilisation d'une approche de type ICP qui est adaptée à nos problématiques, à savoir l'utilisation de base de données pour se recaler, ce qui a rarement été réalisé. C'est également la définition d'un modèle de dérive particulièrement bien adapté aux systèmes d'acquisition de cartographie mobile. Les autres particularités de la méthode sont :

- L'utilisation d'un descripteur géométrique local adaptatif s'inspirant de [Demantké et al., 2012] permettant : 1. une sélection des points d'intérêt nécessaires au recalage, 2. l'obtention 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 nuages de points laser mobiles. Cette compatibilité permet une plus grande robustesse dans l'appariement comme démontré par [Gelfand et al., 2003]. 2. une étape d'appariement accélérée par lancer de rayons.
- L'utilisation d'une structure de type KdTree sur les BD afin d'accélérer les requêtes spatiales lors de l'étape d'appariement [Gelfand et al., 2003] et [Zhang, 1994].

## 2.4 La méthode ICP ou "iterative closest point"

Un état de l'art sur l'ICP et ses variantes peut être trouvé dans l'article de [Gelfand et al., 2003]. L'idée directrice de cette approche est de décomposer le problème de recalage en deux sous-problèmes :

- **Appariement des données** : elle consiste à créer des paires entre les données des deux ensembles. Chacun des éléments du premier ensemble est associé à l'élément qui lui correspond dans le deuxième ensemble. Cet appariement étant généralement inconnu, on associe chaque élément à l'élément qui lui est le plus proche dans l'autre ensemble. Il est donc nécessaire de définir une métrique permettant de mesurer la distance entre les éléments des deux ensembles. La notion souvent utilisée est la distance euclidienne. Néanmoins,

d'autres métriques peuvent être mises en place de façon à améliorer l'appariement des données et ainsi limiter les faux appariements [Gelfand et al., 2003].

- **Minimisation de l'erreur** : une fois les appariements réalisés, la deuxième étape consiste à minimiser la distance entre les éléments associés. Il est donc nécessaire de définir à la fois une métrique (qui n'est pas nécessairement la même que celle utilisée pour l'appariement des données) et un ensemble d'observations à ré-estimer de sorte à minimiser cette métrique.

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].

L'appariement des données peut être amélioré par l'utilisation d'arbres de décision [Segal et al., 2009], [Eggert and Dalyot, 2012], [Nüchter et al., 2007] voire même par l'utilisation d'un lancer de rayons [Hahnel et al., 2003] habituellement utilisé pour le rendu visuel.

Toutes ces améliorations permettent la mise en place de techniques de recalage rapide (Fast ICP) [Yan and Bowyer, 2007].

### 2.4.1 Appariement des données

L'appariement de données géographiques est un outil pour recalibrer des données géographiques dans le but d'améliorer la qualité géométrique des données.

[Monnier, 2014] détaille les étapes pour appairer les données laser/modèle 3D :

1. sélectionner les différentes primitives ;
2. créer les appariements entre les différentes primitives sélectionnées ;
3. valider ou invalider un appariement pour s'assurer d'utiliser une majorité de bons appariements.

#### 1. Sélectionner les différentes primitives

L'une des étapes importantes d'une méthode de recalage est celle qui permet de déterminer des entités homologues dans les jeux de données à recalibrer.

Les modèles Bati3D sont constitués de primitives géométriques triangulaires représentant des entités réelles (sols, façades et toits de bâtiment). Ces entités sont 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 MTLs étant constitués de points laser, il n'est pas possible d'obtenir des informations sur les entités représentées sans une étape de détection à posteriori. Les entités représentées dans les nuages de points laser mobiles sont les façades de bâtiments, le sol et tous les autres objets constitutifs de l'environnement. Recalibrer ces données nécessite de déterminer l'intersection entre les entités représentées par la BD et celles détectables dans les nuages de points laser. En général (cas simple), les seules entités utilisables sont les façades. La détection de cette entité réelle sera effectuée en utilisant un descripteur géométrique local adaptatif développé par [Demantké et al., 2012]. Seul l'ensemble des points laser retenus par cet algorithme sera utilisé pour l'appariement.

### 2. Créer les appariements

Lorsque les points d'intérêts ont été sélectionnés dans chacun des jeux de données, des paires homologues peuvent être créées par lancer de rayons (RayTracing) [Monnier, 2014].

Cette méthode est très utilisée par des techniques de rendu visuel depuis des années. 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 and Dalyot, 2012] qui permettent, éventuellement, le passage à l'échelle lors de l'utilisation de grandes quantités de données.

### 3. Valider ou invalider un appariement

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".

#### 2.4.2 Minimisation de l'erreur

Cette étape permet de déterminer la transformation 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 [Huang et al., 2006], [Nüchter 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 méthodes de Gauss-Newton).

## 2.5 Autres méthodes de recalage

Toutefois, d'autres méthodes que l'ICP existent pour recaler des données entre elles. On peut citer [Huang et al., 2006] qui utilisent des approximations quadratiques locales, [Ripperda and Brenner, 2005] qui utilisent des techniques basées sur l'étude des distributions des normales nommées NDT pour "Normal Distribution Transform", [Tsin and Kanade, 2004] qui effectuent leur recalage en utilisant des noyaux de corrélation, [Chen et al., 1999] qui utilisent "RAN-SAC" (Random Sample Consensus), [Jian and Vemuri, 2005] qui intègrent des mélanges de gaussiennes, [Wolfson and Rigoutsos, 1997] qui utilisent une méthode de recalage basée sur du hachage géométrique ou encore [Tarel and Boujemaa, 1995] qui utilisent une méthode floue de recalage

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., 1987], les quaternions unitaires [Horn, 1987], [Benjema and Schmitt, 1999] 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] préfèrent la transformée de Fourier pour déterminer la transformation dans un nouvel espace de recherche [Bülow and Birk, 2011]. Plus récemment, [Amável 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] ont choisi des approximations quadratiques locales et [Tsin and 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 effectués 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 Consensus (RANSAC) [Chen et al., 1999]. Les approches probabilistes [Censi, 2006] ont été beaucoup utilisées comme dans les travaux de [Anguelov et al., 2005], [Stoyanov and Lilienthal, 2009] et [Mateo et al., 2014] qui ont développé une approche basée sur un algorithme Expectation Maximisation (EM) ainsi que [Granger and Pennec, 2002] qui couplent l'EM à une approche itérative locale de type ICP introduit par [Besl and McKay, 1992] et [Chen and 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 probabilités. Des algorithmes basés sur des mélanges de gaussiennes ont également été étudiés [Jian and Vemuri, 2005] aussi bien dans les cas rigides que non rigides avec l'algorithme Coherent Point Drift (CPD) [Myronenko and Song, 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 and Rigoutsos, 1997]. [Hecker and 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 and Szeliski, 2004] utilisent les graph cuts (technique d'optimisation) pour recaler des nuages de points laser. [Tarel and Boujemaa, 1995] développent, eux, une méthode floue de recalage en combinant le hachage géométrique et un procédé itératif.

D'autres méthodes existent comme l'approche de [Aiger et al., 2008a] appelée 4 points congruents (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 and Rangarajan, 2000], [Chui, 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-résolutions [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].

[Li and 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 constater, une multitude de méthodes existe pour recalibrer des données entre elles. Chacune d'elles possède ses avantages et ses inconvénients mais il est difficile de déterminer si une méthode est meilleure que l'autre [Rodrigues et al., 2002] car tout dépend du but recherché.

## 2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un aperçu des différentes techniques de recalage existantes. 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. appariement des données ;
3. la résolution du système en fonction d'un modèle de dérive adapté.

La majorité des algorithmes de recalage dans l'état de l'art est basée sur ce schéma de résolution. Mettre au point un algorithme de recalage conjoint efficace dépend du type de données et du type d'incertitude qu'elles contiennent. Pour résumer, les algorithmes existants peuvent être vus comme un agencement de briques élémentaires nécessaires à la constitution d'une chaîne de traitement. Une technique de recalage efficace passe par un ensemble de choix théoriques compatibles avec les données (laser 3D et modèle 3D).

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.

## 2.7 Stratégie adoptée

Notre approche scientifique générale s'articule autour de deux axes principaux :

- **La modélisation (Chapitres 3 et 4)** : un problème bien posé permet d'aboutir à des résultats concrets.

Les mathématiques nous servent à transcrire des problèmes de nature quantitative : c'est l'étape de modélisation. Une fois cette transcription faite, des outils (ou travaux) sont disponibles pour résoudre ces problèmes, partiellement ou complètement. Par exemple, dans notre cas, un problème de minimisation (mettre en cohérence les données) se traduira par la minimisation d'une certaine fonction, sous certaines contraintes. Réaliser une modélisation signifie avant tout chercher à comprendre ce qui se passe. Modéliser un processus, c'est le décrire de manière scientifique. On se pose la question "Que se passe-t-il si nous changeons tel ou tel paramètre ? ". Cette étape nous permet de modéliser précisément le problème. La solution optimale obtenue est évidemment plus efficace ; elle est aussi plus fiable, parce qu'on connaît l'influence respective des différentes observations, et qu'on sait lesquelles ont une "importance critique" et lesquelles sont secondaires.

- **La simulation (Chapitre 5)** : une fois la modélisation effectuée, on peut réaliser des simulations : ce sont des "expériences virtuelles", en général effectuées sur ordinateur, où l'on fait varier divers paramètres pour en mesurer l'influence. On peut ainsi tester différentes configurations. Pour ce faire, nous utiliserons des données parfaitement contrôlées pour réaliser les simulations. On a le contrôle complet de la situation, ce qui est satisfaisant.

Un problème issu d'une situation réelle, concrète, n'est jamais simple. Il y a toujours quantité d'observations à prendre en compte, y compris évidemment les aspects instrumentaux, humains...

L'algorithme de recalage réalisé gère les incertitudes qui font partie des situations réelles. Notre approche est donc la suivante : pour nous, les incertitudes faisant partie de la réalité ; elles sont incontournables. Nous réalisons alors des modèles qui prennent en compte ces incertitudes. Il est préférable d'avoir des résultats grossiers avec des incertitudes que des résultats fins sans incertitudes (nous donnons une solution, et nous indiquons en quoi cette solution dépend des incertitudes sur les données : c'est essentiel, si l'on veut plus tard améliorer la précision). Les sources d'incertitudes pour les utilisateurs de données cartographiques sont des éléments très importants. La fiabilité des données constitue un enjeu majeur. Bien que le producteur puisse donner des éléments statistiques sur la confiance des données ou des plages d'erreurs, il est beaucoup plus satisfaisant de modéliser et de propager toutes les incertitudes liées à la production des données afin de donner à l'utilisateur une estimation fiable de l'incertitude sur chaque information. Le fait de prendre en compte les incertitudes utilisant une chaîne de traitement de recalage permet d'obtenir des produits comportant eux-mêmes leurs propres incertitudes.

Notre problème est le suivant : mettre en cohérence un nuage de points laser (en l'occurrence provenant d'un scan de cartographie mobile ) et un modèle 3D de ville.

Comment faire ? Notre première démarche est de nous poser la question : pourquoi nos données ne se superposent-elles pas ? Comme expliqué précédemment, toute mesure est systématiquement accompagnée de son incertitude. Une observation (ou mesure) parfaite n'existe pas. Dans le chapitre 3, nous présentons les sources d'incertitudes sur les données en explicitant les observations qui ont une importance critique et secondaire. Une fois les sources d'incertitudes identifiées, nous modélisons et propageons les incertitudes sur les données. La source principale d'incertitude dans le nuage de points laser est la trajectoire du véhicule de cartographie mobile. Dans le modèle 3D, les sources d'incertitudes "critiques" sont : le problème global de

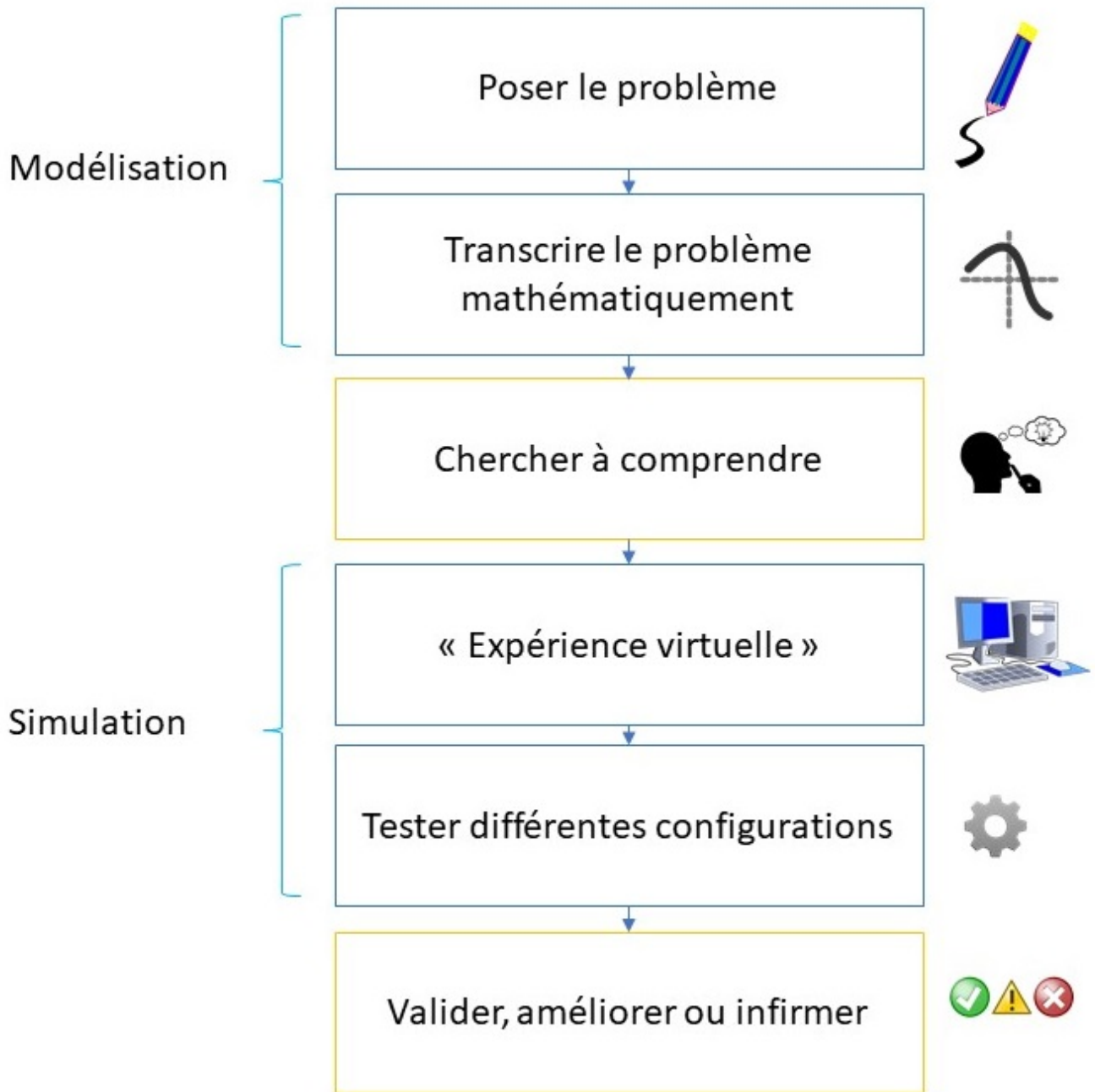


FIGURE 2.4: Notre approche scientifique

géo-référencement, l'écart entre la limite de gouttière et le plan de façade et l'absence de relief sur les façades. Ensuite, on transcrit le problème mathématiquement dans le chapitre 4. Nous chercherons à aligner un scan de cartographie mobile avec un modèle 3D en ré-estimant la trajectoire du véhicule et la géométrie du modèle 3D de façon à minimiser l'écart entre le nuage de points et le modèle 3D. Nos travaux s'inscrivent dans la continuité des travaux de [Monnier, 2014] qui se basent sur un modèle de déformation du nuage propre à l'acquisition.

Cette thèse reprend ces travaux en y intégrant plusieurs innovations importantes :

- la gestion des incertitudes à tous les niveaux de la chaîne d'acquisition ;
- la modélisation de ces incertitudes sur le modèle 3D.

Un modèle de déformation pour ceux-ci est donc proposé, l'algorithme de recalage cherche à ajuster simultanément la trajectoire du véhicule et la géométrie du modèle.

Nous prendrons donc en compte les incertitudes des données afin d'éviter les choix heuristiques de paramétrages dont souffraient les travaux de [Monnier, 2014].

On divise le problème mathématique en deux parties : une étape d'appariements et une étape d'optimisation sous contraintes. Pour ce faire, l'étape d'optimisation nécessite d'inclure les incertitudes sur les données en entrée mais également de pouvoir les propager en sortie.

Pour ce faire, nous utilisons une méthode générique découlant d'un cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert qui consiste en la résolution d'un système d'équations (ensemble de contraintes liant les observations).

Dans le chapitre 5, on réalise des "expériences virtuelles", en testant différentes configurations (données mobiles avec localisation précise VS Modèle 3D avec localisation peu précise, données mobiles avec localisation peu précise VS Modèle 3D avec localisation très précise, données mobiles et modèles 3D avec localisations peu précises... ) en vérifiant que les incertitudes fournies en sortie sont bonnes. Une conclusion et différentes pistes d'améliorations sont proposées dans le dernier chapitre.



## Chapitre 3

# Modélisation et propagation des incertitudes sur les données

*" On aime l'incertitude parce qu'elle  
laisse entrouverte la porte de l'espérance. "*

Anne Barratin

### Sommaire

<b>3.1</b>	<b>Introduction .....</b>	<b>25</b>
3.1.1	Mesures et incertitudes .....	26
<b>3.2</b>	<b>Propagation des incertitudes sur le nuage de points laser terrestre mobile .....</b>	<b>28</b>
3.2.1	Fonctionnement d'un laser scanner mobile terrestre.....	29
3.2.2	Formule de géoréférencement direct.....	31
3.2.3	Sources d'incertitudes sur les données mobiles terrestres.....	33
3.2.4	Méthode de propagation des incertitudes .....	37
3.2.5	Ellipsoïdes d'incertitudes .....	38
<b>3.3</b>	<b>Modélisation des incertitudes des modèles 3D.....</b>	<b>41</b>
3.3.1	Sources d'incertitudes du modèle Bati3D de ville .....	41
3.3.2	Modèle d'incertitudes du modèle 3D de ville .....	42
<b>3.4</b>	<b>Modèle de données Bati3D : Blocs de bâtiments, façades et bandes</b>	<b>43</b>
3.4.1	Les blocs de bâtiments.....	43
3.4.2	Les bandes.....	44
<b>3.5</b>	<b>Conclusion.....</b>	<b>45</b>

## 3.1 Introduction

« *Il n'y a de science que du mesurable* » écrivait le célèbre physicien Lord Kelvin<sup>1</sup>.

Mesurer est une activité fondamentale dans le milieu de la recherche scientifique. Toute validation "théorique" d'un phénomène physique passe par la mesure de ses effets. Il en est d'ailleurs de même dans de nombreux domaines. Il est nécessaire, si l'on souhaite avoir une démarche scientifique, de prendre en compte l'incertitude du résultat d'une mesure.

---

1. <http://prepas.org/ups.php?document=39>

Mesurer une grandeur n'est donc pas simplement rechercher la valeur d'une grandeur physique mais aussi lui associer une incertitude afin de pouvoir garantir la qualité (fidélité) de la mesure. Dans les sciences expérimentales, les incertitudes occupent une place importante et sont une étape incontournable. Nous présenterons dans une première partie quelques définitions et notions fondamentales dans le domaine de la métrologie. "La métrologie est la science de la mesure"<sup>2</sup>. Elle définit les principes et les méthodes permettant de garantir et maintenir la confiance envers les mesures résultant des processus de mesure". Ce domaine constitue le socle minimum pour tout chercheur s'intéressant à l'incertitude de mesure. Le lecteur peut se référer aussi au "Guide to the expression of uncertainty in measurement" (GUM). Dans une seconde partie, nous montrerons comment modéliser et propager les incertitudes sur nos données.

### 3.1.1 Mesures et incertitudes

#### 3.1.1.1 Quelques définitions

Le ministère de l'Éducation offre les définitions des mots suivants :

- **Mesure**<sup>3</sup> (ou **mesurage**) : ensemble des opérations permettant de déterminer expérimentalement une ou plusieurs valeurs que l'on peut raisonnablement attribuer à une grandeur. Le résultat d'une mesure sera en général donné sous la forme d'un intervalle "des valeurs probables" de l'observation<sup>4</sup>  $l = l \pm \Delta l$  associé à un niveau de confiance. Une part importante de notre travail réside dans l'estimation de  $\Delta l$  dit intervalle de confiance associé à un niveau de confiance donné.
- **Mesurande** (que nous appellerons ici "**observation**") : la grandeur que l'on veut mesurer.
- **Valeur vraie** : la valeur vraie de "l'observation"  $l_{vrai}$  est la valeur que l'on obtiendrait si la mesure était parfaite. Une mesure n'étant jamais parfaite, cette valeur est toujours inconnue. Il y a toujours une erreur de mesure.
- **L'erreur de mesure** : est la différence entre la valeur mesurée d'une grandeur et une valeur de référence  $\varepsilon_i = l - l_{vrai}$ .

J'aimerais également introduire le terme "paramètre" que je vais utiliser dans ce manuscrit :

- **Paramètre** : valeur qu'on ne peut pas mesurer directement mais qui est calculée à partir d'autres mesures. Prenons un exemple simple, les coordonnées cartésiennes d'un point  $(X, Y, Z)$  peuvent être calculées à l'aide de coordonnées sphériques  $(r, \theta, \varphi)$ .  $(X, Y, Z)$  sont des paramètres et  $(r, \theta, \varphi)$  sont des mesures (ou observations) .

$$\begin{array}{c} \text{Paramètres} \\ \left[ \begin{array}{c} X \\ Y \\ Z \end{array} \right] \\ \text{Observations} \\ = \left[ \begin{array}{cc} r \cos(\theta(t)) & \sin(\varphi(t)) \\ r \sin(\theta(t)) & \sin(\varphi(t)) \\ & r \cos(\varphi(t)) \end{array} \right] \end{array}$$

- **Incertainité type composée** : lorsque les sources de variabilité de la mesure sont multiples, on estime l'incertainité type pour chacune d'entre elles et on fait un bilan global

2. Définition de la métrologie de Wikipédia

3. Attention, le mot « mesure » a, dans le langage courant, plusieurs significations.

4. Ou mesurande





pour construire une incertitude-type composée, qui peut mélanger des évaluations de type A<sup>5</sup> et de type B<sup>6</sup>.

Nous avons pris le temps de définir quelques mots importants que nous utiliserons dans ce manuscrit. Passons maintenant aux notions.

### 3.1.1.2 Notions

#### Notion d'erreurs aléatoires

Lorsqu'on effectue N mesures (quand les conditions de répétabilité<sup>7</sup> sont respectées), le meilleur estimateur de la valeur de l'observation est la valeur moyenne  $\bar{l}$  des N mesures. Mais une mesure  $l_i$  parmi les N est en général différente de la valeur moyenne  $\bar{l}$ . La différence  $\varepsilon_i = l_i - \bar{l}$  est appelée erreur aléatoire.

Notons également que lors de chaque mesure, l'erreur aléatoire peut prendre n'importe quelle valeur entre  $(l_{min} - \bar{l})$  et  $(l_{max} - \bar{l})$ . Nous ne pouvons faire qu'un nombre fini de mesures pour déterminer "une estimation" de l'erreur aléatoire.

#### Notion d'erreurs systématiques

Par définition, l'erreur systématique est  $\varepsilon_i = \bar{l} - l_{vrai}$ .  $\bar{l}$  est la moyenne qui résulterait d'un nombre infini de mesures (dans les conditions de répétabilité). Nous ne pouvons faire qu'un nombre fini de mesures pour déterminer "une estimation" de l'erreur systématique.

En résumé, lors d'une mesure, l'erreur aléatoire peut prendre, au hasard, n'importe quelle valeur sur un certain intervalle. En revanche, l'erreur systématique prend la même valeur (inconnue) lors de chaque mesure.

#### Notion d'incertitude de mesure

- L'incertitude de mesure  $\Delta l$  est un paramètre, associé au résultat de la mesure, qui caractérise la dispersion des valeurs qui pourraient raisonnablement être attribuées à l'observation.
- Le résultat d'une mesure est donné sous la forme d'un intervalle des valeurs probables de l'observation  $l = l \pm \Delta l$  associé à un niveau de confiance.
- L'évaluation des incertitudes par des méthodes statistiques est dite de type A. Quand la détermination statistique n'est pas possible, on dit que l'évaluation est de type B.
- On appelle incertitude-type une incertitude de mesure exprimée sous la forme d'un écart-type.

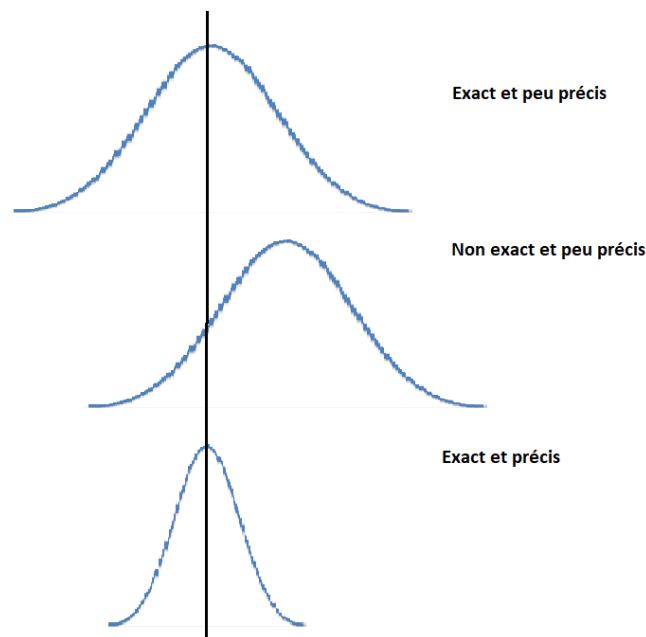
#### Notion de fidélité et justesse

- **La fidélité (ou précision)** d'un instrument de mesure est son aptitude à donner des indications très voisines dans les conditions de répétabilité.
- **La justesse (ou exactitude)** d'un instrument de mesure est son aptitude à donner des indications exemptes d'erreur systématique.

5. Lorsque les incertitudes sont évaluées par des méthodes statistiques, l'évaluation est dite de type A.

6. Quand la détermination statistique n'est pas possible, on dit que l'évaluation est de type B.

7. Lorsque la même personne ou le même programme effectuent N mesures exactement dans les mêmes conditions



**FIGURE 3.1:** Notion d'exactitude et de précision

\*\*\* Ce qu'il faut retenir \*\*\*

L'incertitude définit l'intervalle dans lequel la valeur vraie se situe et avec quelle probabilité. Cette incertitude, affectée au résultat de mesure, caractérise la fidélité du résultat produit : plus l'incertitude associée au résultat sera faible, meilleur sera le résultat.

Au sein de ce chapitre, nous montrerons comment nous modélisons et propageons les incertitudes sur nos données. La modélisation des incertitudes sur les données est une étape importante du recalage. En effet, elle permet de combiner l'information de localisation de chaque jeu de données à recaler de façon optimale et de fournir des incertitudes sur le produit final.

### 3.2 Propagation des incertitudes sur le nuage de points laser terrestre mobile

Nous discutons, au sein de cette section, de toutes les imprécisions de mesures pouvant survenir lors du fonctionnement d'un MTL<sup>8</sup> et perturber les données laser produites. Elles sont dues notamment aux facteurs divers influençant la qualité de balayage laser et à la calibration de l'ensemble du système. Il arrive aussi souvent que le système de positionnement ne parvienne pas à acquérir une localisation suffisante pour collecter des données précises au niveau du canyon urbain. En particulier, les masques fréquents empêchent la bonne réception des signaux. Ces perturbations entraînent une erreur absolue sur l'estimation de la trajectoire du véhicule qui n'est que partiellement compensée par les informations de la centrale inertielle. De ce fait, un décalage (une dérive) entre la trajectoire fournie par le système de positionnement et la trajectoire idéale est observé.

8. Mobile Terrestrial LiDAR Scanning : voir Figure 3.3

## 3.2. Propagation des incertitudes sur le nuage de points laser terrestre mobile

Dans cette section, nous nous servirons de la formule de géoréférencement<sup>9</sup> direct<sup>10</sup> pour lister l'ensemble des incertitudes et les propager sur le nuage de points laser à l'aide de la technique de propagation des incertitudes.

### 3.2.1 Fonctionnement d'un laser scanner mobile terrestre

Pour analyser les sources d'incertitudes dans le nuage de points laser mobile, il est nécessaire de comprendre le fonctionnement d'un laser scanner mobile terrestre (général). Soulignons également que les scanners mobiles aériens (Airborne LiDAR System) sont basés sur le même principe.

Afin de générer un nuage de points, dans un repère Monde, à partir de données brutes<sup>11</sup> enregistrées par les capteurs, trois changements successifs de repère sont nécessaires :

- Le repère scanner laser terrestre : repère capteur (repère local).
- Le repère de la centrale inertielle : repère local représenté par les axes du système de navigation inertielle. L'origine de ce système est située au centre de l'INS. Les angles de rotation associés sont nommés : roulis (roll), tangage (pitch), lacet (yaw).
- Le repère Monde : ce référentiel est employé pour exprimer les coordonnées des points d'un nuage laser dans un repère absolu<sup>12</sup>. L'avantage du repère absolu, c'est qu'il permet de définir un référentiel commun pour travailler "ensemble".

Le schéma de la figure 3.2 illustre l'idée générale d'un géoréférencement direct, le but étant de passer d'un repère local vers un repère absolu (référentiel commun).

---

9. Le géoréférencement, attribution d'une géoréférence à un objet, est l'opération qui consiste à passer d'une localisation relative des entités géographiques à leur localisation absolue dans un système de coordonnées géographiques reconnu. (D'après le glossaire SIG : [www.emse.fr](http://www.emse.fr))

10. Le géoréférencement en général, soit direct ou indirect. Pour plus d'informations voir les principes fondamentaux de la lasergrammétrie terrestre : acquisition, traitement des données et applications de T. LANDES et al. 2011

11. Toutes les observations enregistrées lors de l'acquisition sont regroupées dans le tableau 3.1

12. Pour information, nos coordonnées sont exprimés en Lambert-93

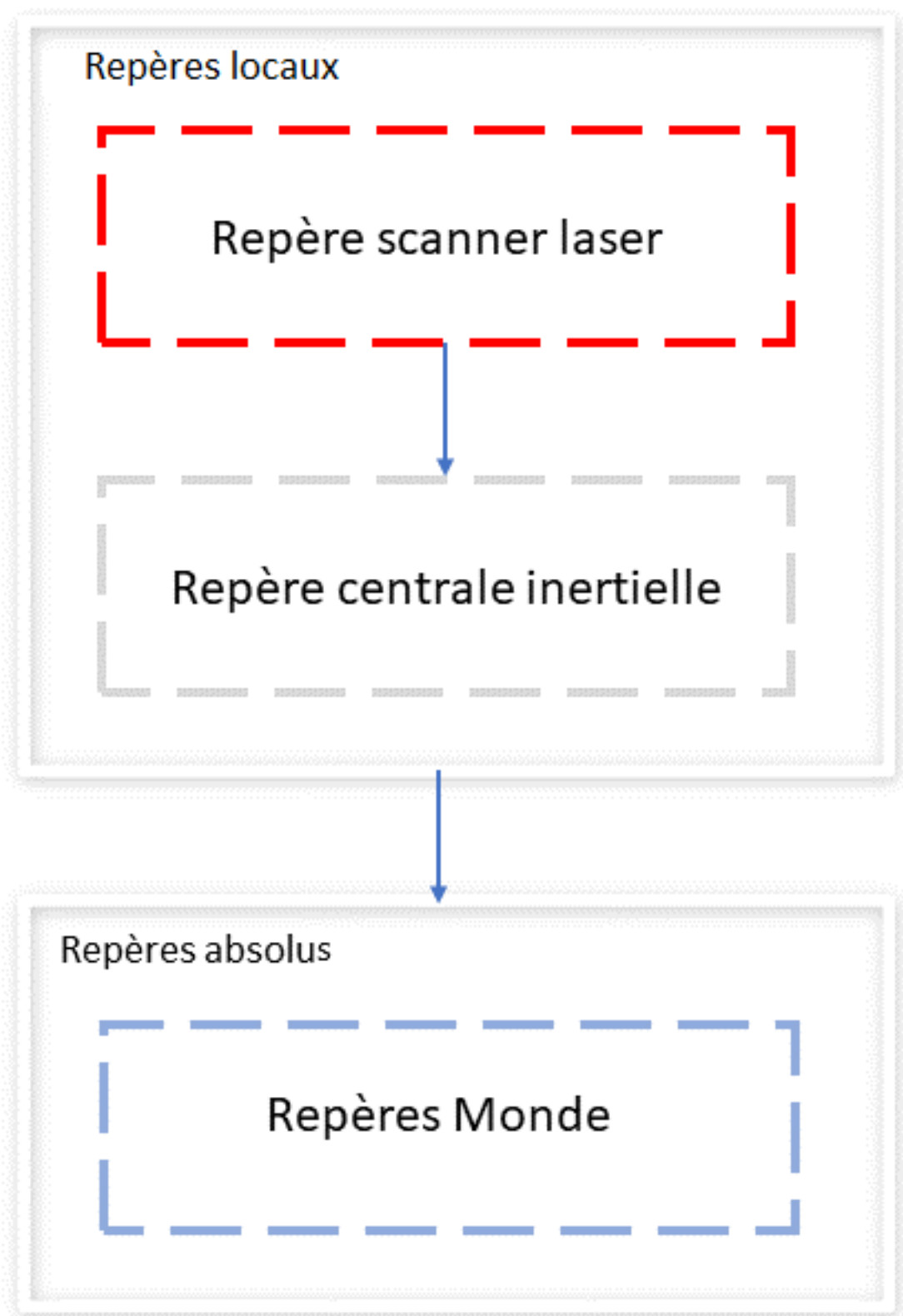


FIGURE 3.2: Repères locaux (scanner laser et centrale inertielle) et absolu (Monde).

[Poreba, 2014] rappelle dans ses travaux les conditions nécessaires à un véhicule de cartographie mobile (disponible dans le cadre ci-dessous).

### 3.2. Propagation des incertitudes sur le nuage de points laser terrestre mobile

Tout système est capable de fournir des données correctes, pour autant que les conditions suivantes soient remplies :

1. Les capteurs entre eux-mêmes doivent être précisément synchronisés.
2. Le système est tenu d'être rigide, c'est-à-dire qu'il n'existe aucun déplacement relatif entre les composants au cours de l'acquisition.
3. La position et l'attitude de la plate-forme doivent être déterminées avec une précision suffisante.
4. Les excentricités linéaires et angulaires, à savoir les translations et les rotations entre les capteurs de perception et l'IMU (Inertial Measurement Unit), doivent être connues.

#### 3.2.2 Formule de géoréférencement direct

Les coordonnées cartésiennes (X, Y, Z) d'un point 3D dans le repère Monde ne sont pas mesurées directement mais calculé à partir de 18 autres grandeurs d'entrées qui interviennent dans le processus de mesure. Chaque valeur d'entrée est alors entachée d'une incertitude-type  $\sigma$ .

Dans la littérature, le calcul des coordonnées d'un point laser à partir d'un MTL ("Mobile Terrestrial Laser Scanning") est bien documenté [Ellum and El-Sheimy, 1994]. Comme le montre la figure (Figure 3.3), les coordonnées des points  $P_i$  dans le repère monde (repère absolu) peuvent être calculées en combinant les informations des mesures LiDAR, INS et de calibration.

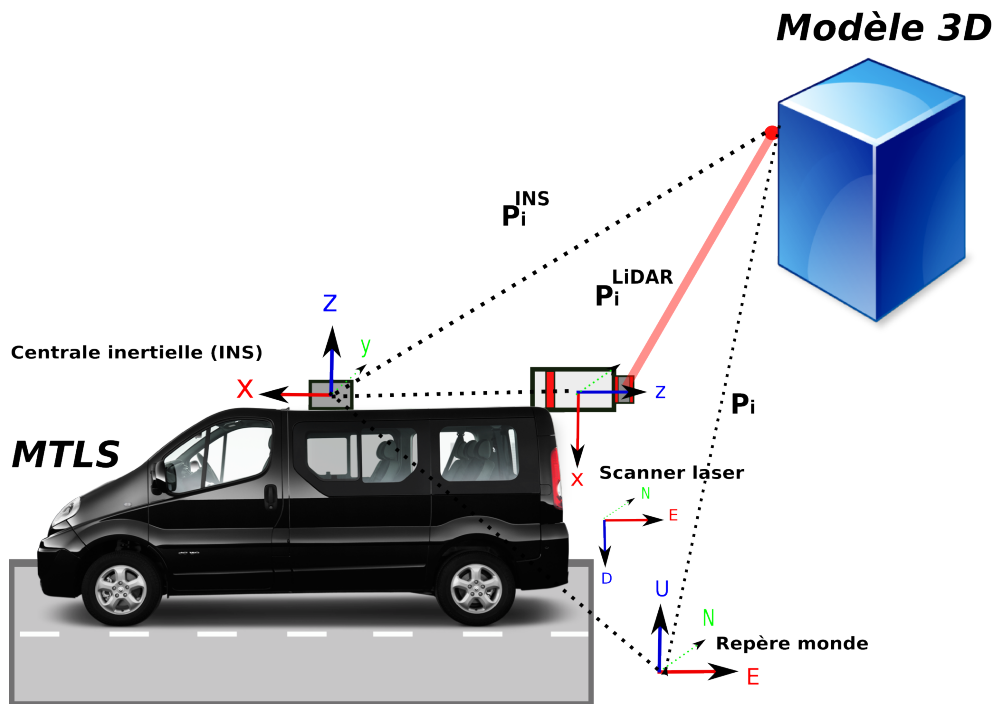


FIGURE 3.3: Formule de géoréférencement direct

La formule de géoférencement d'un point Lidar est donnée par l'équation :

$$P_i(t) = R(\theta_z(t), \theta_y(t), \theta_x(t)) P_i^{\text{INS}}(t) + T(t) \quad (1)$$

où :

- $\mathbf{P}_i(t)$  représente les coordonnées 3D d'un point observé dans le repère monde à l'instant  $t$ .
- $\mathbf{T}(t)$  est la position du véhicule (ou INS) dans le repère monde au temps  $t$ .
- $\mathbf{R}(\theta_z(t), \theta_y(t), \theta_x(t))$  est la rotation entre le repère véhicule (centré sur le centre de système de géoréférencement) et monde au temps  $t$ .  $\theta_x$ ,  $\theta_y$  et  $\theta_z$  sont les angles roll, pitch and yaw fournis par la centrale inertielle au temps  $t$ .
- $\mathbf{P}_i^{\text{INS}}(t)$  est la position du point dans le repère INS au temps  $t$ .

$$\mathbf{P}_i^{\text{INS}}(t) = \mathbf{R}_c(\Omega, \phi, \kappa) \mathbf{P}_i^{\text{LiDAR}}(t) + \mathbf{T}_{\text{LiDAR}}^{\text{INS}}$$

- $\mathbf{R}_c(\Omega, \phi, \kappa)$  est la rotation constante dans le temps entre le repère capteur LiDAR et INS.  $\kappa$ ,  $\phi$  et  $\Omega$  sont les angles de calibration.
- $\mathbf{T}_{\text{LiDAR}}^{\text{INS}}$  est le vecteur de l'origine du repère INS vers l'origine du repère LiDAR.
- $\mathbf{P}_i^{\text{LiDAR}}(t)$  est le point dans le repère capteur LiDAR au temps  $t$  :

$$\mathbf{P}_i^{\text{LiDAR}}(t) = \underbrace{\begin{bmatrix} X_0^{\text{LiDAR}}(t) \\ Y_0^{\text{LiDAR}}(t) \\ Z_0^{\text{LiDAR}}(t) \end{bmatrix}}_{\mathbf{P}_0^{\text{LiDAR}}(t)} + r(t) \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\theta(t)) \sin(\varphi(t)) \\ \sin(\theta(t)) \sin(\varphi(t)) \\ \cos(\varphi(t)) \end{bmatrix}}_{\mathbf{u}_{\text{Laser}}(t)}$$

- $\mathbf{P}_0^{\text{LiDAR}}(t)$  : représente le centre du miroir laser au temps  $t$ .
- $\mathbf{u}_{\text{Laser}}(t)$  : est le vecteur unitaire directeur du rayon laser au temps  $t$ .
- $r(t)$  : est la longueur du rayon laser au temps  $t$ .
- $\theta(t)$ ,  $\varphi(t)$  : représentent les angles horizontaux et verticaux mesurés par le LiDAR dans le repère du scanner laser au temps  $t$ .

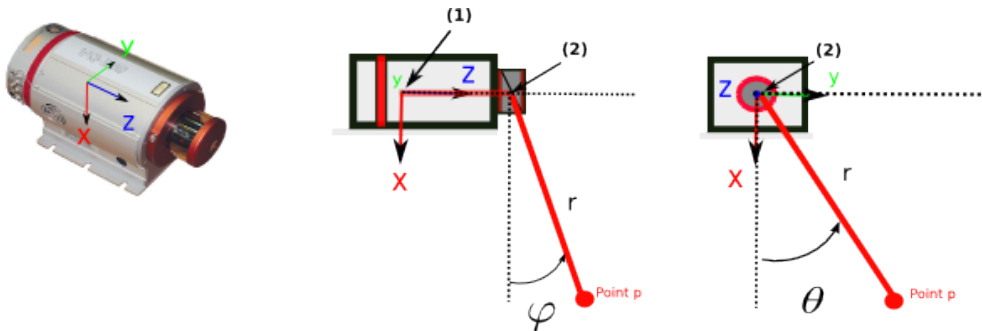


FIGURE 3.4: Miroir du scanner laser - (1) Centre du repère scanner laser - (2) Centre du miroir du scanner laser

L'équation (1) peut s'écrire sous la forme :

$$\begin{bmatrix} X_i(t) \\ Y_i(t) \\ Z_i(t) \end{bmatrix} = \mathbf{R}(\theta_z(t), \theta_y(t), \theta_x(t)) \cdot \left[ \mathbf{R}_c(\Omega, \varphi, \kappa) \cdot \left[ \begin{bmatrix} X_0^{\text{LiDAR}}(t) \\ Y_0^{\text{LiDAR}}(t) \\ Z_0^{\text{LiDAR}}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} r(t) \cos(\theta(t)) \sin(\varphi(t)) \\ r(t) \sin(\theta(t)) \sin(\varphi(t)) \\ r(t) \cos(\phi(t)) \end{bmatrix} \right] + \begin{bmatrix} \mathbf{T}_{\text{LiDAR}_x}^{\text{INS}} \\ \mathbf{T}_{\text{LiDAR}_y}^{\text{INS}} \\ \mathbf{T}_{\text{LiDAR}_z}^{\text{INS}} \end{bmatrix} \right] + \begin{bmatrix} \mathbf{T}_x(t) \\ \mathbf{T}_y(t) \\ \mathbf{T}_z(t) \end{bmatrix}$$

#### 3.2.3 Sources d'incertitudes sur les données mobiles terrestres

L'équation précédente montre que les coordonnées d'un point  $\mathbf{P}_i$  dans le repère Monde dépend de 18 observations (i.e de 18 incertitudes) :

- $\mathbf{T}_x$ ,  $\mathbf{T}_y$  et  $\mathbf{T}_z$  sont respectivement les positions x, y et z de l'INS dans le repère Monde. C'est-à-dire la position du véhicule à l'instant t.
- $\theta_x$ ,  $\theta_y$  et  $\theta_z$  sont les angles d'Euler roll, pitch et yaw fournis par l'INS. C'est-à-dire l'orientation du véhicule à l'instant t.  
Le MTLIS utilise un odomètre, GPS et INS pour déterminer les positions ( $\mathbf{T}_x$ ,  $\mathbf{T}_y$ ,  $\mathbf{T}_z$ ) et orientations ( $\theta_x$ ,  $\theta_y$ ,  $\theta_z$ ) du véhicule au temps t.
- $\mathbf{T}_{\text{LiDAR}_x}^{\text{INS}}$ ,  $\mathbf{T}_{\text{LiDAR}_y}^{\text{INS}}$  et  $\mathbf{T}_{\text{LiDAR}_z}^{\text{INS}}$  est le bras de levier entre le repère INS et le capteur LiDAR.
- $\Omega$ ,  $\phi$ ,  $\kappa$  sont les angles "boresight" qui alignent le repère capteur LiDAR avec le repère INS.  
Le bras de levier ( $\mathbf{T}_{\text{LiDAR}_x}^{\text{INS}}$ ,  $\mathbf{T}_{\text{LiDAR}_y}^{\text{INS}}$  et  $\mathbf{T}_{\text{LiDAR}_z}^{\text{INS}}$ ) et les angles "boresight"  $\Omega$ ,  $\varphi$ ,  $\kappa$  sont déterminés lors de la procédure de calibration.
- $X_0^{\text{LiDAR}}$ ,  $Y_0^{\text{LiDAR}}$  et  $Z_0^{\text{LiDAR}}$  représentent respectivement les offsets du centre du miroir en x, y et z de l'instrument LiDAR donnés par le scanner laser.
- $r$ ,  $\theta$  et  $\varphi$  représentent le "range" et les deux angles du scanner laser mesurés par le scanner laser.

En général, les sources d'incertitude du scanner laser terrestre mobile sont divisées en trois catégories :

1. Incertitudes du scanner laser.
2. Incertitudes de calibration.
3. Incertitudes de navigation.

### 3.2.3.1 Incertitudes du scanner laser

Plusieurs sources d'incertitude peuvent affecter les données acquises par un scanner laser seul. Les mesures du scanner laser sont composées de deux angles  $\theta$ ,  $\varphi$  et d'une distance  $r$ . Les facteurs qui affectent la précision de la position cible du laser sont nombreux, telles que la température (humidité, température), les propriétés de la surface balayée (rugosité, réflectivité), la géométrie de balayage (angle d'incidence de surface) et la précision du mécanisme du scanner (décalage du centre du miroir  $\mathbf{P}_0^{\text{LiDAR}}$ ) [Soudarissanane et al., 2008]. Ces incertitudes sont évaluées par le constructeur.

Selon [Staiger, 2005], les sources d'incertitudes affectant la mesure dans un scanner-laser peuvent être réparties en deux groupes :

- Incertitudes relatives à l'objet mesuré.
- Incertitudes environnementales.

#### Incertitudes relatives à l'objet mesuré

Les incertitudes liées à l'objet numérisé proviennent directement de sa réflectance. La réflectance d'un objet dépend des propriétés suivantes [Grussenmeyer, 2011] :

- Propriétés des matériaux composant l'objet : permittivité, perméabilité magnétique et conductivité.
- La couleur de la surface : l'objet répond, de façon plus ou moins importante, en fonction de la longueur d'onde du laser.
- La longueur d'onde du laser.
- L'angle d'incidence [Soudarissanane et al., 2011].
- Rugosité de la surface dont l'effet dépend de la longueur d'onde et de l'angle d'incidence local du faisceau ; une surface lisse et brillante risque de provoquer un éblouissement.
- Température : les radiations émises par la surface chaude diminuent la qualité du rapport signal/bruit et, par conséquent, la précision des mesures de distance.
- Humidité de la surface.

Des études pragmatiques ont été réalisées dans le but de comprendre les réponses données par différents types de surfaces à partir de plusieurs appareils. Nous citerons ici les travaux de [Barras et al., 2013].

#### Incertitudes environnementales

Les incertitudes environnementales influent sur le levé lasergrammétrique et contribuent à la présence d'incertitudes de mesures. Les facteurs environnementaux agissent sur la propagation du signal dans l'atmosphère. Reshetyuk [2009] réalise une étude complète sur l'influence des conditions atmosphériques sur les mesures à temps de vol. Parmi les facteurs principaux, on peut citer :

- la composition du milieu ;
- la température ambiante ;
- la pression ;
- l'humidité relative, qui affecte l'indice de réfraction du milieu ;
- la luminosité : les mesures de nuit sont moins affectées par les perturbations de la lumière.



### 3.2.3.2 Incertitudes de calibration

La calibration des systèmes mobiles basés sur LiDAR revient à estimer et à éliminer les incertitudes systématiques qui affectent les nuages de points collectés, à savoir les incertitudes de translation  $\mathbf{T}_{\text{LiDAR}}^{\text{INS}}$  et de rotation  $\Omega, \phi, \kappa$  entre le repère scanner laser et INS. La qualité des paramètres de calibration est habituellement connue et dépend de la procédure de calibration [Le Scouarnec et al., 2014, Rieger et al., 2010].

### 3.2.3.3 Incertitudes de navigation

Le système de positionnement est, parmi les autres capteurs, l'élément le plus prédisposé à être affecté par des erreurs [Glennie, 2007]. Les incertitudes de navigation comprennent les incertitudes de la position absolue  $\mathbf{T}(t)$  et l'orientation du véhicule  $\theta_x, \theta_y, \theta_z$  mesurées par l'INS. Les facteurs qui influent sur la précision de la position du véhicule sont :

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

Ainsi, dans des canyons urbains très encaissés, il arrive que le signal GPS soit perdu pendant plusieurs minutes, auquel cas la dérive (écart entre la position réelle et celle donnée par la centrale inertielle) peut dépasser le mètre, ce qui est difficilement acceptable pour de nombreuses applications et au vu de la précision des capteurs embarqués. Dans Leslar et al. [2014], il a été prouvé que dans des conditions d'erreur étroitement contrôlées, la source d'incertitude dans le nuage de points est dominée par la position du véhicule. Il est à noter que la précision en rotation reste, quant à elle, excellente en toutes conditions, avec moins de 0,1 d'écart-type.

\* \* \* Ce qu'il faut retenir \* \* \*

La plus grande incertitude dans le nuage de points laser est donc la trajectoire du véhicule de cartographie mobile. Dans de bonnes conditions GPS, l'incertitude de navigation est d'environ quelques centimètres, cependant elle peut atteindre plusieurs mètres quand le signal GPS est perturbé. Cette position  $T(t)$  de l'équation (1) est la plus problématique. Le tableau 3.1 résume les différentes incertitudes et observations d'un scanner laser terrestre mobile.

Dans la section suivante, nous présentons la méthode de propagation des incertitudes sur le nuage de points laser acquis par notre véhicule de cartographie mobile.

Tableau 3.1: Information donnée par le MTLIS à chaque pas de temps  $t$ 

Sources d'incertitudes	Observations	Incertitudes	Valeurs
Incertitudes de navigation	$\mathbf{T}_x(t)$ , Position X de l'INS [m]	$\sigma_{\mathbf{T}_x}$	Estimé par l'INS
	$\mathbf{T}_y(t)$ , Position Y de l'INS [m]	$\sigma_{\mathbf{T}_y}$	Estimé par l'INS
	$\mathbf{T}_z(t)$ , Position Z de l'INS [m]	$\sigma_{\mathbf{T}_z}$	Estimé par l'INS
	$\theta_x(t)$ , Angle Roll de l'INS [degré]	$\sigma_{\theta_x}$	Estimé par l'INS
	$\theta_y(t)$ , Angle Pitch de l'INS [degré]	$\sigma_{\theta_y}$	Estimé par l'INS
	$\theta_z(t)$ , Angle Yaw de l'INS [degré]	$\sigma_{\theta_z}$	Estimé par l'INS
Incertitudes de calibration	$\mathbf{T}_{\text{LiDAR}_x}^{\text{INS}}$ , Bras de levier X INS/LiDAR [m]	$\sigma_{\mathbf{T}_{\text{LiDAR}_x}^{\text{INS}}}$	0.001
	$\mathbf{T}_{\text{LiDAR}_y}^{\text{INS}}$ , Bras de levier Y INS/LiDAR [m]	$\sigma_{\mathbf{T}_{\text{LiDAR}_y}^{\text{INS}}}$	0.001
	$\mathbf{T}_{\text{LiDAR}_z}^{\text{INS}}$ , Bras de levier Z INS/LiDAR [m]	$\sigma_{\mathbf{T}_{\text{LiDAR}_z}^{\text{INS}}}$	0.001
	$\Omega$ , Angle Roll LiDAR [degré]	$\sigma_{\Omega}$	0.1
	$\phi$ , Angle Pitch LiDAR [degré]	$\sigma_{\phi}$	0.1
	$\kappa$ , Angle Yaw LiDAR [degré]	$\sigma_{\kappa}$	0.1
Incertitudes du scanner laser	$X_0^{\text{LiDAR}}(t)$ , offset du centre du miroir dans la direction X [m]	$\sigma_{X_0^{\text{LiDAR}}}$	0.001
	$Y_0^{\text{LiDAR}}(t)$ , offset du centre du miroir dans la direction Y [m]	$\sigma_{Y_0^{\text{LiDAR}}}$	0.001
	$Z_0^{\text{LiDAR}}(t)$ , offset du centre du miroir dans la direction Z [m]	$\sigma_{Z_0^{\text{LiDAR}}}$	0.001
	$r(t)$ , Range LiDAR [m]	$\sigma_r$	0.005
	$\theta(t)$ , Angle horizontal LiDAR [degré]	$\sigma_{\theta}$	0.001
	$\varphi(t)$ , Angle vertical LiDAR [degré]	$\sigma_{\varphi}$	0.001

#### 3.2.4 Méthode de propagation des incertitudes

Chacune des 18 observations (Tableau 3.1) a une incertitude notée  $\sigma$ . Nous supposons que chacune de ces mesures suit une loi normale gaussienne. Connaissant les incertitudes  $\sigma$  de toutes les observations, nous appliquons la technique de propagation des incertitudes pour calculer la matrice de covariance  $\mathbf{C}_{\mathbf{P}_i}$  de chaque point laser obtenu.

Lorsqu'une mesure initiale est utilisée pour obtenir la valeur d'une autre grandeur par l'intermédiaire d'une formule, d'une fonction, il est nécessaire de savoir déterminer la valeur estimée, mais aussi l'incertitude induite. C'est ce qu'on appelle la propagation des incertitudes.

Dans cette section, nous présentons la technique de propagation des incertitudes qui est basée sur la méthode générale de Gauss-Helmert. En appliquant cette technique, il est possible de calculer la matrice de covariance de chaque point laser.

La forme générique du modèle de Gauss-Helmert présentée par [Vanicek and Krakiwsky, 2015] consiste en la résolution du système d'équations suivant :

$$\mathbf{F}(\hat{\mathbf{X}}, \hat{\mathbf{l}}) = \mathbf{0} \quad (2)$$

où  $\hat{\mathbf{X}}$  est le vecteur des inconnues estimé et  $\hat{\mathbf{l}}$  est le vecteur des observations estimé. La forme linéarisée de l'équation (2) est donnée dans l'équation (3) :

$$\mathbf{A}\hat{\boldsymbol{\delta}} + \mathbf{B}\hat{\mathbf{r}} + \mathbf{w} = \mathbf{0} \quad (3)$$

où  $\mathbf{A} = \left. \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\mathbf{X}^{(0)}, \mathbf{l}^{(0)}}$  est la matrice des dérivées partielles par rapport aux inconnues,  $\mathbf{B} = \left. \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{l}} \right|_{\mathbf{X}^{(0)}, \mathbf{l}^{(0)}}$  est la matrice des dérivées partielles par rapport aux observations,  $\mathbf{w} = \mathbf{F}(\mathbf{X}^{(0)}, \mathbf{l}^{(0)})$  est le "misclosure vector",  $\mathbf{X}^{(0)}$  and  $\mathbf{l}^{(0)}$  sont les valeurs initiales,  $\hat{\boldsymbol{\delta}}$  et  $\hat{\mathbf{r}}$  sont les résidus des inconnues et des observations. Les quantités  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$  et  $\mathbf{w}$  sont connues, alors que  $\hat{\boldsymbol{\delta}}$  et  $\hat{\mathbf{r}}$  sont inconnus. Le vecteur des corrections des inconnues  $\hat{\boldsymbol{\delta}}$  et le vecteur des corrections des observations  $\hat{\mathbf{r}}$  se calculent de la manière suivante :

$$\hat{\boldsymbol{\delta}} = -(\mathbf{A}^T \mathbf{M} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{M} \mathbf{w} \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{r}} = -\mathbf{C}_r \mathbf{B}^T \mathbf{M} (\mathbf{A} \hat{\boldsymbol{\delta}} + \mathbf{w}) \quad (5)$$

où  $\mathbf{M} = (\mathbf{B} \mathbf{C}_r \mathbf{B}^T)^{-1}$  et  $\mathbf{C}_r$  est la matrice de covariance des observations.

Finalement, la loi générale de propagation est appliquée. Ainsi, nous obtenons la matrice de covariance des paramètres :

$$\mathbf{C}_x = (\mathbf{A}^T \mathbf{M} \mathbf{A})^{-1} \quad (6)$$

Dans le cas d'un MTLs, l'équation (2) peut être écrite sous la forme suivante :

$$\mathbf{F}(\hat{\mathbf{X}}_i, \hat{\mathbf{l}}_i) = \begin{bmatrix} X_i(t) \\ Y_i(t) \\ Z_i(t) \end{bmatrix} - \mathbf{R}(\theta_z(t), \theta_y(t), \theta_x(t)).$$

$$[\mathbf{R}_c(\Omega, \phi, \kappa).$$

$$\left[ \begin{bmatrix} X_0^{\text{LiDAR}}(t) \\ Y_0^{\text{LiDAR}}(t) \\ Z_0^{\text{LiDAR}}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} r(t) \cos(\theta(t)) \sin(\varphi(t)) \\ r(t) \sin(\theta(t)) \sin(\varphi(t)) \\ r(t) \cos(\varphi(t)) \end{bmatrix} \right] + \begin{bmatrix} \mathbf{T}_{\text{LiDAR}_x}^{\text{INS}} \\ \mathbf{T}_{\text{LiDAR}_y}^{\text{INS}} \\ \mathbf{T}_{\text{LiDAR}_z}^{\text{INS}} \end{bmatrix} \Big] + \begin{bmatrix} \mathbf{T}_x(t) \\ \mathbf{T}_y(t) \\ \mathbf{T}_z(t) \end{bmatrix} = 0$$

où :

- $\hat{\mathbf{X}}_i = \begin{bmatrix} X_i^w \\ Y_i^w \\ Z_i^w \end{bmatrix}$  : est le vecteur des inconnues. C'est à dire le point  $\mathbf{P}_i$ .
- $\hat{\mathbf{l}}_i = [ r \ \theta \ \varphi \ X_0^{\text{LiDAR}} \ Y_0^{\text{LiDAR}} \ Z_0^{\text{LiDAR}} \ \Omega \ \phi \ \kappa \ \mathbf{T}_{\text{LiDAR}_x}^{\text{INS}} \ \mathbf{T}_{\text{LiDAR}_y}^{\text{INS}} \ \mathbf{T}_{\text{LiDAR}_z}^{\text{INS}} \ \theta_x \ \theta_y \ \theta_z \ \mathbf{T}_x \ \mathbf{T}_y \ \mathbf{T}_z ]^T$  : est le vecteur des observations.
- $\mathbf{A}_{(3 \times 3)} = \mathbf{1}$  : est la matrice des dérivées partielles par rapport aux inconnus.
- $\mathbf{B}_{(3 \times 18)} = \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{l}} \Big|_{\mathbf{l}^{(0)}}$  est la matrice des dérivées partielles par rapport aux observations.
- $\mathbf{w} = \mathbf{F}(\mathbf{X}^{(0)}, \mathbf{l}^{(0)})$  est le "misclosure vector".
- $\hat{\boldsymbol{\delta}} = -\mathbf{w}$ ,  $\hat{\mathbf{r}} = 0$  sont les vecteurs de corrections des inconnues et des observations.
- $\mathbf{C}_r^i$  est la matrice de covariance des observations.

$$\mathbf{C}_r^i = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_\theta^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_{\mathbf{T}_z}^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

Nous supposons que les observations sont indépendantes, donc les valeurs non diagonales dans la matrice  $\mathbf{C}_r^i$  sont nulles. La matrice de covariance du point  $\mathbf{P}_i$  peut être calculée avec la loi de propagation de la manière suivante :

$$\mathbf{C}_{\mathbf{x}(3 \times 3)}^i = \mathbf{B} \mathbf{C}_r \mathbf{B}^T = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy} & \sigma_{xz} \\ \sigma_{xy} & \sigma_y^2 & \sigma_{yz} \\ \sigma_{xz} & \sigma_{yz} & \sigma_z^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

La matrice de covariance d'un point  $\mathbf{P}_i$  peut être représentée par une ellipsoïde d'incertitude.

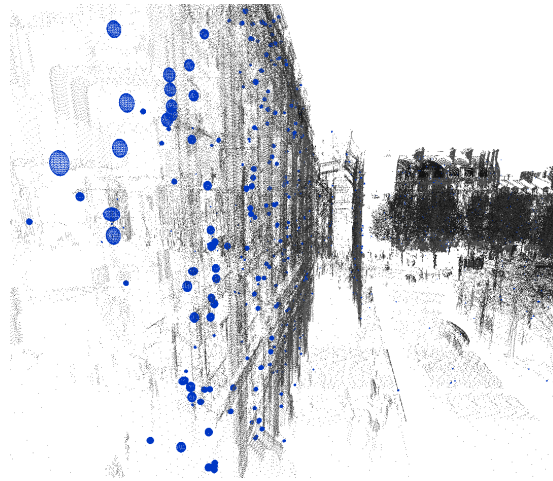
### 3.2.5 Ellipsoïdes d'incertitudes

A partir de la matrice de covariance des paramètres (Equation 8), nous pouvons alors calculer les valeurs propres ( $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$ ) et vecteurs propres ( $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3$ ). Chaque valeur propre et

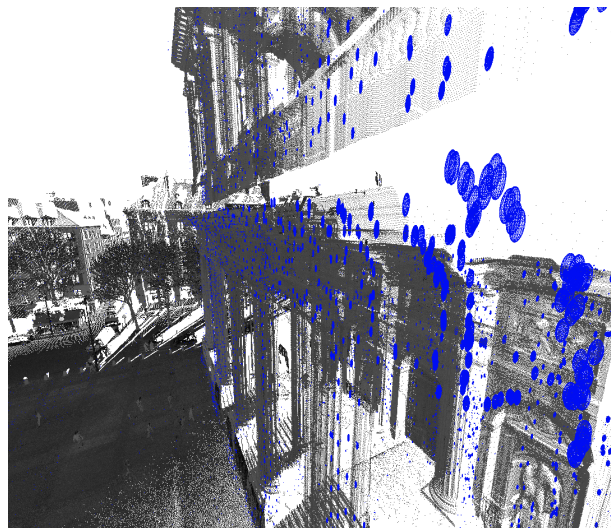
### 3.2. Propagation des incertitudes sur le nuage de points laser terrestre mobile

chaque vecteur propre ont été utilisés pour construire les 3 axes d'une ellipsoïde. Les vecteurs propres donnent les directions des axes principaux de l'ellipsoïde d'incertitude, et les valeurs propres donnent les variances le long des axes principaux. Pour créer une ellipse de confiance de 99.9 % (d'erreur  $3\sigma$ ), nous devons multiplier les valeurs propres et les vecteurs propres par un facteur  $s = \sqrt{11.345}$ . L'ellipsoïde est centrée sur le point  $\mathbf{P}_i$  et les axes principaux de l'ellipsoïde sont déterminés par les équations suivantes :  $\mathbf{v}_1 = s \lambda_1 \mathbf{e}_1$ ,  $\mathbf{v}_2 = s \lambda_2 \mathbf{e}_2$  et  $\mathbf{v}_3 = s \lambda_3 \mathbf{e}_3$ .

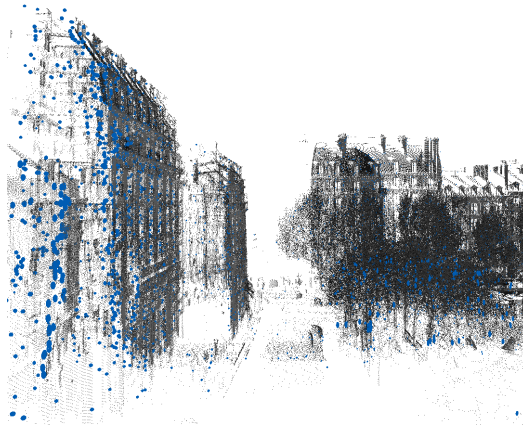
Les ellipsoïdes d'incertitudes sont illustrées dans les figures (3.5), (3.6), (3.7) and (3.10) :



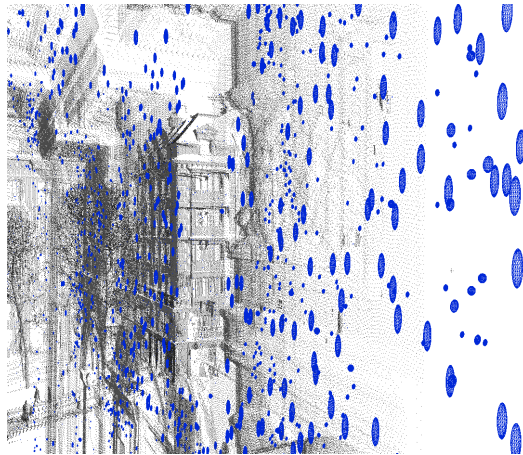
**FIGURE 3.5:** Visualisation des incertitudes - Noir : nuage de points laser mobile terrestre, bleu : ellipsoïdes d'incertitude à 99 % (affichées tous les 1000 points).



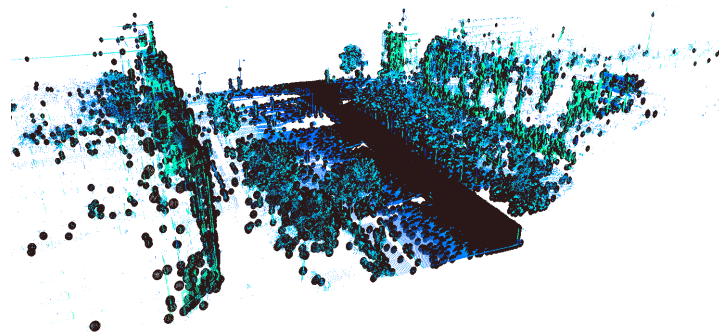
**FIGURE 3.6:** Visualisation des incertitudes - Noir : nuage de points laser mobile terrestre, bleu : ellipsoïdes d'incertitudes à 99 % (affichées tous les 300 points).



**FIGURE 3.7:** Visualisation des incertitudes - Noir : nuage de points laser mobile terrestre, bleu : ellipsoïdes d'incertitudes à 99 % (affichées tous les 150 points).



**FIGURE 3.8:** Visualisation des incertitudes - Noir : nuage de points laser mobile terrestre, bleu : ellipsoïdes d'incertitudes à 99 % (affichées tous les 100 points).



**FIGURE 3.9:** Visualisation des incertitudes - bleu/vert : nuage de points laser mobile terrestre, noir : ellipsoïdes d'incertitudes à 99 % (affichées tous les 100 points).

## 3.3 Modélisation des incertitudes des modèles 3D

Nous discutons, au sein de cette section, de toutes les sources d'incertitudes pouvant survenir lors de la reconstruction d'un modèle 3D de ville et exposons un choix simple de modèle d'incertitudes.

### 3.3.1 Sources d'incertitudes du modèle Bati3D de ville

Les principales incertitudes présentes dans la base de données proviennent :

- des résidus de l'ajustement de faisceaux sur l'orientation des images utilisées pour créer la base de données. Les résidus de l'ajustement de faisceaux ne sont pas préservés dans la chaîne de production des modèles 3D.
- des différentes saisies manuelles par les opérateurs. Il est difficile de connaître l'incertitude sur les saisies manuelles qui dépend d'ailleurs des opérateurs, mais l'expérience montre qu'elle est en général inférieure au pixel, c'est-à-dire 30cm pour les images ayant servi à générer le modèle que nous utilisons.
- 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. Cette incertitude est très dépendante de la typologie de la scène, elle est en général nulle sur les immeubles, mais le retrait des façades sous le toit peut aller jusqu'à 1m dans certains cas. De plus, cette incertitude n'est pas gaussienne car il ne peut y avoir qu'un retrait, et non une avancée de la façade par rapport à la gouttière.



**FIGURE 3.10:** La limite des bâtiments se fait au niveau des gouttières.

### 3.3.2 Modèle d'incertitudes du modèle 3D de ville

Contrairement aux données laser, nous ne connaissons pas parfaitement la chaîne de production qui a permis de construire le modèle 3D de ville. Il est donc difficile de propager les incertitudes sur celui-ci. Nous avons donc fait le choix de définir un modèle d'incertitudes simple. Il s'agit de mettre :

- **une incertitude en x et y d'écart-type respectif  $\sigma_{b_x}$  et  $\sigma_{b_y}$**  par bloc de bâtiments pour traiter le problème global de géoréférencement (Figure 3.11) ;

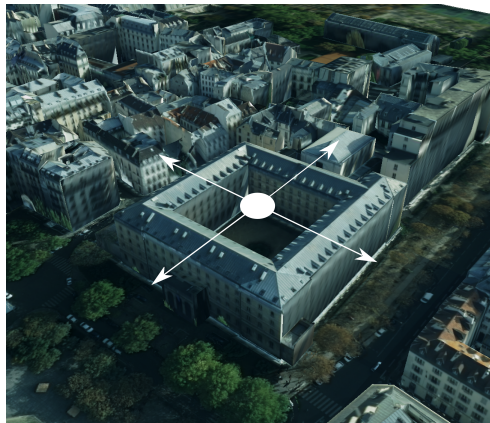


FIGURE 3.11: Translation 2D par bloc de bâtiments

- **une incertitude  $\sigma_f$  par façade** le long de la normale  $\vec{n}_f$  pour modéliser l'écart entre la limite de gouttière et le plan de façade (Figure 3.12) ;

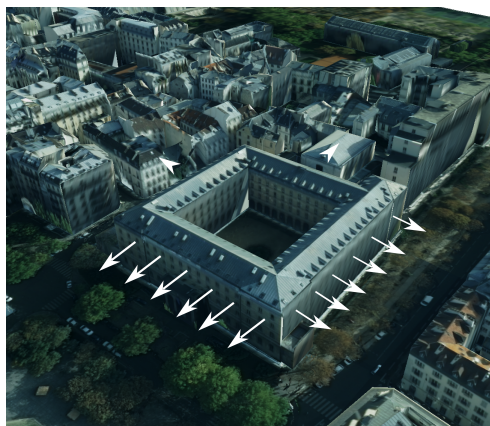


FIGURE 3.12: Translation 2D par façade le long de la normale

Dans la réalité, les façades ne sont pas parfaitement planes, donc on ne pourra pas assurer la stricte appartenance de chaque point laser au plan de façade lors du recalage. Pour prendre en compte ce niveau de détail présent dans les données laser mais pas dans le modèle Bati3D, le choix que nous avons retenu est de découper les façades en bandes verticales et d'ajouter :

- **une incertitude  $\sigma_s$  par bande** le long de la normale pour modéliser le relief des façades (Figure 3.13).



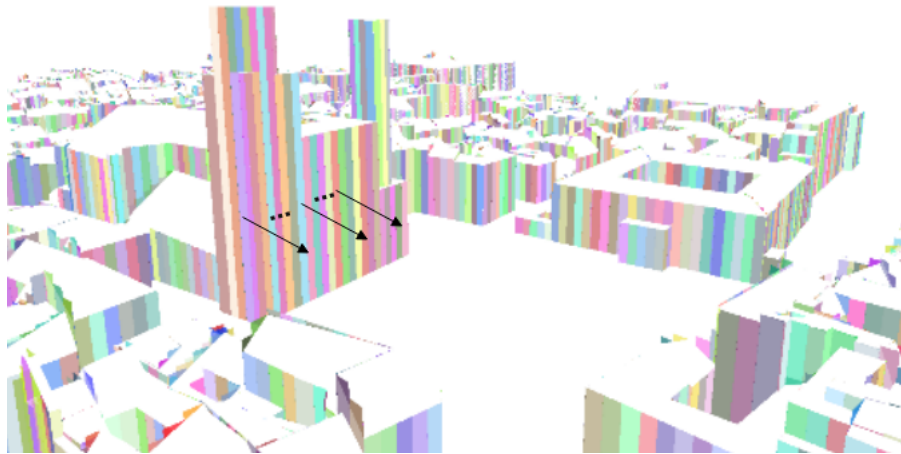


FIGURE 3.13: Translation 2D par bande le long de la normale

Nous supposons que les différentes incertitudes  $\sigma_{b_x}$ ,  $\sigma_{b_y}$ ,  $\sigma_f$  et  $\sigma_s$  suivent une loi normale (gaussienne).

## 3.4 Modèle de données Bati3D : Blocs de bâtiments, façades et bandes

Les modèles Bati3D 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. Chaque bâtiment contient l'ensemble des façades et toits de bâtiment. Les façades et toits sont constitués de primitives géométriques (triangles). Chaque triangle possède un indice le caractérisant selon l'entité réelle à laquelle il appartient (façade ou toit).
- l'ensemble des primitives constituant le sol.

Les modèle Bati3D contiennent plusieurs éléments précités : bâtiments, sols, façades et triangles. Dans la section précédente, nous avons choisi de modéliser 3 types d'incertitudes : les blocs de bâtiments, façades et bandes. Pour ce faire, nous devons créer deux niveaux de granularité en plus qui sont : les blocs de bâtiments et les bandes (les façades, quant à elles, sont déjà connues). Nous chercherons par la suite à construire les blocs de bâtiments et les bandes.

### 3.4.1 Les blocs de bâtiments

Comme nous l'avons vu, les fichiers de ces modèles 3D sont regroupés par bâtiment. On a en entrée des géométries regroupées par bâtiment et on souhaite regrouper ces bâtiments par bloc de bâtiments. Nous avons donc développé un algorithme de clustering relativement simple qui permet de détecter tous les bâtiments qui appartiennent à un même bloc en définissant un bloc de bâtiments comme étant composé de plusieurs bâtiments qui se touchent entre eux. La figure suivante illustre le résultat d'un modèle de données Bati3D regroupé par bloc de bâtiments.

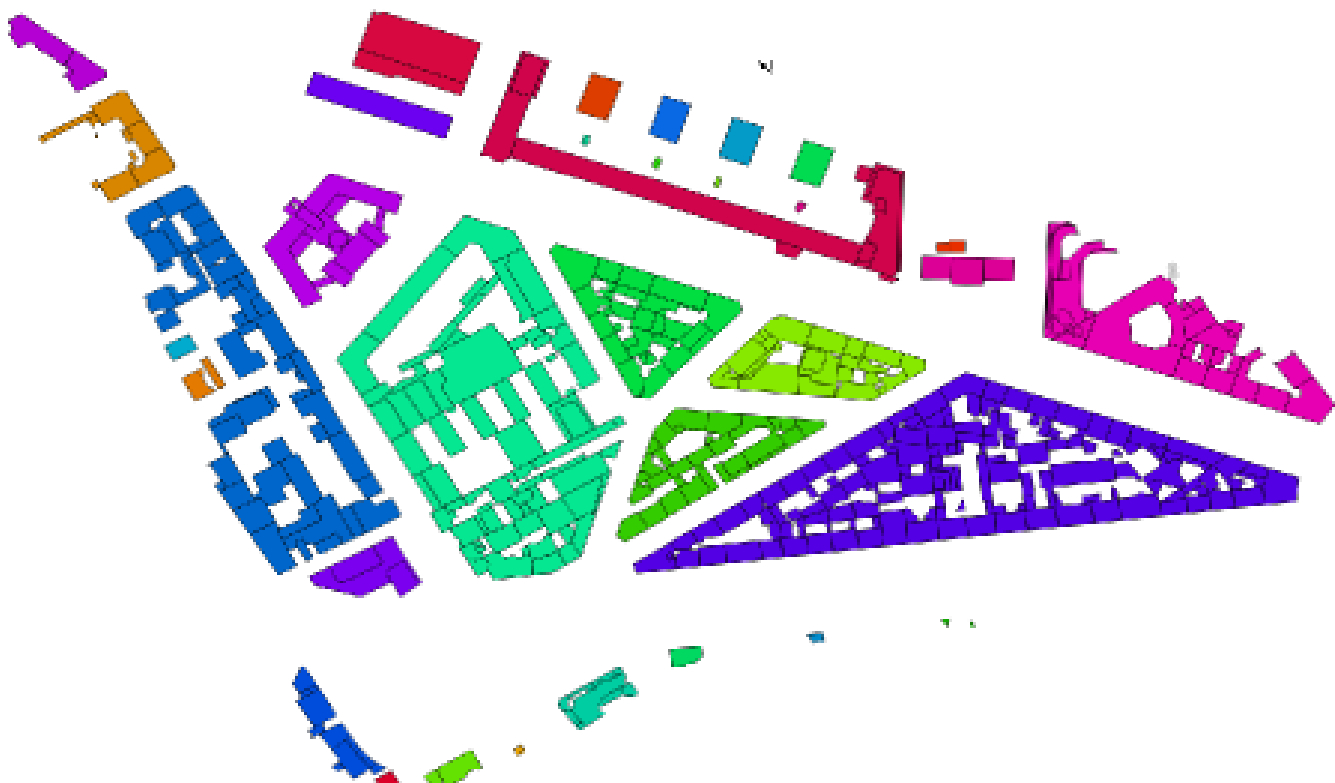


FIGURE 3.14: Clustering de bloc : chaque bloc de bâtiments est représenté par une couleur.

### 3.4.2 Les bandes

Tous les bâtiments sont constitués de plans de façade que nous découpons en bandes rectangulaires de largeur constante. Chaque bande rectangulaire est composée de deux primitives géométriques triangulaires.

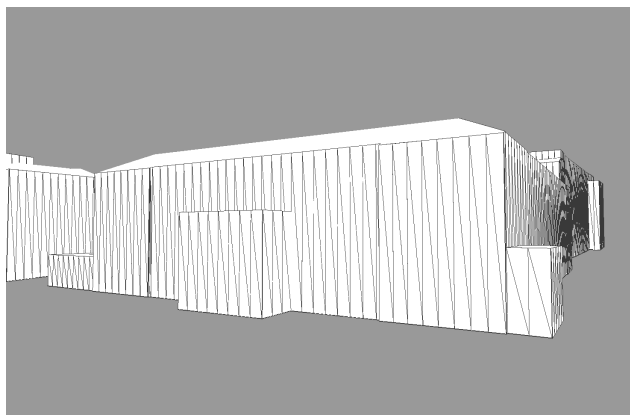


FIGURE 3.15: Façade découpée en bandes rectangulaires de largeur constante de 1.5m. Chaque bande rectangulaire est composée de deux primitives géométriques triangulaires.

## 3.5 Conclusion

Ce chapitre nous a permis d'analyser les différentes sources d'incertitudes sur les données. Il s'agit d'une étape cruciale qui va nous permettre, dans la suite de ce manuscrit, d'utiliser une méthode d'optimisation : le cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert qui prend en entrée les incertitudes sur les données.

Bien qu'il existe un nombre important d'incertitudes dans le nuage de points laser, nous avons vu que les sources principales d'incertitudes dans ce nuage de points laser sont dominées par les positions du véhicule de cartographie mobile. Les incertitudes sur les modèles 3D sont principalement dues au problème global de géoréférencement des blocs de bâtiments, à l'écart entre la limite de gouttière et le plan de façade et enfin à l'absence du relief de façade (les fenêtres, portes, balcons, rebord ne sont pas modélisés dans le modèle Bati3D mais sont présents dans le nuage de points laser). Les incertitudes vont nous servir à deux choses dans la chaîne de traitement : la première dans l'étape d'acceptation et/ou de rejet des appariements, nous utiliserons les incertitudes sur la position des points du nuage laser et celle du modèle Bati3D. En effet, en se basant sur les incertitudes, il est possible de déterminer la vraisemblance qu'un point incertain appartienne à une primitive incertaine et donc de définir un seuil unique pour l'acceptation des appariements points/primitives. La deuxième dans l'étape d'optimisation, nous utiliserons, cette fois-ci, les incertitudes sur les positions du véhicule de cartographie mobile et celles du modèle Bati3D.

Dans le prochain chapitre, nous décrirons la méthodologie globale de notre méthode de recalage tout en montrant comment nous prenons en compte ses incertitudes.



# Chapitre 4

## Méthodologie globale



*"On peut considérer la langue de l'homme,  
dans le mécanisme de la parole, comme  
la corde qui lance d'elle-même la flèche qu'on y  
a ajustée."*

Joseph Joubert

### Sommaire

<b>4.1</b>	<b>Introduction .....</b>	<b>48</b>
4.1.1	Positionnement .....	48
4.1.2	Contribution .....	48
4.1.3	Trajectoire et nuage de points .....	49
4.1.4	Structure du modèle 3D de ville .....	49
<b>4.2</b>	<b>Vue globale de la méthode .....</b>	<b>49</b>
4.2.1	Le coeur de la méthode .....	49
4.2.2	Sélection des différentes primitives .....	50
4.2.3	Appariements des points laser aux bandes du modèle 3D .....	52
4.2.4	Acceptation et rejet des appariements .....	54
4.2.5	Optimisation .....	55
4.2.6	Observations sur les données .....	60
4.2.7	Méthode de Gauss-Helmert .....	61
4.2.8	Gauss-Helmert pour le recalage laser/modèle 3D .....	62
<b>4.3</b>	<b>Conclusion .....</b>	<b>63</b>

### 4.1 Introduction

Le but de cette thèse est de parvenir à mettre en cohérence des données de natures différentes 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 incertitudes sur les données pour pouvoir les recalcr conjointement entre elles. Les nuages de points laser mobiles possèdent leurs propres incertitudes de positionnement. Il en est de même pour les modèles 3D de ville.

#### 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 : à différents MTLs à la condition que leurs comportements soit similaires aux nôtres ; à différentes BD sans nécessiter énormément de développement.
- efficace : la méthode doit retrouver selon le recalage souhaité : les dérives non linéaires liées aux problèmes de géoréférencement des MTLs et les dérives du modèle 3D liées aux problèmes de géoréférencement des BD ;
- adaptable : la méthode doit pouvoir intégrer aisément de nouvelles informations lorsqu'elles sont disponibles pour pouvoir estimer plus finement les dérives.

L'utilisation de points laser et de primitives triangulaires nous permet de nous orienter vers une méthode de recalage de type ICP. Cette technique est 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 publications scientifiques et d'études réalisées 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 MTLs.

#### 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 introduisant les incertitudes des données, l'utilisation de nuages de points laser et de BD pour se recalcr, ce qui a rarement été réalisé et également la définition de modèles de dérives particulièrement bien adaptée aux MTLs et BD et donc aux dérives que l'on cherche à estimer. Les particularités de notre méthode sont :

- l'utilisation d'un descripteur géométrique local adaptatif s'inspirant de [Demantké et al., 2012] permettant une sélection des points d'intérêt nécessaires au recalage ;
- l'utilisation de la géométrie d'acquisition pour définir : 1. une compatibilité entre les normales des BD et des nuages de points laser. Cette compatibilité permet une plus grande robustesse dans l'appariement comme démontré par [Rusinkiewicz and Levoy, 2001]. 2. une étape d'appariement accélérée par lancer de rayons ;

- l'utilisation d'une structure de type KdTree sur les BD afin d'accélérer les requêtes spatiales lors de l'étape d'appariement [Rusinkiewicz and Levoy, 2001] et [Zhang, 1994].
- la déformation des modèles 3D de bâtiments : nous considérons les erreurs constatées entre le modèle 3D et le nuage de points laser viennent à la fois du géo-référencement du nuage et d'imprécisions dans le modèle 3D. Un modèle de déformation pour ceux-ci est donc proposé, l'algorithme de recalage cherchant à ajuster simultanément la trajectoire du véhicule (la déformation non rigide du nuage de points laser est guidée par sa géométrie d'acquisition) et la géométrie du modèle ;
- la prise en compte des incertitudes : nous modélisons finement toutes les sources d'incertitudes qui interviennent à la fois dans le processus de construction du nuage de points laser et du modèle 3D pour recalibrer simultanément les données entre-elles. Le travail autour des incertitudes permet de les modéliser pour ensuite les exploiter dans le processus de recalage et de les propager sur le produit final.

### 4.1.3 Trajectoire et nuage 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 jusqu'à la fin de l'acquisition :

- la position et orientation spatiale du véhicule de cartographie mobile (centre de l'INS à 100Hz) ;
- la position du point dans le repère laser à 300kHz ;
- la position du repère Laser dans le repère INS qui est calibré une fois pour toutes.

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 MTLs.

### 4.1.4 Structure du modèle 3D de ville

Les BD à notre disposition se présentent sous forme d'un arbre. Le modèle 3D de ville est composé de blocs de bâtiments (B) qui sont eux-mêmes constitués de façades (F) et toits (T). Chaque façade (F) est volontairement découpée en bandes de largeur constante. Chaque bande rectangulaire est constituée de deux primitives triangulaires.

## 4.2 Vue globale de la méthode

### 4.2.1 Le coeur de la méthode

Nous allons développer les différentes étapes nécessaires pour réaliser un recalage conjoint en prenant en compte les incertitudes sur les données. Nous découpons l'algorithme ICP en plusieurs étapes :

1. sélection des différentes primitives (points appartenant à des plans vertieer) ;
2. appariements des points laser aux bandes du modèle 3D ;
3. acceptation et/ou rejet ;
4. optimisation.

Par la suite, nous détaillerons l'ensemble des étapes lié à la méthode que nous avons développée.

### 4.2.2 Sélection des différentes primitives

L'objectif est d'apparier les plans de façades du modèle 3D avec les points de façades du nuage de points laser. Dans le modèle 3D de ville les plans de façades sont directement connus (Figure 4.1). Pour chaque primitive triangulaire de la BD nous savons s'il s'agit d'une façade ou non.

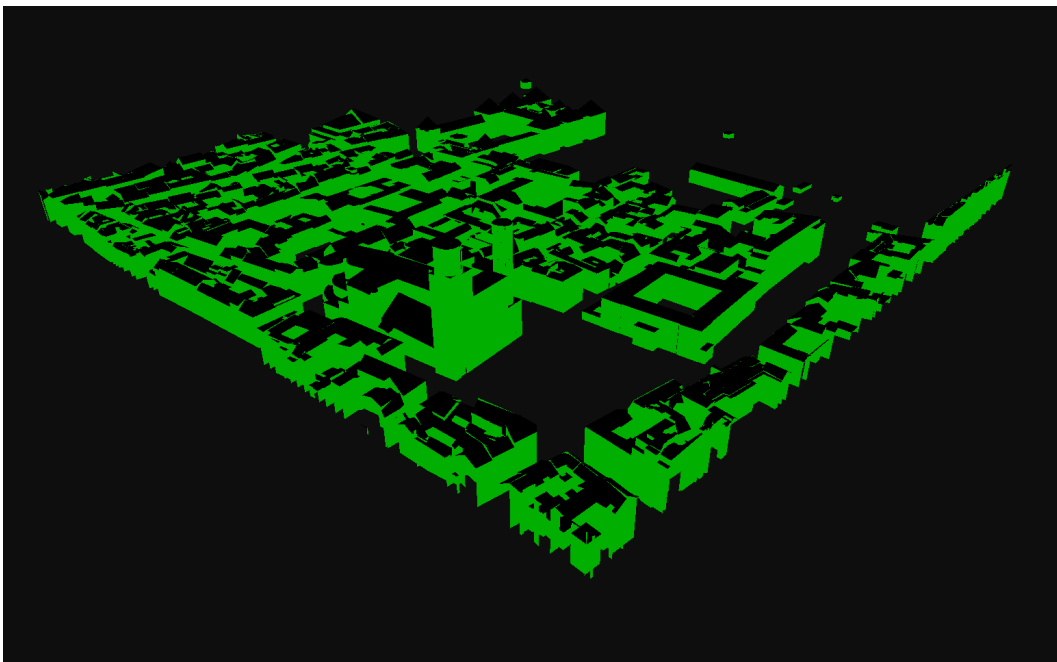


FIGURE 4.1: Modèle 3D de ville : plans de façade (en vert)

Contrairement aux BD, pour le nuage de points laser nous ne savons pas quels sont les points du nuage qui appartiennent ou non à une façade. Nous allons sélectionner les points ayant une forte probabilité d'appartenir à une façade. La sélection des points de façade se fait grâce à un descripteur géométrique local adaptatif calculé en chaque point constitutif d'un MTLs. Ce descripteur, introduit par [Demantké et al., 2012] décrit la probabilité d'un point laser  $P$ , d'appartenir à une façade.

La première étape de cet algorithme est d'analyser la géométrie locale au voisinage d'un point laser en effectuant une analyse en composantes principales (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 vecteurs orthogonaux classés par ordre décroissant. Notés  $\vec{e}_1$ ,  $\vec{e}_2$  et  $\vec{e}_3$  et de



normes respectives  $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ , 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  $S_{vertical}$  :

$$S_{vertical} = 1 - |z_{\vec{e}_3}| \in [0, 1] \quad (1)$$

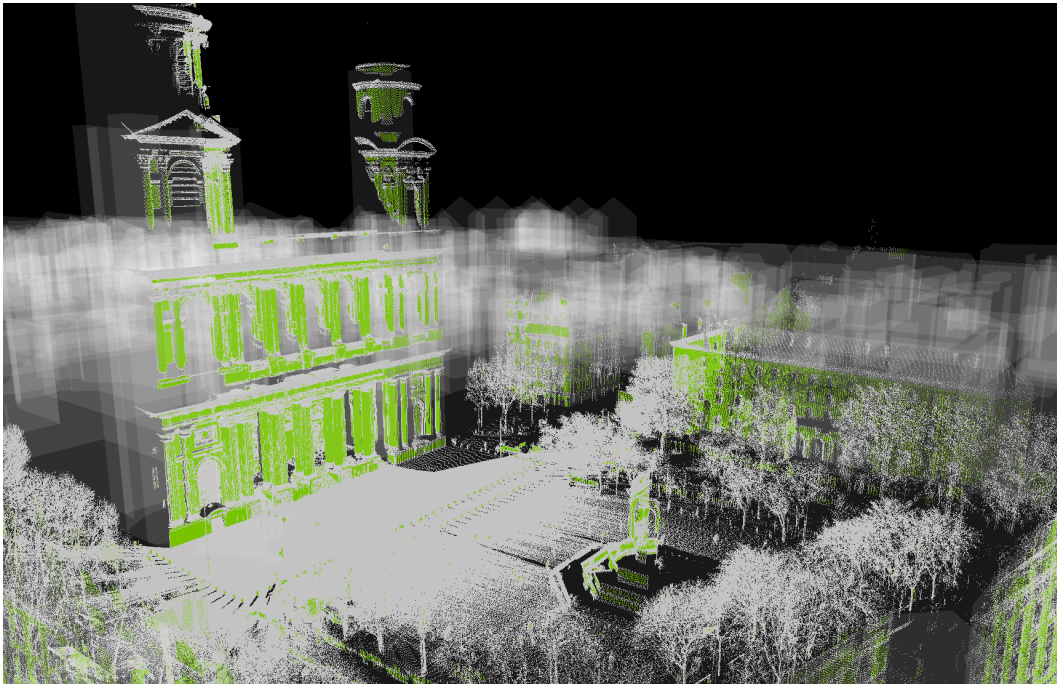
Une seconde caractéristique, la "planarité"  $S_{plan}$ , peut être obtenue à partir de ce tenseur. Elle mesure l'aplatissement du tenseur dans le plan  $(\vec{e}_1, \vec{e}_2)$  perpendiculaire à  $\vec{e}_3$  et est définie comme :

$$S_{plan} = \frac{\sigma_2 - \sigma_3}{\sigma_1} \in [0, 1]. \quad (2)$$

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) :

$$S_{facade} = S_{plan} \times S_{vertical} \in [0, 1] \quad (3)$$

Il est ensuite possible d'obtenir une réponse binaire en utilisant un seuil (cf.figure 4.2).



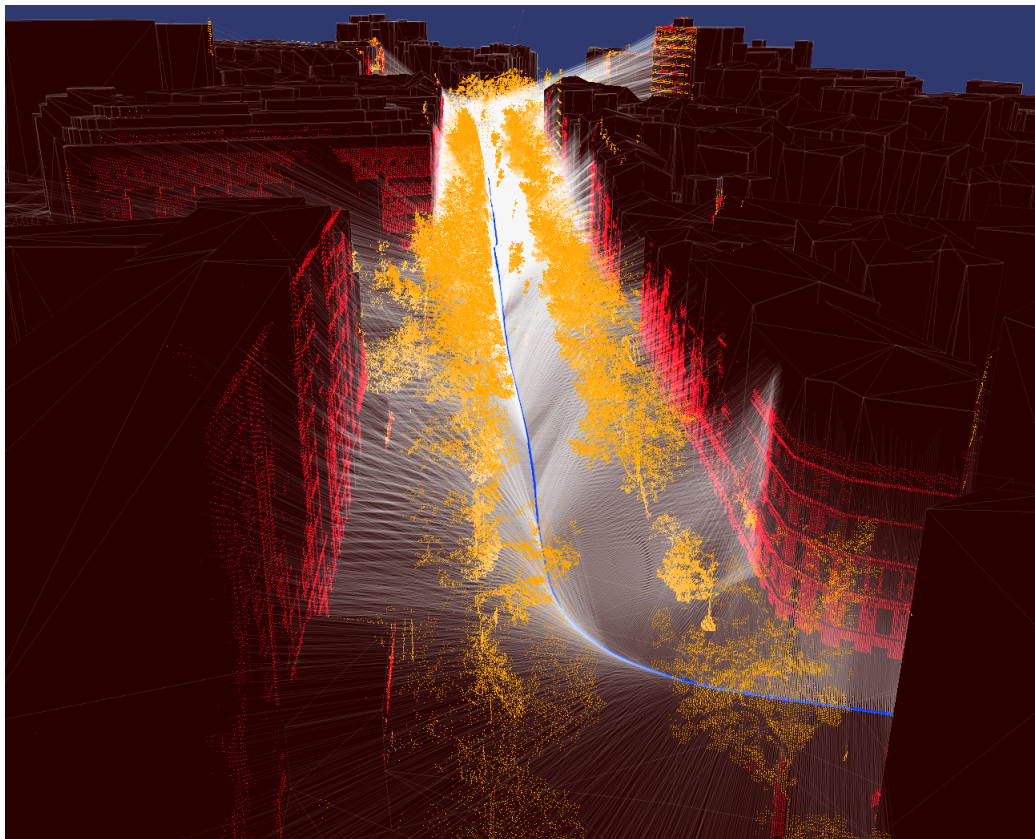
**FIGURE 4.2:** Sélection des points de façade dans le nuage de point laser (en vert)

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 sélectionnés 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.

La sélection des points utilisables est l'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.

### 4.2.3 Appariements des points laser aux bandes du modèle 3D

Les points de "façade" étant sélectionnés, il est dorénavant possible de les appairer aux primitives de notre modèle en utilisant une technique de lancer de rayons.



**FIGURE 4.3:** Lancer de rayons servant à l'appariement des données

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 appariements servent à établir un système de contraintes à minimiser, la convergence de l'algorithme en dépendra directement. La mise en cohérence des deux sources de données se fait par appariement des points aux bandes de façade (chaque façade étant découpée en bandes

Figure 4.4) en utilisant une technique de lancer de rayons. Une solution simple et classique pour appairer nos jeux de données est d'obtenir toutes les bandes proches spatialement d'un point laser  $P$ . Pour ce faire, nous utilisons le rayon  $r$  (Figure 4.4) du scanner laser le long de la trajectoire pour appairer un point non pas à la bande la plus proche mais à la première bande intersectée par ce rayon. Plus précisément, un point  $P$  est apparié à une bande seulement si : elle est intersectée par le rayon  $r$  ( d'origine le centre du laser  $C$  et de vecteur unitaire directeur  $\mathbf{u}_{laser}$ ). Grâce à cette méthode, nous pouvons appairer un ensemble de points  $E_s$  à une bande du modèle 3D (Figure 4.5).

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 lancer de rayons a l'avantage d'être une technique classique de rendu, très optimisée, et pour laquelle des bibliothèques performantes peuvent être utilisées afin d'accélérer l'étape d'appariement. Nous avons choisi d'utiliser une bibliothèque nommée PBRT (Physically Based Rendering).

**Utilisation d'une structure de type KdTree** 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 de type KdTree en utilisant la bibliothèque 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 ( $O(nm) \Rightarrow O(n \log(m))$ ).

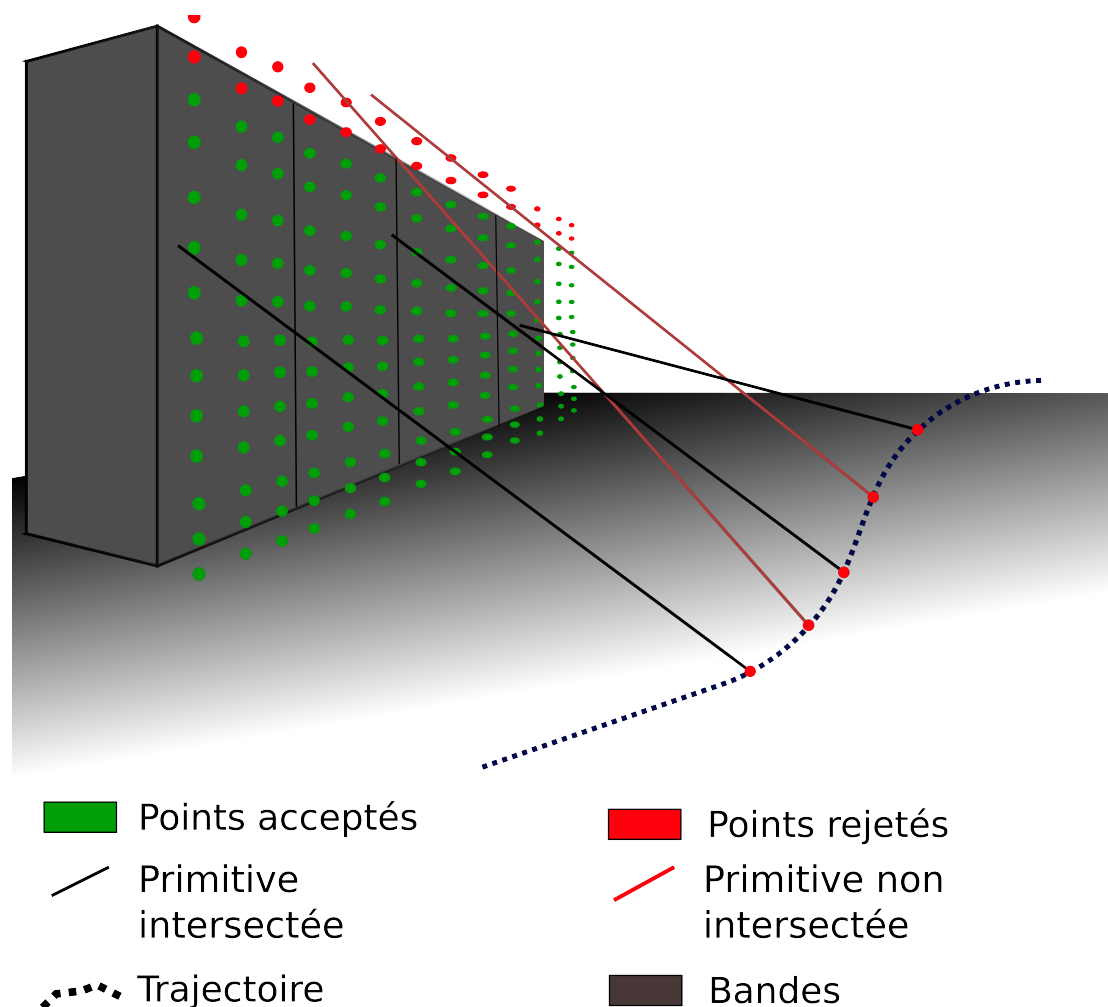


FIGURE 4.4: Lancer de rayons sur les points de façade.

#### 4.2.4 Acceptation et rejet des appariements

Les mauvais appariements peuvent induire de larges erreurs sur le recalage 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. Une méthode d'acceptations des appariements candidats est donc nécessaire.

Créer des correspondances requiert de prendre des décisions pour valider ou non un potentiel appariement candidat. Cette phase de validation utilise plusieurs critères associés aux données disponibles pour accepter ou rejeter les appariements candidats. Cette étape est indispensable pour éliminer le maximum de mauvais appariements. L'acceptation des appariements candidats est régi par les critères suivants :

- si la distance du point au modèle 3D est suffisamment proche pour que la probabilité que le point appartienne au modèle (étant donné toutes les incertitudes propagées) ne soit pas trop faible, c'est à dire, si la distance  $d$  euclidienne orthogonale d'un point laser à la primitive appariée est inférieure à un seuil de distance  $d_{max}$  (Ce seuil de distance  $d_{max}$  dépend directement des incertitudes des données) :

$$d < d_{max} = -\ln(Pf) * \sigma_{Totale} \quad (4)$$

où

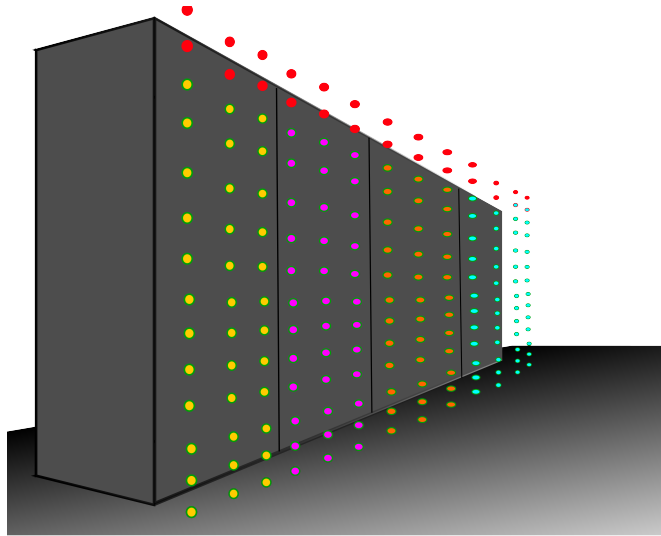


FIGURE 4.5: Appariements des points aux bandes.

- $\sigma_{Totale} = \sqrt{\sigma_{P_i}^2 + \sigma_f^2 + \sigma_b^2 + \sigma_s^2}$  avec  $\sigma_{P_i}$ ,  $\sigma_f$ ,  $\sigma_b$  et  $\sigma_s$  sont respectivement la variance du point  $P_i$ , de la façade  $f$ , du bloc de bâtiment  $b$  et de la bande  $s$  ;
- $\sigma_{P_i} = |\mathbf{n}_f^T \mathbf{C}_{P_i} \mathbf{n}_f|$  avec  $\mathbf{C}_{P_i}$  la matrice de variance-covariance du point laser  $P$  [Mezian et al., 2016] et  $\mathbf{n}_f$  la normale à la façade  $f$  ;
- $P_f$  est un seuil de probabilité fixé à 5%. C'est la probabilité minimale pour valider l'appariement d'un point à une façade.
- si  $\vec{\mathbf{n}}_f \cdot \vec{\mathbf{u}}_{laser} < 0$  (normale orientée  $\vec{\mathbf{n}}_f$  de l'intérieur vers l'extérieur du bâtiment). Lorsqu'un appariement est réalisé, cette condition 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).

Toutes ces étapes permettent d'obtenir des appariements fiables entre les nuages de points laser mobiles et les modèles Bati3D 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 du nuage de points laser. Comme toute technique de détection, cette méthode génère des 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. Les premières étapes étant introduites, nous allons, dans la section suivante, nous intéresser aux étapes propres au recalage conjoint.

### 4.2.5 Optimisation

L'objectif de cette thèse est de mettre en correspondance un nuage de points laser de cartographie mobile et un modèle 3D sur lesquels les incertitudes sont modélisées (Chapitre 3). Pour ce faire, nous allons définir un ensemble de variables nous permettant de déformer le nuage laser et le modèle que nous appellerons **observations** et qui porteront les **incertitudes**. La

mise en correspondance consistera alors à **ré-estimer ces observations de sorte à ce que les points du nuage appartiennent aux façades du modèle**, ce qui va s'écrire comme un système d'équations liant ces observations. Dans la réalité, les façades ne sont pas parfaitement planes donc on ne pourra pas assurer la stricte appartenance de chaque point au plan de façade. Pour prendre en compte ce niveau de détail présent dans les données laser mais pas dans le modèle, le choix que nous avons retenu est de découper les façades en bandes verticales, d'estimer un plan vertical à partir de tous les points appariés à chacune de ces bandes et d'apparier ce plan à la bande, soit une contrainte par bande, ce qui sera détaillé au sein de ce chapitre.

Etant donné des observations aléatoires de distributions gaussiennes de variance-covariances connues, et un ensemble de contraintes liant ces observations (système d'équations), leur ré-estimation (ainsi que la réestimation de leurs incertitudes) de sorte à ce qu'elles vérifient ces contraintes est un cas particulier du modèle de Gauss-Helmert. Ainsi, la description de notre méthode s'organise de la façon suivante :

1. choix des observations, c'est à dire de toutes les variables que nous chercherons à réestimer lors du recalage
2. présentation du cas particulier du modèle de Gauss-Helmert que nous allons utiliser pour réestimer les observations pour qu'elles vérifient les contraintes.
3. résolution du système de contraintes entre les observations.

### 4.2.5.1 Choix des observations

Il s'agit de répondre à la question suivante : Quelles sont les observations dans le nuage de points laser et le modèle 3D que nous devons ré-estimer pour pouvoir mettre en cohérence les données ?

Le cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert qui va nous servir à minimiser la distance entre les données prend en entrée un vecteur d'observation  $\mathbf{l}$  et sa matrice de covariance  $C_{ll}$  et nous donne une ré-estimation de ce vecteur ainsi qu'une ré-estimation de la matrice de variance-covariance. Dans cette section, nous allons donc construire un vecteur d'observations  $\mathbf{l}$  de taille  $N$  regroupant toutes les observations que nous chercherons à ré-estimer ainsi que sa matrice de variance-covariance  $C_{ll}$  de taille  $N \times N$ .

L'ensemble de ces observations est divisé en deux catégories :

- les observations sur la trajectoire du véhicule noté  $\mathbf{l}_T$  défini dans la section 4.2.5.2.
- les observations sur le modèle 3D noté  $\mathbf{l}_m$  défini dans la section 3.2.3.

Le vecteur des observations est construit par concaténation de ces observations :

$$\mathbf{l} = (\mathbf{l}_T, \mathbf{l}_m)^t$$

Le choix des observations est expliqué dans les sections suivantes.

### 4.2.5.2 Observations et variances-covariances sur la trajectoire du véhicule

Nous avons vu dans le chapitre 3 que l'acquisition du nuage de points laser dans le repère Monde se calcul par le biais de 18 grandeurs d'entrées à chaque instant  $t$  que nous appelons observations. Chacune de ses observations contribuent à l'incertitude totale du nuage de points

laser. Les travaux de [Leslar et al., 2014] font une analyse de la sensibilité des incertitudes de chaque observation sur l'ensemble du nuage de points laser et prouvent que dans des conditions d'erreur étroitement contrôlées, la source d'incertitude dans le nuage de points est dominée principalement par les positions du véhicule. Les facteurs qui influent sur la précision de la position du véhicule sont principalement les trajets multiples et les masques GPS. Dans de bonnes conditions cette incertitude est d'environ quelques centimètres, cependant elle peut atteindre plusieurs mètres quand le signal GPS est perturbé. La qualité de la centrale inertielle présente sur notre véhicule nous assure une bonne orientation de l'ensemble des données laser acquises. Et les sources d'incertitudes de calibration et de scanner laser sont très inférieures. C'est donc la trajectoire du véhicule  $T(t)$  (équation (1)) que nous chercherons à ré-estimer. Nous allons remettre en question les positions successives du véhicule et chercher à corriger les dérives en translations du véhicule. Il se dégage trois caractéristiques principales des dérives des systèmes de positionnement :

1. la dérive est non linéaire en fonction du temps ;
2. la lenteur de la variation de la dérive en temps nous permet d'effectuer un découpage temporel de la trajectoire ;
3. la qualité de l'orientation délivrée par l'INS permet d'obtenir des dérives en rotation négligeable par rapport aux dérives en translation ;
4. la dérive est assez indépendante de la vitesse du véhicule. En particulier nous avons déjà observé une dérive même lorsque le véhicule est à l'arrêt, et la dérive n'est pas plus rapide quand le véhicule roule plus vite.

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  $t$ . 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 recouvrements (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.

### Modélisation de la trajectoire du véhicule

Bien que la trajectoire soit donnée à 100Hz, nous n'allons l'échantillonner qu'à 1Hz afin de limiter le nombre de variables et donc la taille du système. De plus, nous allons simplement chercher à ré-estimer ces positions en planimétrie. Pour simplifier le travail nous n'avons apparié que les points de facade aux facades du modèle, mais la méthode s'étend facilement aux appariements des points de sol au sol du modèle, auquel cas il serait possible de réestimer l'altitude de la trajectoire que nous fixons ici. Chaque échantillon de trajectoire (à 1 Hz) sera appelé temps de contrôle et noté  $t_c$ . Chaque point  $P$  du nuage laser a été acquis à un temps  $t \in [t_c, t_{c+1}]$  où  $t_c$  correspond au temps de contrôle directement inférieur à  $t$ . La position du véhicule de l'équation 1 à l'instant  $t$  se calcule par interpolation linéaire :

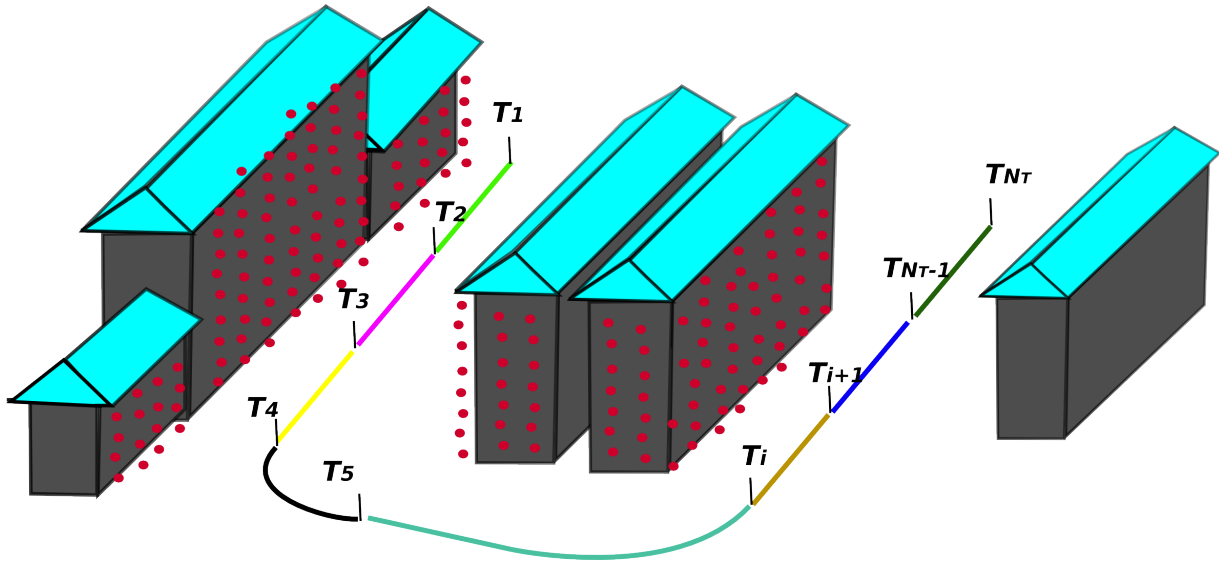
$$T(t) = \frac{(t_{c+1} - t)T_c + (t - t_c)T_{c+1}}{\Delta t} \quad (5)$$

avec  $T_c$  et  $T_{c+1}$  les positions du véhicule aux instants  $t_c$  et  $t_{c+1}$ .

Ainsi, l'ensemble de la trajectoire est défini par  $2 \times N_T$  observations (cf. Figure 4.8) :

$$\mathbf{l}_T = (\mathbf{l}_{T_x}, \mathbf{l}_{T_y}) = (T_1^x, \dots, T_c^x, \dots, T_{N_T}^x, T_1^y, \dots, T_c^y, \dots, T_{N_T}^y)$$

de covariance  $C_{TT}$  qui est bloc diagonal avec les blocs  $C_{T_x T_x}$  et  $C_{T_y T_y}$  définis dans la section suivante.



**FIGURE 4.6:** Visualisation de la méthode linéaire par morceau choisi pour effectuer le recalage. La trajectoire du véhicule est découpée en  $N$  intervalles de temps  $\Delta t$ . L'ensemble des  $N$  intervalles définit  $N$  bornes. Le but de la démarche est de ré-estimer l'ensemble des positions  $T_n$  pour chaque borne.

### Covariances sur les positions successives du véhicule de cartographie mobile

Dans la section précédente, nous avons présenté les observations sur la trajectoire du véhicule. Ces observations sont accompagnées de leurs incertitudes et sont concaténées dans une matrice de variance-covariance  $C_{TT}$  qui est bloc diagonale avec les blocs  $C_{T_x T_x}$  et  $C_{T_y T_y}$ . Dans cette section, nous répondons à la question suivante : " Comment calculer les covariances sur les positions successives du véhicule de cartographie mobile ? ".

Le véhicule de cartographie mobile fournit des positions  $T_i$  et vitesses  $\dot{T}_i$  approximatives et des incertitudes  $\sigma_i^{T_i}$  et  $\sigma_i^{\dot{T}_i}$  de sorte que les positions et vitesses réelles peuvent être modélisées par des variables aléatoires  $T_i + \Delta_i$  et  $\dot{T}_i + \dot{\Delta}_i$  où  $\Delta_i$  est une variable gaussienne centrée d'écart-type  $\sigma_i$ . Les  $\Delta_i$  ne sont évidemment pas des variables aléatoires indépendantes car le système utilise les accélérations mesurées par l'INS pour estimer les positions. Nous aimerions donc calculer leurs covariances. Un modèle simple est  $\Delta_{i+1} = \Delta_i + \dot{\Delta}_i dt$  mais cela conduit à une variance incohérente pour  $\Delta_{i+1}$  :

$$Var(\Delta_{i+1}) = \sigma_{i+1}^2 \quad Var(\Delta_i + \dot{\Delta}_i dt) = \sigma_i^2 + dt^2 \dot{\sigma}_i^2$$

Ainsi, notre meilleure hypothèse pour exploiter l'information sur la vitesse pour obtenir des informations sur la covariance est de normaliser afin d'obtenir une variance consistante :

$$\Delta_{i+1} = n_i (\Delta_i + \dot{\Delta}_i dt) \quad n_i = \sqrt{\frac{\sigma_{i+1}^2}{\sigma_i^2 + dt^2 \dot{\sigma}_i^2}}$$

De sorte qu'en supposant que  $\Delta_i$  et  $\dot{\Delta}_i$  soient indépendants, la covariance entre  $\Delta_i$  et  $\Delta_{i+1}$  est :

$$cov(\Delta_i, \Delta_{i+1}) = E(\Delta_i \Delta_{i+1}) = \sigma_i^2 n_i$$



Nous pouvons vérifier les deux limites :

$$\lim_{\dot{\sigma}_i \rightarrow 0} \sigma_i^2 n_i = \sigma_i^2 \frac{\sigma_{i+1}}{\sigma_i} = \sigma_i \sigma_{i+1} \quad \lim_{\dot{\sigma}_i \rightarrow +\infty} \sigma_i^2 n_i = 0$$

C'est à dire que si l'incertitude sur la vitesse est très faible, les positions successives sont très corrélées alors qu'au contraire si l'incertitude est très grande, la corrélation est très faible comme on pourrait s'y attendre intuitivement.

Pour les variables non adjacentes, ceci se généralise à :

$$cov(\Delta_i, \Delta_j) = \sigma_i^2 \prod_{k=i}^{j-1} n_k \quad (6)$$

Les éléments (i,j) des matrices de covariances  $C_{T_x T_x}$  et  $C_{T_y T_y}$  sont définis dans l'équation (6).

Nous avons choisi ici de remettre en question la trajectoire du véhicule en planimétrie et proposer un modèle mathématique simple pour calculer les covariances sur les positions successives du véhicule de cartographie mobile.

Une première partie des observations sur les données a donc été présentée : celle des données laser. La BD en notre possession n'est pas considérée comme parfaite, il est donc nécessaire de se questionner et de se demander quelles sont les observations que nous chercherons à ré-estimer sur le modèle 3D. Dans la suite, nous présentons les observations accompagnées de leurs incertitudes sur le modèle 3D.

#### 4.2.5.3 Observations et variances sur le modèle 3D

Comme expliqué au chapitre 3, nous avons choisi de modéliser 3 types d'incertitudes sur le modèle 3D qui correspondent donc à trois types d'observations :

- $\mathbf{l}_b$  une translation 2D (horizontale) par bloc de bâtiment  $\mathbf{d}_b = (d_x, d_y)_b^t$  pour traiter le problème global de géoréférencement par bloc de bâtiments. Il s'agit de variables gaussiennes indépendantes de variance  $\sigma_b$ . Leurs matrices de variance sont données par  $\mathbf{C}_{b_x b_x} = \mathbf{C}_{b_y b_y} = \sigma_b^2 Id$  de taille  $(N_b \times 2) \times (N_b \times 2)$ . Nous supposons que les incertitudes sont les mêmes pour tous les blocs de bâtiments.

$$\mathbf{l}_b = (\mathbf{l}_{b_x}, \mathbf{l}_{b_y}) = (d_x^1, \dots, d_x^{N_b}, d_y^1, \dots, d_y^{N_b})$$

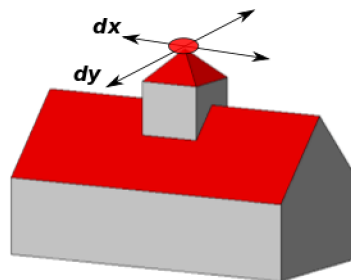


FIGURE 4.7: translation 2D (horizontale) par bloc de bâtiment

- $\mathbf{l}_f$  un décalage (horizontal)  $o_f$  le long de la normale  $\mathbf{n}_f$  par façade pour modéliser la limite de gouttière et le plan de façade. Il s'agit de variables gaussiennes indépendantes de variance  $\sigma_f$  où la matrice de covariance est donnée par  $\mathbf{C}_{ff} = \sigma_f^2 Id$  de taille  $N_f \times N_f$ . Nous supposons que les incertitudes sont toutes les mêmes pour toutes les façades.

$$\mathbf{l}_f = (o_{f_1}, o_{f_2}, \dots, o_{f_{N_f}})$$

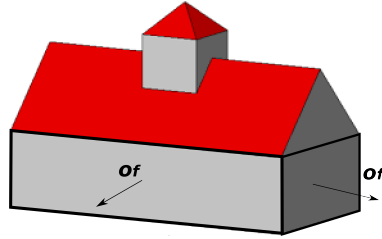


FIGURE 4.8: décalage (horizontal)  $o_f$  le long de la normale  $\mathbf{n}_f$  par façade

- $\mathbf{l}_s$  un décalage (horizontal)  $o_s$  le long de la normale  $\mathbf{n}_{f(s)}$  par bande pour modéliser le relief des façades. Il s'agit de variables gaussiennes indépendantes de variance  $\sigma_s$  où la matrice de covariance est  $\mathbf{C}_{ss} = \sigma_s^2 Id$  de taille  $N_s \times N_s$ . Nous supposons que les incertitudes sont toutes les mêmes pour toutes les bandes.

$$\mathbf{l}_s = (o_{s_1}, o_{s_2}, \dots, o_{s_{N_s}})$$

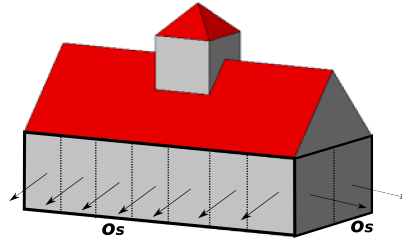


FIGURE 4.9: décalage (horizontal)  $o_s$  le long de la normale  $\mathbf{n}_{f(s)}$  par bande

#### 4.2.6 Observations sur les données

Nous avons à présent un vecteur des observations :

$$\mathbf{l} = (\mathbf{l}_{T_x}, \mathbf{l}_{T_y}, \mathbf{l}_{b_x}, \mathbf{l}_{b_y}, \mathbf{l}_f, \mathbf{l}_s)^t$$

concaténant respectivement les observations sur la trajectoire, les blocs de bâtiments, les façades et les bandes et  $\mathbf{C}_{ll}$  la matrice de variance-covariance des observations, qui est bloc diagonal avec les blocs  $\mathbf{C}_{T_x T_x}, \mathbf{C}_{T_y T_y}, \mathbf{C}_{b_x b_x}, \mathbf{C}_{b_y b_y}, \mathbf{C}_{ff}$  et  $\mathbf{C}_{ss}$ .

Nous connaissons maintenant l'ensemble des observations que nous allons ré-estimer. Nous utiliserons le cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert pour ré-estimer les observations ainsi que les incertitudes sur les observations. Jusque là, nous avons choisi de sélectionner les points qui correspondent aux points de façade en utilisant un descripteur géométrique local. Tous les

points n'appartenant pas à un point de façade dans le nuage de points laser n'interviendront donc pas dans le processus de minimisation entre les données. Une fois les points de façade sélectionnés, nous effectuons les appariements entre les données en utilisant une technique de lancer de rayons. Un ensemble de points laser  $E_s$  est apparié à une bande du modèle 3D (chaque façade a été découpée en bande rectangulaire de largeur constante) en utilisant 2 critères d'acceptations. Nous avons ensuite choisi l'ensemble des observations (en modélisant les incertitudes sur les observations) pour pouvoir utiliser le cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert.

Présentons la méthode générale du cas particulier du modèle de Gauss-Helmert et appliquons-le ensuite à notre problématique. L'avantage de la méthode est qu'elle ne nécessite que de définir :

1. un vecteur  $l$  et sa matrice de variance-covariance  $C_u$  ;
2. et l'expression d'une fonction  $g$  dépendant des observations dont la méthode cherchera à minimiser la distance entre les données.

En sortie, la méthode retourne un vecteur d'observations ré-estimé  $\hat{l}$  et une matrice de variance-covariance ré-estimé  $C_{\hat{l}}$ .

### 4.2.7 Méthode de Gauss-Helmert

Présentons maintenant la méthode générale du cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert de manière générale. Pour recaler nos données entre elles, nous utilisons une méthode d'optimisation générique découlant d'un cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert [Mikhail et al., 2004] et qui consiste en la résolution du système d'équations suivant :

$$\mathbf{g}(\hat{\mathbf{l}}) = \mathbf{0} \quad \text{ou} \quad \mathbf{g}(\mathbf{l} + \hat{\mathbf{v}}) = 0 \quad (7)$$

C'est un modèle qui lie  $N$  observations  $l$  par  $S$  contraintes qui prennent la forme de  $S$  équations.  $\hat{l} = l + \hat{v}$  est le vecteur des observations estimé,  $l$  est le vecteur des observations et  $\hat{v}$  est le vecteur des corrections des observations estimé. L'approximation linéaire de l'équation (7) est donnée dans l'équation (8) :

$$\mathbf{B}^t \hat{\mathbf{v}} = \mathbf{c}_s \quad (8)$$

$$\mathbf{c}_s = -\mathbf{g}(l^{(0)}) - \mathbf{B}^t(l - l^{(0)})$$

où  $\mathbf{B}_{N \times S} = \left( \frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{l}} \Big|_{\mathbf{l}^{(0)}} \right)^t$  est la matrice des dérivées partielles par rapport aux observations,  $\mathbf{l}^{(0)}$  est le vecteur des valeurs initiales des observations. Les quantités  $\mathbf{B}$  et  $\mathbf{c}_s$  sont connues, alors que  $\hat{\mathbf{v}}$  est inconnue. Le vecteur des observations estimé  $\hat{l}$  est :

$$\hat{l} = l + \hat{v} = l + \mathbf{C}_{II} \mathbf{B} \mathbf{M} \mathbf{c}_s \quad (9)$$

où la matrice de variance-covariance des observations estimé est calculé de la manière suivante :

$$\mathbf{C}_{\hat{l}} = \mathbf{C}_u - \mathbf{C}_u \mathbf{B} \mathbf{M} \mathbf{B}^t \mathbf{C}_u \quad (10)$$

où  $\mathbf{M} = (\mathbf{B}^t \mathbf{C}_{II} \mathbf{B})^{-1}$  et  $\mathbf{C}_{II}$  est la matrice de covariances des observations.

Pour résumer, la première étape dans le cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert, est de définir une fonction  $g$  dépendant des observations et qui nous permette de définir un système d'équations que les observations doivent satisfaire. Deuxième étape, nous calculons la matrice  $B$  qui est tout simplement la matrice des dérivées partielles par rapport aux observations dont la valeur  $l$  est égale aux valeurs initiales des observations  $l^{(0)}$ . La troisième étape est de calculer la matrice de variance-covariance  $C_{ll}$  définie dans la section précédente et de calculer le vecteur  $c_s$ . La dernière étape consiste alors à calculer le vecteur des observations estimées et la matrice de variance-covariance estimée en connaissant le vecteur  $l$ , la matrice  $B$ , la matrice  $B^t$  (matrice transposée de  $B$ ), la matrice  $M$ , le vecteur  $l^{(0)}$  et le vecteur  $c_s$ .

#### 4.2.8 Gauss-Helmert pour le recalage laser/modèle 3D

Après avoir présenté le cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert de manière générale, nous allons l'utiliser pour notre problématique. Dans notre cas, le modèle de Gauss-Helmert, est constitué de  $N = 2N_T + 2N_b + N_f + N_s$  observations et  $N_s$  contraintes ( $N_s$  est le nombre de bandes du modèle 3D apparié aux points laser). Nous disposons d'un scanner laser avec une trajectoire et un modèle 3D définis par des façades verticales composées de bandes rectangulaires elles mêmes définies par un point  $\mathbf{Q}_{f(s)}$  et une normale  $\mathbf{n}_{f(s)}$ . Chaque point laser  $\mathbf{P}_i(t)$  acquis a été associé ou non à une bande (cf section 4.2.3). Chaque bande  $s$  appartient à une façade  $F_{f(s)}$  appartenant à un bloc  $B_{b(s)}$ . Le problème de recalage passe par la résolution d'un système de  $N_s$  contraintes définies par l'ensemble des observations  $\mathbf{l}$  qui minimise l'équation 11. Pour un ensemble de points laser  $E_s$  associé à une bande  $s$ , on a une contrainte de la forme :

$$\begin{aligned} \mathbf{g}_s(\mathbf{l} + \hat{\mathbf{v}}) &= \sum_{\mathbf{p} \in E_s} d(\mathbf{P}_i(t), F_{f(s)}) = 0 & (11) \\ &= \sum_{\mathbf{p} \in E_s} (\mathbf{Q}_{f(s)} + \mathbf{d}_{b(f(s))} - \mathbf{P}_i(t)) \cdot \mathbf{n}_{f(s)} + \mathbf{o}_{f(s)} + \mathbf{o}_s = 0 \end{aligned}$$

avec

- $\mathbf{g}_s$  est la fonction coût à minimiser. Elle représente la somme des distances orthogonales signées des points laser à la bande appariée. Elle est donc minimale quand la bande passe par le centre de gravité des points qui lui sont appariés ;
- $\mathbf{l}$  le vecteur des observations défini dans la section 3.2 ;
- $\mathbf{Q}_{f(s)}$  un point de la bande  $s$  apparié à un point laser  $P_i$  ;
- $\mathbf{d}_{b(f(s))}$  est la translation du bloc de bâtiment  $b$  ;
- $\mathbf{P}_i(t)$  est le point laser acquis à l'instant  $t$  (Equation 1) ;
- $\mathbf{n}_{f(s)}$  est la normale à la bande  $s$  ;
- $\mathbf{o}_f$  est l'offset le long de la normale de la façade  $\mathbf{n}_f$  ;
- $\mathbf{o}_s$  est l'offset le long de la normale de la bande  $\mathbf{n}_{f(s)}$  ;
- $E_s$  est l'ensemble des points laser appariés à une bande  $s$  ;
- $\hat{\mathbf{v}}$  est le vecteur des corrections des observations que l'on cherche à estimer.

La solution des observations estimées est donnée à nouveau par :

$$\hat{\mathbf{l}} = \mathbf{l} + \hat{\mathbf{v}} = \mathbf{l} + C_{ll} \mathbf{B} (\mathbf{B}^t C_{ll} \mathbf{B})^{-1} \mathbf{c}_s \quad (12)$$

avec pour matrice de covariance :

(13)

où  $\mathbf{B} = \left( \frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{l}} \Big|_{\mathbf{l}(0)} \right)^t$  est la matrice des dérivées partielles par rapport aux observations avec :

$$\frac{\partial \mathbf{g}_s(\hat{\mathbf{v}})}{\partial T_c^x} = \sum_{\mathbf{p} \in E_s} \frac{-(t_{c+1} - t)}{\Delta_t} \cdot \mathbf{n}_{f_x(s)}$$

$$\frac{\partial \mathbf{g}_s(\hat{\mathbf{v}})}{\partial T_{c+1}^y} = \sum_{\mathbf{p} \in E_s} \frac{-(t - t_c)}{\Delta_t} \cdot \mathbf{n}_{f_y(s)}$$

$$\frac{\partial \mathbf{g}_s(\hat{\mathbf{v}})}{\partial d_x} = \sum_{\mathbf{p} \in E_s} \mathbf{n}_{f_x(s)}$$

$$\frac{\partial \mathbf{g}_s(\hat{\mathbf{v}})}{\partial d_y} = \sum_{\mathbf{p} \in E_s} \mathbf{n}_{f_y(s)}$$

$$\frac{\partial \mathbf{g}_s(\hat{\mathbf{v}})}{\partial o_f} = \sum_{\mathbf{p} \in E_s} 1 = \text{card}(E_s)$$

$$\frac{\partial \mathbf{g}_s(\hat{\mathbf{v}})}{\partial o_s} = \sum_{\mathbf{p} \in E_s} 1 = \text{card}(E_s)$$

### 4.3 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de présenter une méthode de recalage conjoint pour mettre en cohérence nos jeux de données. Ce recalage corrige la trajectoire du véhicule et donc la position du nuage de points laser et même le modèle géométrique 3D (blocs de bâtiments, façades et bandes) en utilisant les incertitudes sur les données. Les incertitudes des données nous permettent ainsi de nous affranchir de certains paramètres délicats lors du recalage en nous donnant des informations supplémentaires sur la localisation des données. L'ensemble de la chaîne a été réalisée en langage de programmation C++. La méthode est générique, permettant de prendre en compte potentiellement de nouvelles observations (du moment que leurs incertitudes sont connues sous la forme d'une matrice de variances/covariances). En comparant avec les méthodes de recalage de [Monnier, 2014], notre méthode est bien plus générique. En effet, au lieu d'utiliser 2 méthodes distinctes de recalage, nous proposons une seule et unique méthode qui en fonction des incertitudes sur les données, recalera les données entre-elles. Notre méthode regroupe 3 cas particuliers :

1. dans le cas où les BD sont parfaites (très faibles incertitudes sur le modèle 3D), alors notre méthode recalcule les nuages de points sur les BD. La méthode se résume alors à un problème de localisation (estimation de pose).
2. dans le cas où au contraire les nuages de points laser sont parfaits (très faible incertitude sur le nuage de points) alors les BD se recalent sur le nuage de points laser. La méthode se résume alors à déformer seulement le modèle 3D.

3. dans le cas où aucun à priori n'est fait sur la fiabilité des données et où les incertitudes sont présentes dans les deux jeux de données alors un recalage conjoint est réalisé.

Nous pouvons résumer la méthode comme suit :

1. modéliser et propager les incertitudes sur les données laser 3D/modèle 3D.
2. apparier les plans de façade du modèle 3D avec les points de façades du nuage de points laser mobiles en utilisant un lancer de rayons et un critère d'acceptation ou de rejet des appariements basés sur les incertitudes. Les points de façades du nuage de points laser étant inconnu, nous utilisons un descripteur géométrique local adaptatif calculé en chaque point constitutif du nuage.
3. optimiser la distance entre le nuage de points laser et le modèle 3D en utilisant la méthode de Gauss-Helmert (très utilisé en géodésie) qui prend en entrée les sources incertitudes/observations et fournit en sortie les observations estimées ainsi que les incertitudes associées.

La figure 4.10 illustre le schéma général du processus de recalage conjoint.

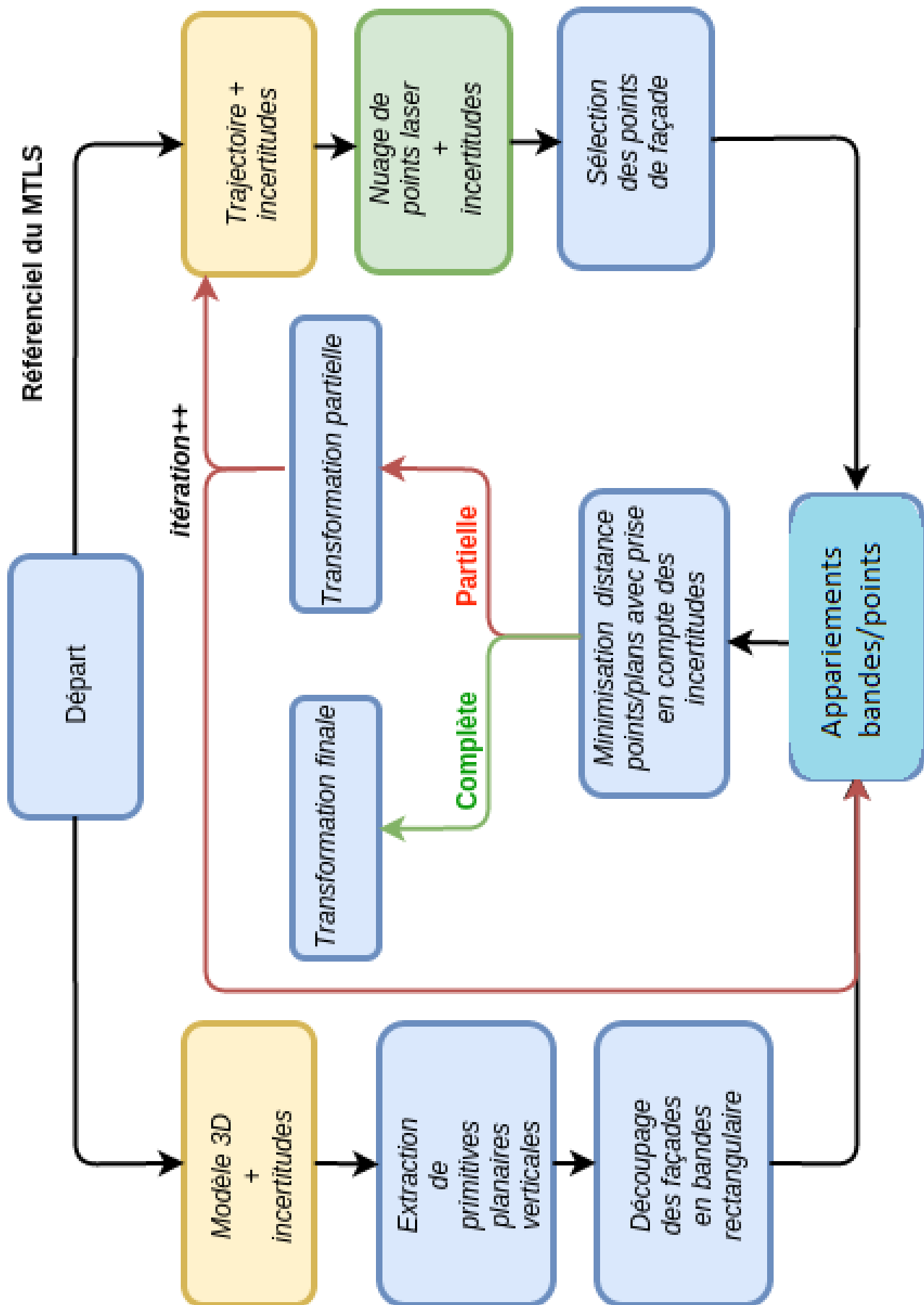


FIGURE 4.10: Schéma général du processus de recalage conjoint





# Chapitre 5

## Expérience virtuelle



*Une croyance peut certes vous reconforter. Par contre, seule l'expérience peut vous libérer.*

Eckhart Tolle

### Sommaire

<b>5.1</b>	<b>Introduction .....</b>	<b>67</b>
<b>5.2</b>	<b>Création d'un nuage de points laser synthétique : vérité terrain..</b>	<b>70</b>
<b>5.3</b>	<b>Perturbation (ou déformation) des données .....</b>	<b>72</b>
<b>5.4</b>	<b>Résultats et évaluation .....</b>	<b>73</b>
5.4.1	Fortes incertitudes sur la trajectoire.....	76
5.4.2	Fortes incertitudes sur les blocs de bâtiments.....	82
5.4.3	Fortes incertitudes sur les façades .....	88
5.4.4	Fortes incertitudes sur les bandes.....	94
5.4.5	Incertitudes sur la trajectoire et le modèle 3D.....	99
<b>5.5</b>	<b>Conclusion.....</b>	<b>104</b>

### 5.1 Introduction

Précédemment, nous avons exposé la méthodologie globale utilisant le cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert (GH) pour recalcr conjointement un nuage de points laser mobile et un modèle 3D de bâtiments.

Au sein de ce chapitre nous allons évaluer la méthode de recalage que nous avons proposée dans le chapitre 4. Pour ce faire, nous proposons de travailler sur des jeux de données complètement contrôlés. Ne disposant pas de vérité terrain avec les données réelles, nous utiliserons des données simulées numériquement que nous créerons. De plus, effectuer une évaluation sur des données

présentant un niveau de détail si différent peut engendrer des difficultés d'interprétation. Nous proposons donc dans ce chapitre de créer des nuages de points laser simplifiés créés à partir de la géométrie d'acquisition du véhicule de cartographie mobile en utilisant une technique de lancer de rayons (même technique utilisée lors de l'appariement des données). Nous créerons donc un nuage de point laser qui est parfaitement positionné sur les primitives triangulaires du modèle Bati3D et de même niveau de détails que notre modèle Bati3D pour disposer d'une vérité terrain. Nous verrons ainsi comment créer ce type de nuage de points simulés numériquement. Une fois notre nuage de points laser synthétique créé, nous perturberons les données en suivant leur modèle d'incertitude pour pouvoir ensuite les recalculer et ainsi évaluer la méthode que nous avons proposée.

Notre méthode est organisée de la manière suivante :

1. l'utilisation d'un nuage laser le plus parfait possible, c'est-à-dire où les points constitutifs du nuage coïncident parfaitement avec le modèle Bati3D en notre possession. Comme défini en section 5.2.1, un nuage laser synthétique sera créé sur la zone pour que la vérité terrain puisse être considérée comme parfaite.
2. Ensuite, la trajectoire originale sera dégradée par l'ajout de translations aléatoires le long de la trajectoire.
3. Le modèle Bati3D original sera dégradé par l'ajout de translations aléatoires par bloc, façade et bande.
4. La méthode de recalage sera alors utilisée pour mettre en cohérence notre modèle Bati3D dégradé et notre nuage de points synthétique dégradé.

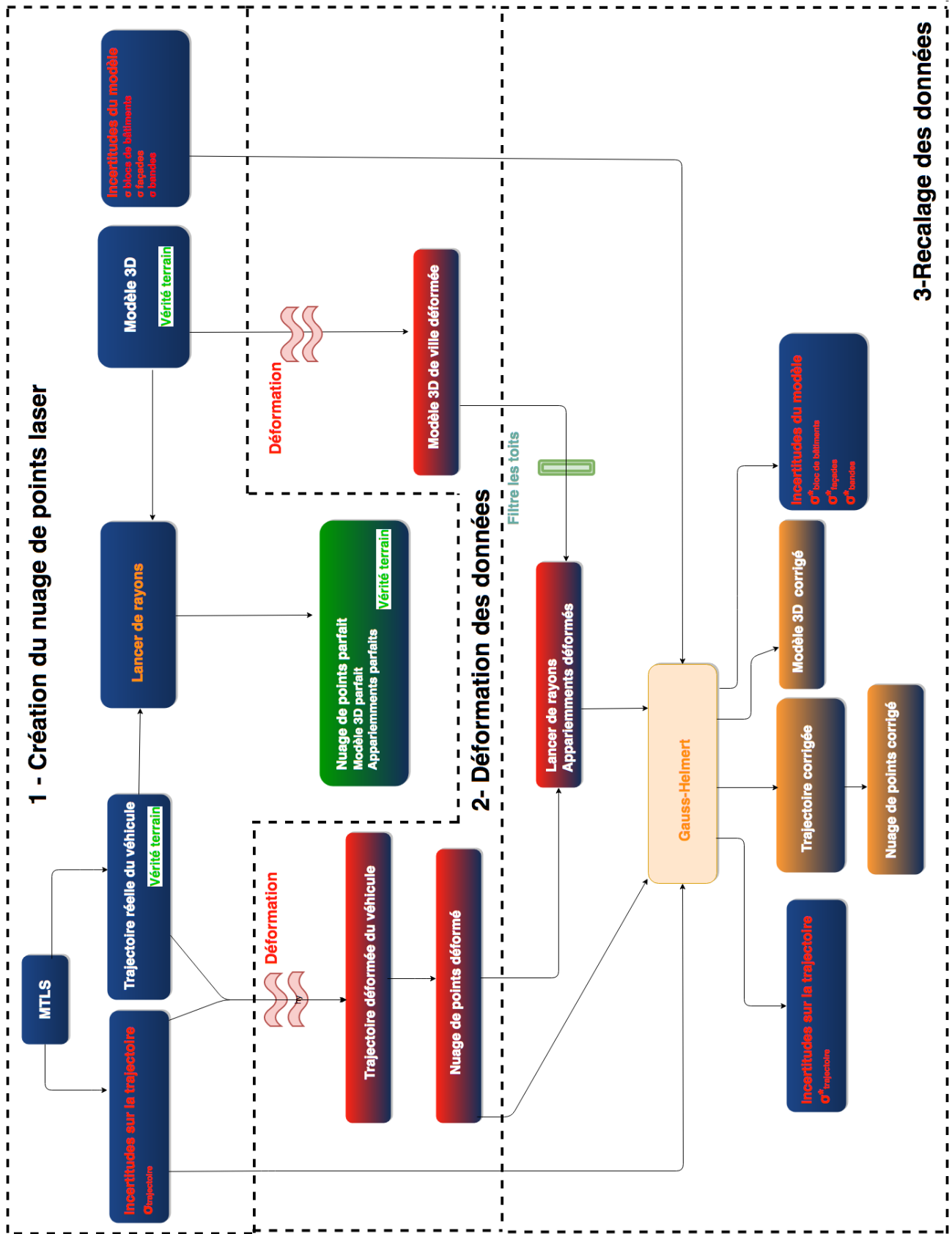
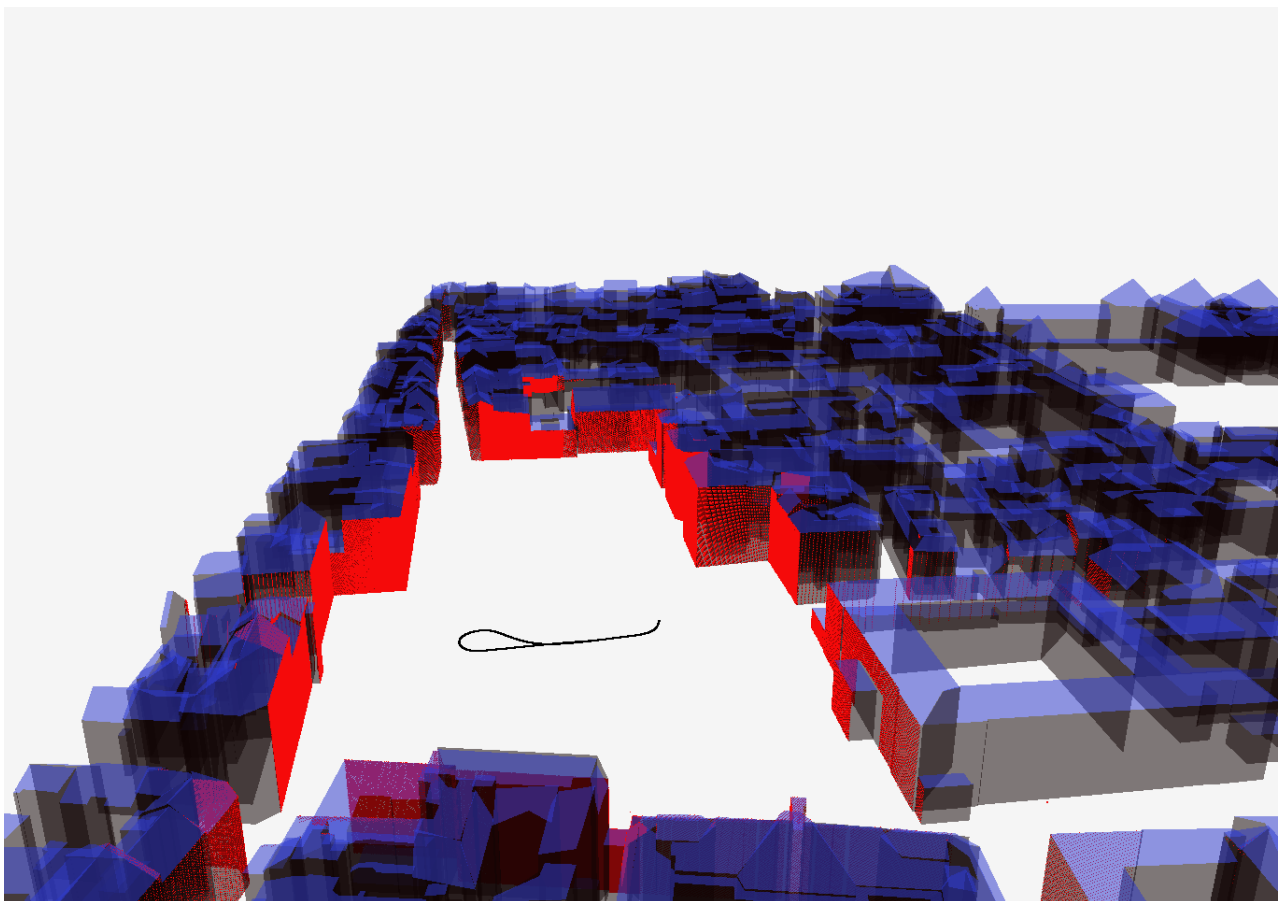


FIGURE 5.1: Schéma général de l'algorithme : i) création du nuage de points laser ii) perturbation des données iii) recalage conjoint des données laser 3D/modèle 3D

## 5.2 Création d'un nuage de points laser synthétique : vérité terrain

Le problème principal auquel on est confronté lors d'un recalage de systèmes d'informations géographiques est de déterminer l'écart entre les positions de nos objets dans notre système et leurs positions réelles dans le monde. Pour pallier ce problème, nous utilisons des données simulées pour pouvoir évaluer la méthode de recalage. Au sein de cette section, nous expliquons comment créer des nuages de points laser de même niveau de détail que notre BD (pour faciliter l'interprétation de nos résultats) et parfaitement positionnés sur les primitives géométriques de la BD.

Pour se faire nous exploitons un jeu de données à notre disposition situé dans un arrondissement de Paris en utilisant la géométrie d'acquisition du véhicule, la trajectoire réelle du véhicule et un modèle 3D géométrique de ville pour créer des nuages de points laser synthétiques parfaitement positionnés sur le modèle 3D. Le nuage de points synthétique sur la zone d'étude est visible sur la figure 5.2.

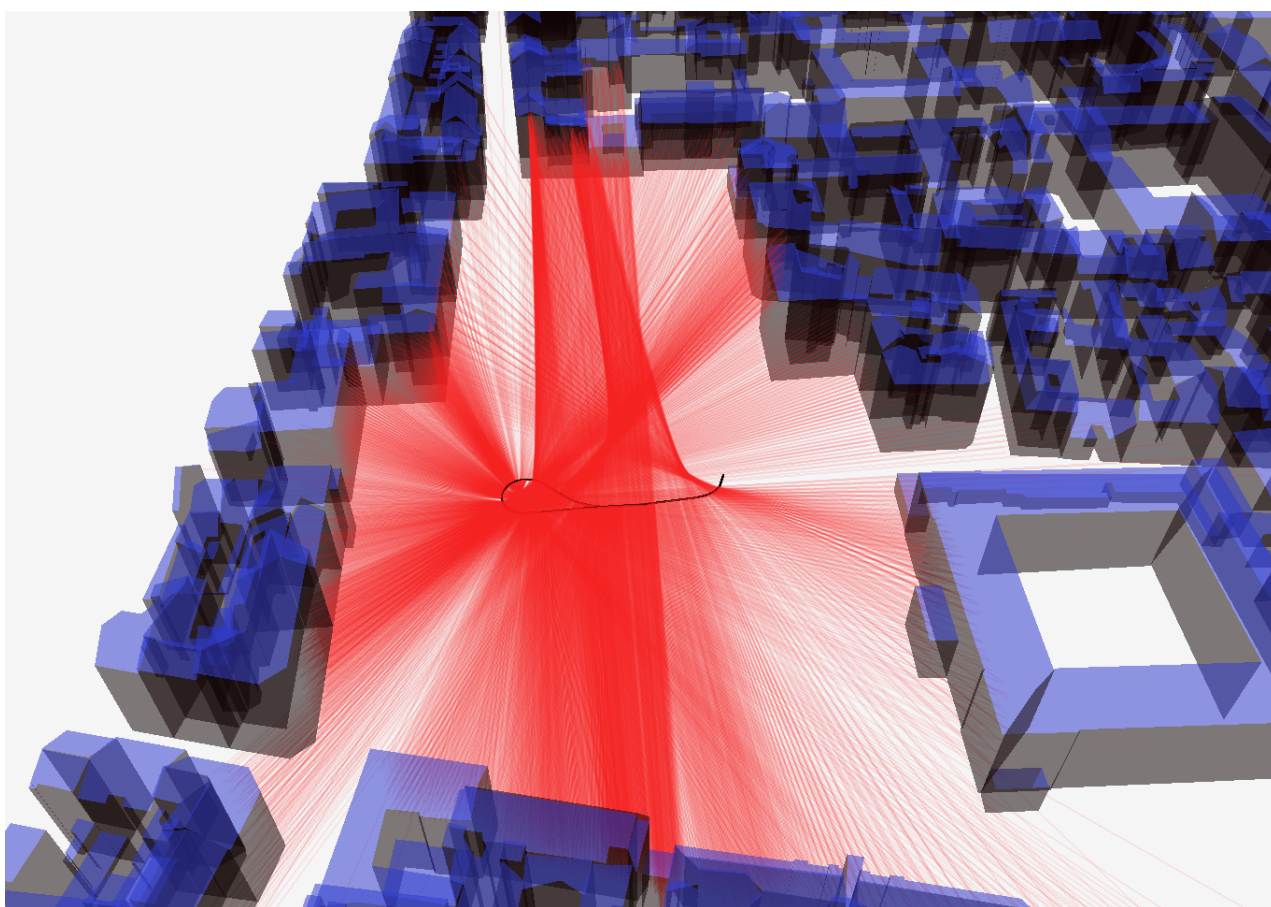


**FIGURE 5.2:** Superposition du nuage laser synthétique (rouge) créé à partir d'un lancer de rayons et du modèle Bati3D ayant servi à le créer. Création d'un nuage de points laser synthétique de même niveau de détail que notre modèle Bati3D et parfaitement positionné sur les primitives triangulaires du modèle 3D. En noir : trajectoire réelle du véhicule, en rouge : nuage de points laser simplifié (même niveau de détail que la BD), en gris foncé : façades, bleu : toits.

La création de ce type de nuage est relativement simple. Nous utilisons un lancer de rayons sur les primitives triangulaires de la BD. Au temps  $t$  de la trajectoire, un rayon est lancé dans

## 5.2. Création d'un nuage de points laser synthétique : vérité terrain

la scène (nous connaissons la position du centre du scanner laser  $C$  et le vecteur unitaire du rayon laser  $u_{laser}$  à chaque pas de temps). Si celui ci intersecte des primitives géométriques triangulaires de façade, la plus proche est sélectionnée. L'intersection entre le rayon est la primitive en question définit un nouveau point  $P'_i$  (voir Figure 5.4). Nous sauvegardons ainsi pour chaque point  $P'_i$  les identifiants des blocs, façades et bandes qui lui sont associés (chaque façade étant découpée en bandes de largeur constante de 1.5 mètre). Cette information nous permet ainsi de connaître l'appariement exact de chaque point  $P'_i$ . Ainsi pour chaque point parfaitement positionné sur une primitive de la BD, nous connaissons son appariement parfait. Cette étape simple nous permet de disposer d'une vérité terrain qui nous sera nécessaire pour évaluer efficacement notre méthode de recalage.



**FIGURE 5.3:** Simulation numérique : lancer de rayons sur les primitives de la BD pour obtenir un nuage de points laser artificiel parfaitement positionné sur le modèle 3D.

Au final, le nuage de points laser synthétique créé possède pour chaque point intersecté 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 triangulaires de façade dans le modèle Bati3D et la position des nouveaux points  $P'_i$  est modifiée (désormais nous utiliserons la position de l'intersection au lieu du point original - Figure 5.4).

Nous disposons à présent d'un nuage de points laser artificiel parfaitement positionné sur le modèle Bati3D et où chaque point est apparié à une bande du modèle Bati3D. C'est notre vérité terrain.

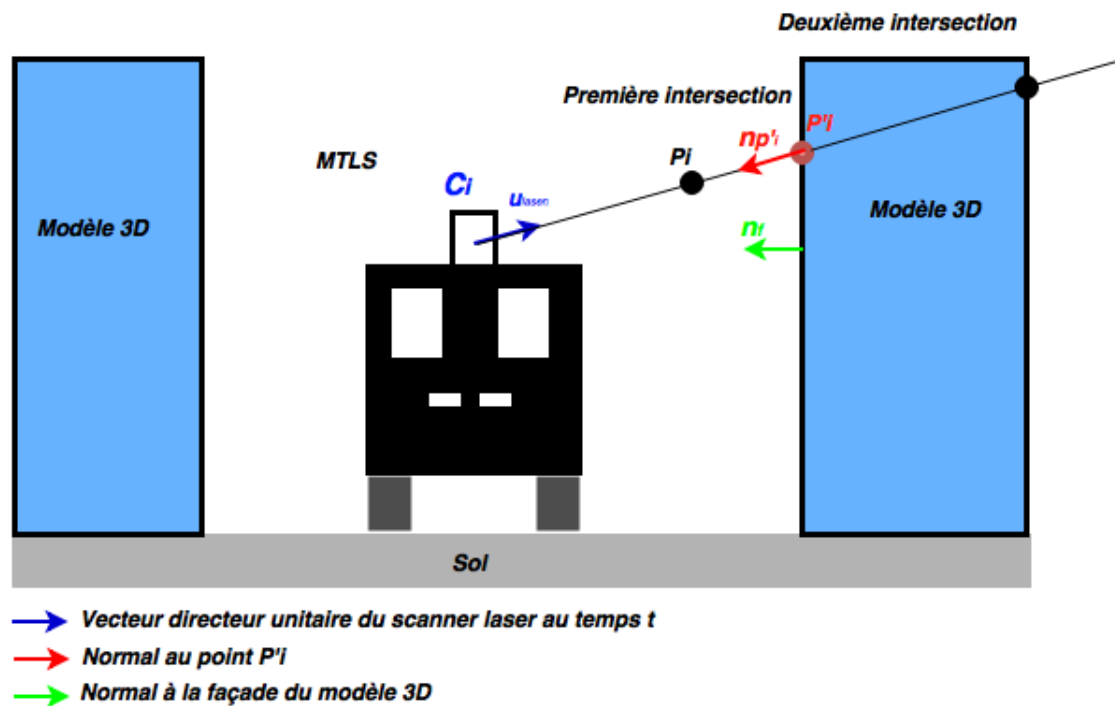


FIGURE 5.4: Schéma d'un lancer de rayons sur un modèle 3D

### 5.3 Perturbation (ou déformation) des données

Une fois notre vérité terrain construite nous perturbons (ou déformons) volontairement nos données pour pouvoir ensuite les recalcr entre elles. Pour perturber nos données, nous faisons un tirage aléatoire gaussien de toutes nos observations vérifiant les variances-covariances définies dans le chapitre précédent (sections 4.2.5.2 et 4.2.5.3).

#### Perturbation de la trajectoire du véhicule de cartographie mobile

Nous perturbons (ou déformons) la trajectoire du véhicule de cartographie mobile en planimétrie en faisant un tirage aléatoire gaussien de variances-covariances  $C_{TT}$  définies dans la section 4.2.5.2. La position des points du nuage laser dépendant de la trajectoire du véhicule, celle-ci est ainsi perturbée. Il est important de noter que les positions successives du véhicule ne sont pas indépendantes le long de la trajectoire. Ce qui explique la formule mathématique proposée (équation 6) permettant de calculer les covariances des positions successives du véhicule.

#### Perturbation du modèle 3D

Nous déformons le modèle 3D géométrique à trois niveaux :

1. Au niveau des blocs de bâtiments : chaque bloc de bâtiments est déplacé dans les deux directions de l'espace : X et Y en utilisant un tirage aléatoire gaussien indépendant d'écart-type  $\sigma_b$
2. Au niveau des façades : chaque façade est déplacée le long de sa normale (orientée de l'intérieur vers l'extérieur) en utilisant un tirage aléatoire gaussien d'écart-type  $\sigma_f$
3. Au niveau des bandes : chaque bande est déplacée le long de sa normale (orientée de l'intérieur vers l'extérieur) en utilisant un tirage aléatoire gaussien indépendant d'écart-type  $\sigma_s$

Il est également important de souligner qu'il n'est pas nécessaire de perturber les blocs de bâtiments, façades et bandes qui n'ont pas été touchés par le lancer de rayons lors de la création de notre vérité terrain car de toute façon ils ne rentreront pas dans le processus de recalage.

In fine, après perturbation des données, les différents jeux de données ne coïncident plus.

Dans la section suivante, nous allons proposer plusieurs scénarios de validation en perturbant la vérité terrain avec des incertitudes d'abord fortes sur un type de variable seulement, puis sur toutes les variables afin de valider pas à pas notre méthode de recalage.

## 5.4 Résultats et évaluation

La qualité de l'algorithme de recalage dépend de deux choses :

- la méthode d'optimisation : le cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert ;
- la méthode des appariements.

Pour évaluer la méthode d'optimisation (cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert), il est nécessaire de n'utiliser que des bons appariements.

L'utilisateur choisit les écarts-types en entrées de notre algorithme :

- $\sigma_b$  représentant les écarts-types sur l'ensemble des blocs de bâtiments. Dans nos simulations, nous choisissons de mettre un écart-type identique sur l'ensemble des blocs de bâtiments. Ce qui signifie que  $\sigma_b = \sigma_{bx} = \sigma_{by} = \sigma_{b1x} = \sigma_{b1y} = \dots = \sigma_{bNbx} = \sigma_{bNby}$
- $\sigma_f$  représentant les écarts-types sur l'ensemble des façades de bâtiments. Dans nos simulations, nous choisissons de mettre un écart-type identique sur toutes les façades. Ce qui signifie que  $\sigma_f = \sigma_{f1} = \sigma_{f2} = \dots = \sigma_{bNf}$
- $\sigma_s$  représentant les écarts-types sur l'ensemble des bandes de façade. Dans nos simulations, nous choisissons de mettre un écart-type identique sur l'ensemble des bandes. Ce qui signifie que  $\sigma_s = \sigma_{s1} = \sigma_{s2} = \dots = \sigma_{sNs}$
- $\sigma_T$  représentant les écarts-types des positions successives du véhicule de cartographie mobile en planimétrie. Dans nos simulations, nous choisissons de mettre un écart-type constant sur l'ensemble de la trajectoire. Ce qui signifie que  $\sigma_T = \sigma_{T1x} = \sigma_{T1y} = \sigma_{T2x} = \dots = \sigma_{TNx} = \sigma_{TNy}$

Une fois les écarts-types  $[\sigma_b, \sigma_f, \sigma_s, \sigma_T]$  entrés par l'utilisateur, l'algorithme perturbe aléatoirement suivant une loi gaussienne multidimensionnelle le modèle 3D et la trajectoire du véhicule comme défini dans la section 5.2.2. Une fois les données perturbées et sauvegardées, l'algorithme de Gauss-Helmert prend en compte ces écarts-types pour recalculer conjointement nos données entre elles en utilisant des appariements parfaits. Le fait de prendre en compte les appariements parfaits permet d'évaluer le cas particulier de la méthode de Gauss-Helmert. Nous effectuons plusieurs simulations pour évaluer notre algorithme de recalage (utilisant des appariements parfaits) :

1. un recalage avec de forts écarts-types sur les blocs de bâtiments ( $\sigma_b = 2m, \sigma_f = 0.01m, \sigma_s = 0.01m, \sigma_T = 0.01m$ ) ;
2. un recalage avec de forts écarts-types sur les façades ( $\sigma_b = 0.01m, \sigma_f = 2m, \sigma_s = 0.01m, \sigma_T = 0.01m$ ) ;

3. un recalage avec de forts écarts-types sur les bandes ( $\sigma_b = 0.01m, \sigma_f = 0.01m, \sigma_s = 2m, \sigma_T = 0.01m$ );
4. un recalage avec de forts écarts-types sur la trajectoire ( $\sigma_b = 0.01m, \sigma_f = 0.01m, \sigma_s = 0.01m, \sigma_T = 2m$ );
5. et un recalage avec des écarts-types "réalistes" tel que ( $\sigma_b = 1m, \sigma_f = 0.5m, \sigma_s = 0.3m, \sigma_T = 1m$ ).

### Métriques d'évaluation

La fidélité des données est un facteur important à prendre en compte. À cet égard, la fidélité doit se fonder sur des procédures claires et précises. Son objectif se veut de satisfaire des besoins bien déterminés : ceux des futurs utilisateurs voulant exploiter au mieux ces données géographiques. La fidélité n'est pas un élément négligeable, car elle atteste que les données acquises permettront de créer un produit final avec une qualité attendue. Il existe plusieurs approches traitant de cette question. L'évaluation qualitative consiste à effectuer une analyse visuelle et à noter la qualité avec un sens sémantique. Elle permet de constater la présence de fautes (erreurs grossières). L'évaluation quantitative se réalise avec des métriques d'évaluation. Elle fournit une statistique descriptive, son but étant, par définition, de décrire par des statistiques des données (la moyenne, l'écart-type...).

Dans cette section, nous introduisons les métriques d'évaluation permettant de juger de la fidélité du produit final. Pour ce faire, nous évaluerons les incertitudes en sortie de l'algorithme de Gauss-Helmert. Notre méthode produisant elle-même sa propre validation (auto-qualification) sous la forme d'incertitudes sur toutes les variables décrivant les données recalées, son évaluation repose donc en premier lieu sur la réponse à la question suivante : "Peut-on faire confiance aux incertitudes fournies par notre méthode?".

Chercher à valider les incertitudes estimées par la méthode revient à vérifier que la distribution des résidus normalisés suit une loi normale centrée et de variance 1. On appelle résidu normalisé d'une observation l'erreur observée (résidu) divisée par son écart-type. C'est la différence entre la valeur de l'observation estimée et la valeur vraie de l'observation (vérité terrain) rapportée à son écart-type (fourni par l'algorithme en sortie). La formule pour calculer le résidu normalisé d'une observation s'écrit comme suit :

$$\frac{\epsilon_i}{\sigma_{i*}} \quad \text{avec} \quad \epsilon_i = \hat{l}_i - \bar{l}_i \quad (1)$$

$\epsilon_i$  est la différence entre la valeur estimée de l'observation  $\hat{l}_i$  et la valeur vraie de l'observation  $\bar{l}_i$  (vérité terrain),  $\sigma_{i*}$  l'incertitude prédite (ou écart-type) en sortie de notre algorithme (issue de la matrice de variance-covariance des observations estimées).

Nous proposons les indicateurs suivants pour valider que les résidus normalisés suivent bien une loi normale centrée de variance 1 :

- La moyenne de la distribution des résidus normalisés est proche de 0.
- L'écart-type de la distribution des résidus normalisés est proche de 1. Si elle est inférieure à 1, les incertitudes en sortie sont très bonnes. Et si elle est supérieure à 1 alors les incertitudes seront moins bonnes.
- Les valeurs des résidus normalisés sont comprises dans l'intervalle de confiance  $[-3;3]$ .

Les résidus normalisés sont sans unité. En général on admet que les résidus normalisés suivent une loi normale centrée réduite (si on a un nombre d'observations assez grand), ce qui permet souvent de choisir un seuil critique simple de 3 à partir duquel on considère qu'un résidu est



suspect. La valeur 3 correspond à un risque inférieur à 1% si l'hypothèse de normalité est vérifiée, c'est à dire qu'il y a environ une chance sur 100 qu'un résidu en valeur absolue se trouve au-dessus de 3.

On peut également évaluer la normalité des données en utilisant le test de Shapiro-Wilk (Annexe A) lorsque le nombre d'observations des données est faible (environ 50). Ce test compare la distribution des données observées à une distribution normale.

Les hypothèses nulle et contraire sont :

- $H_0$  : les données observées sont distribuées normalement
- $H_1$  : les données observées ne sont pas distribuées normalement

Les données observées peuvent être considérées comme normalement distribuées lorsque la valeur de  $p$  calculée par le test de Shapiro-Wilk est supérieure au seuil  $\alpha = 0.05$ .

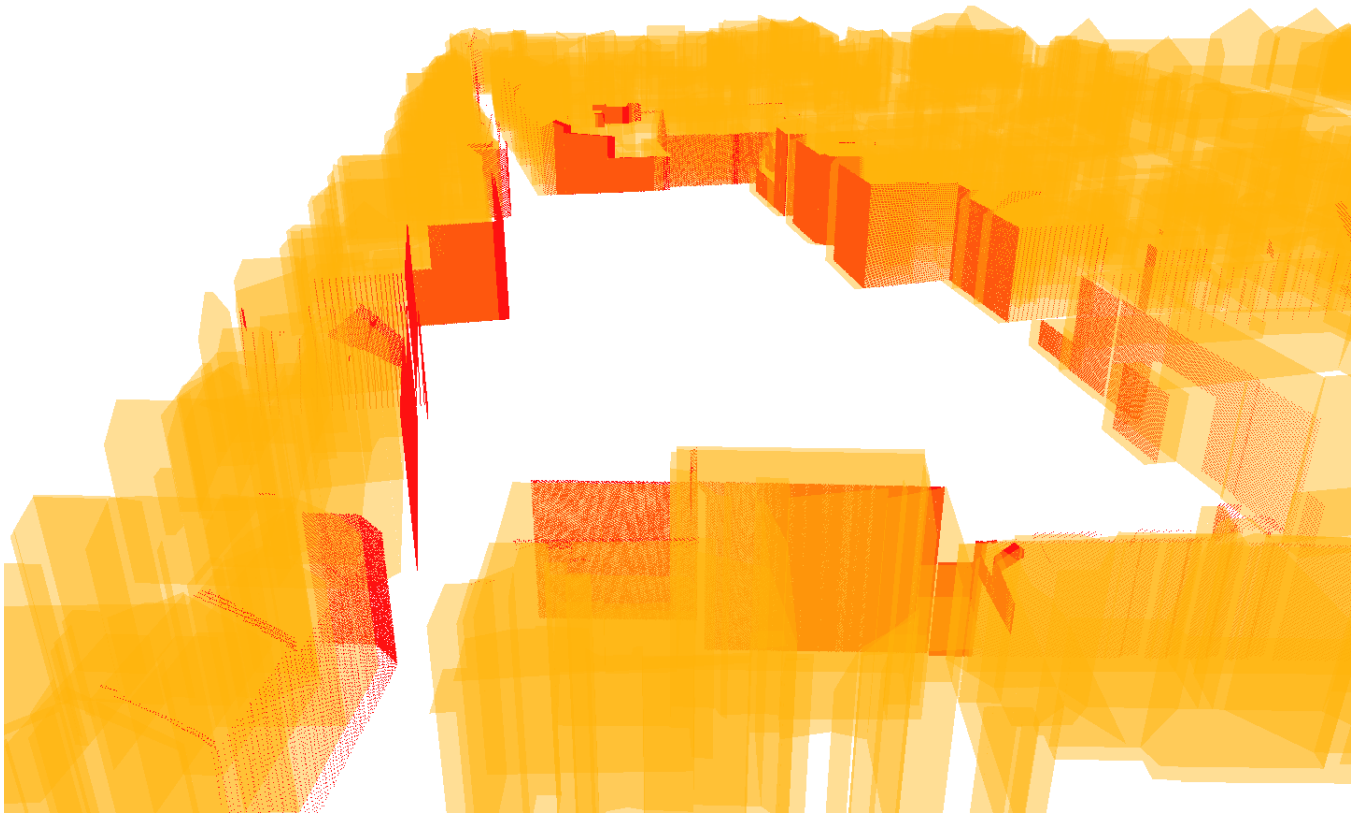
- Si  $p < 0.05$ , la distribution n'est pas normale
- Si  $p > 0.05$ , la distribution est normale

Nous utiliserons donc le teste de Shapiro-Wilk pour les blocs de bâtiments et la trajectoire qui présentent un nombre d'observations inférieur ou environ égal à 50. Nous présentons les résultats de 5 simulations dans les parties 5.4.1 à 5.4.5, et les résultats seront interprétés et commentés dans la section 5.5

### 5.4.1 Fortes incertitudes sur la trajectoire

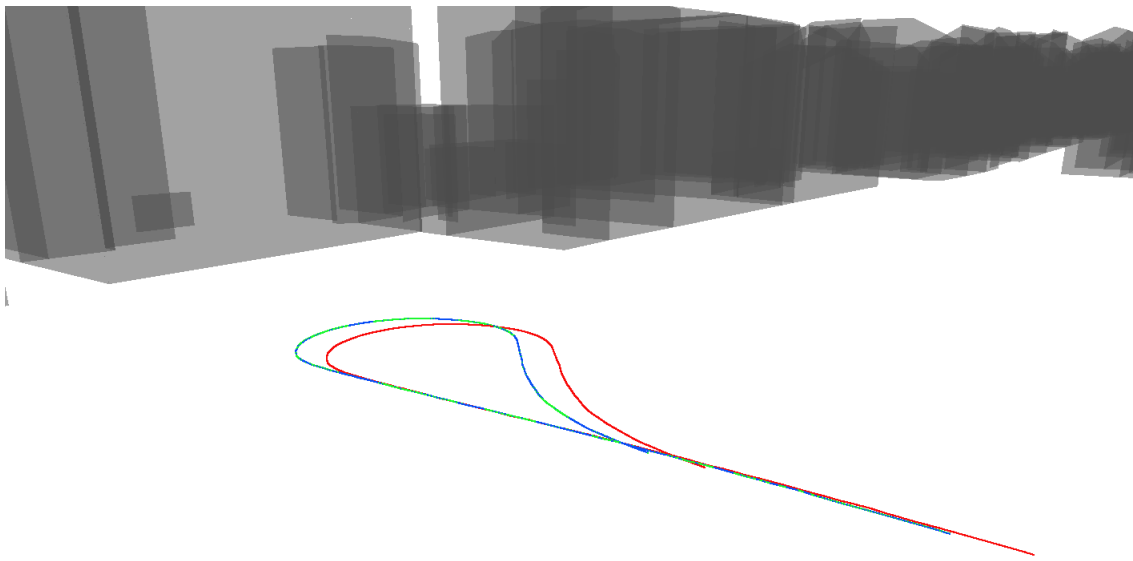
Dans ce cas précis, nous cherchons à recalibrer un nuage de points laser avec une faible précision géographique (de l'ordre de 2 mètres) et un modèle 3D avec une bonne précision géographique (de l'ordre du centimètre). Nous paramétrons l'algorithme de sorte à mettre de forts écarts-types en entrée sur la trajectoire du véhicule de cartographie mobile et de très faibles écarts-types sur le modèle 3D ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 2m$ ). Ceci simule un cas où les données 3D sont beaucoup plus précises que la trajectoire et font donc référence (ce qui peut être le cas dans certaines villes qui ont investi dans des modélisations 3D sub-décimétriques alors que les centrales inertielles des VCM peuvent dériver de plusieurs mètres dans les pires cas dans ces villes).

Ainsi paramétré, l'algorithme perturbe fortement la trajectoire du véhicule et très faiblement le modèle 3D. Ce qui a pour conséquence de perturber fortement le nuage de points laser (Figure 5.5). La trajectoire a été déplacée en moyenne de 0.36 mètre en X et de -2.08 mètres en Y par notre algorithme.

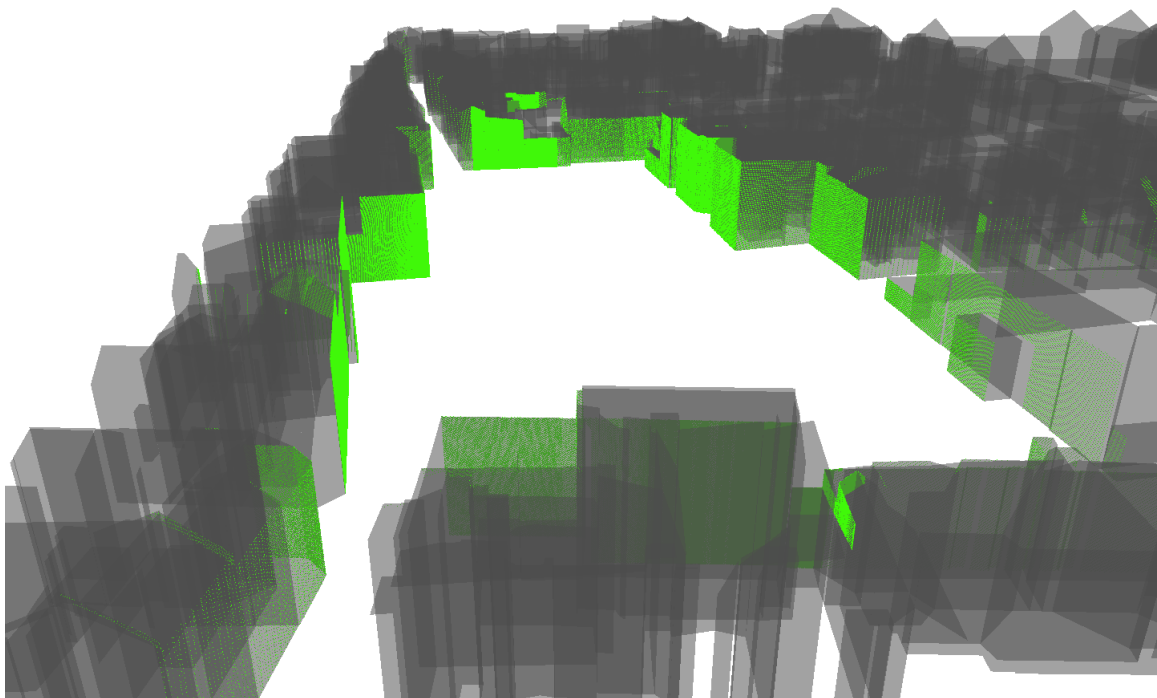


**FIGURE 5.5:** Perturbation des données - (Forte perturbation de la trajectoire du véhicule de cartographie mobile et très faible perturbation du modèle 3D.)

La figure 5.6 illustre le résultat visuel du recalage de la trajectoire qui a été fortement perturbée. La trajectoire réelle issue de notre vérité terrain (avant perturbation) est en bleu, la trajectoire perturbée est en rouge et la trajectoire recalée en vert. La trajectoire a été recalée en moyenne de -0.36 mètre en X et de +2.08 mètres en Y. La figure 5.7 illustre le résultat du recalage entre le nuage de points laser de cartographie mobile et le modèle 3D après correction de la trajectoire. Le nuage de points laser est parfaitement positionné sur le modèle 3D.



**FIGURE 5.6:** Résultat visuel du recalage de la trajectoire. Noir : modèle 3D, bleu : trajectoire réelle, rouge : trajectoire perturbée, vert : trajectoire recalée.

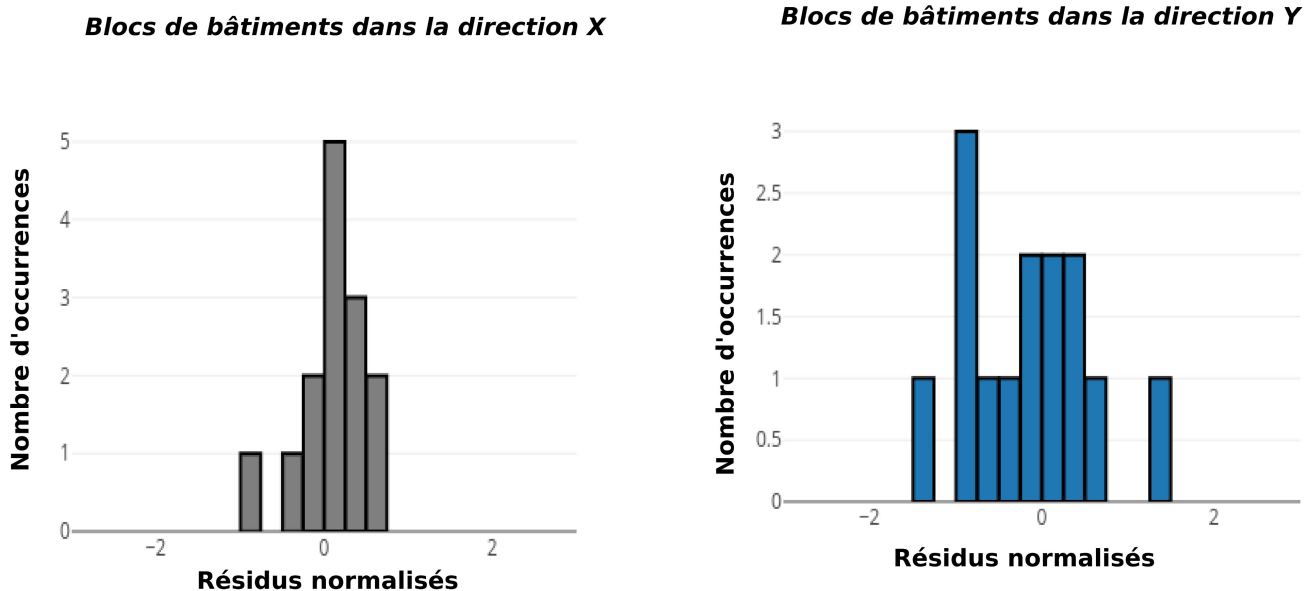


**FIGURE 5.7:** Recalage des données avec une forte perturbation le long de la trajectoire - Noir : modèle 3D recalé, vert : nuage de points laser recalé.

Catégories d'observations	Moyennes des résidus normalisés	Écart-types des résidus normalisés	Max des résidus normalisés (en valeur absolue)	Test de Shapiro-Wilk
Blocs de bâtiments en X	0.14	0.41	1	Loi normale
Blocs de bâtiments en Y	-0.16	0.73	1.5	Loi normale
Façades	-0.07	0.91	3	
Bandes	0.06	0.94	3	
Trajectoire en X	0.34	0.90	2	Loi normale
Trajectoire en Y	-0.04	0.91	2	Loi non normale

**Tableau 5.1:** Tableau synthétisant les métriques d'évaluations des observations avec ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 2m$ ).

Les histogrammes visibles sur les figures 5.8, 5.11 et 5.12 illustrent respectivement les distributions des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans les directions (X,Y), des façades, des bandes et le long de la trajectoire dans les directions (X,Y). Le tableau 5.1 résume pour chaque catégorie d'observations la moyenne, l'écart-type, l'intervalle de confiance de chaque distribution, le test de Shapiro-Wilk servant à connaître la normalité des données pour un faible nombre d'observations.



**FIGURE 5.8:** Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 2m$ ).

Nous constatons que les distributions des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans les directions (X,Y) semblent suivre une loi normale (d'après le test de Shapiro-Wilk, figure 5.9 et 5.10) même si le nombre d'occurrences est faible (14), ce qui est bon signe. Le test de Shapiro-Wilk nous confirme bien la normalité des données ( $p = 0.159 > 0.05$  dans la direction X et  $p = 0.887 > 0.05$  dans la direction Y). Les moyennes des résidus normalisés sont quant



à elles proches de 0, les écarts-types inférieurs à 1 (ce qui indique une bonne estimation des incertitudes).

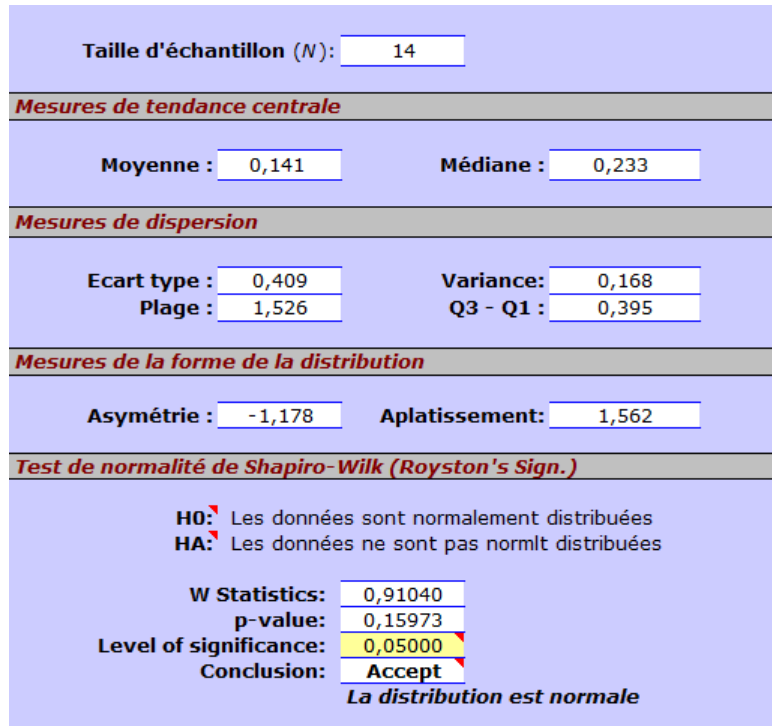


FIGURE 5.9: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés pour les blocs de bâtiments dans la direction X

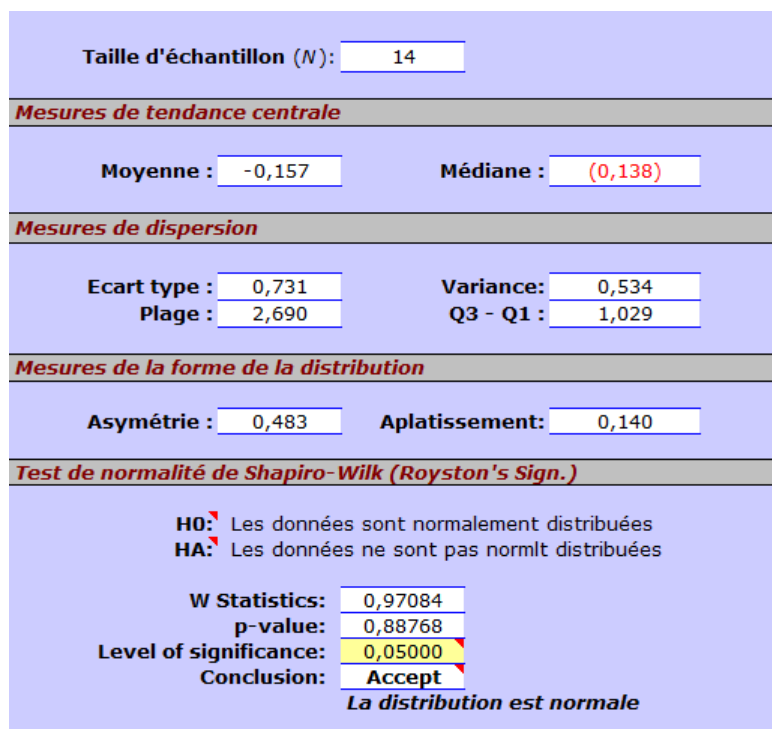


FIGURE 5.10: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés pour les blocs de bâtiments dans la direction Y

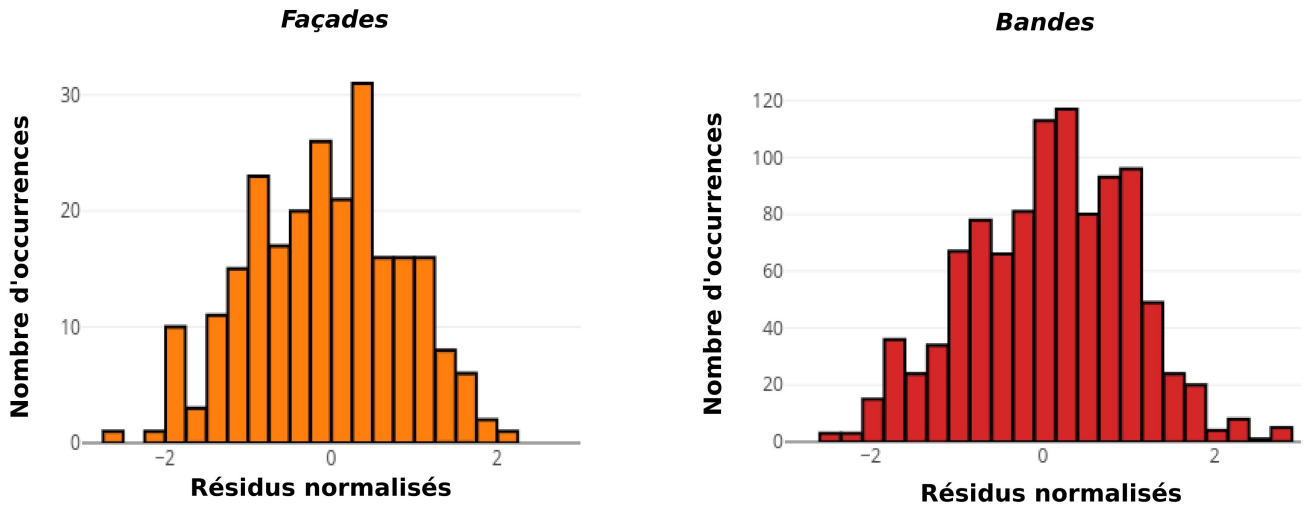


FIGURE 5.11: Distribution des résidus normalisés des façades et bandes en utilisant les incertitudes suivantes en entrée :  $(\sigma_b = 0.01m, \sigma_f = 0.01m, \sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 2m)$ .

Les distributions des résidus normalisés des façades et bandes suivent clairement une loi normale (Figure 5.11) car le nombre d’occurrences est relativement grand. Les moyennes des résidus normalisés sont quant à elles proches de 0, les écarts-types légèrement inférieurs à 1 (ce qui indique une bonne estimation des incertitudes). Le test de Shapiro-Wilk n’est pas nécessaire car le nombre d’occurrences est nettement supérieur à 50.

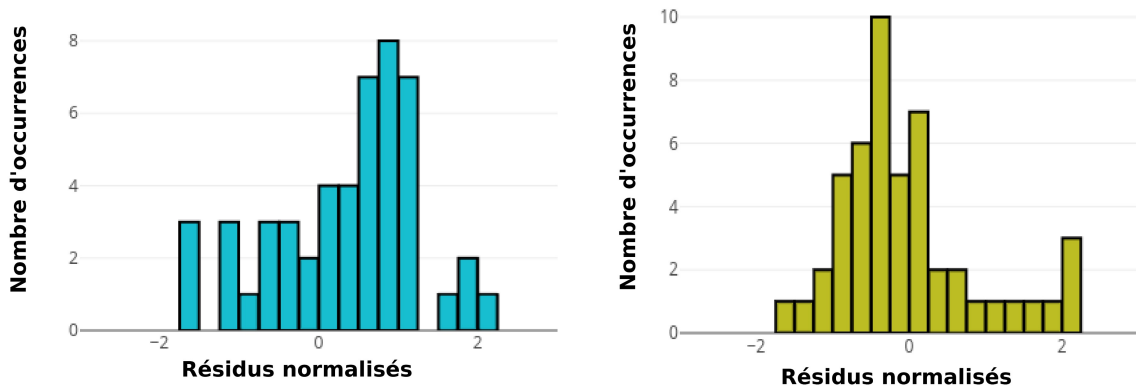


FIGURE 5.12: Distribution des résidus normalisés de la trajectoire dans les directions X et Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée :  $(\sigma_b = 0.01m, \sigma_f = 0.01m, \sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 2m)$ .

En ce qui concerne la distribution des résidus normalisés des positions successives de la trajectoire dans la direction X (Figure 5.13), nous constatons qu’elle suit d’après le test de Shapiro-Wilk une loi normale alors que ce n’est pas le cas dans la direction Y (Figure 5.14). Notons que la trajectoire a été plus fortement perturbée dans la direction Y (2 mètres 8 en Y contre 36 cm en X). Les moyennes des résidus normalisés ne sont pas centrées en 0, les écarts-types sont légèrement inférieurs à 1.



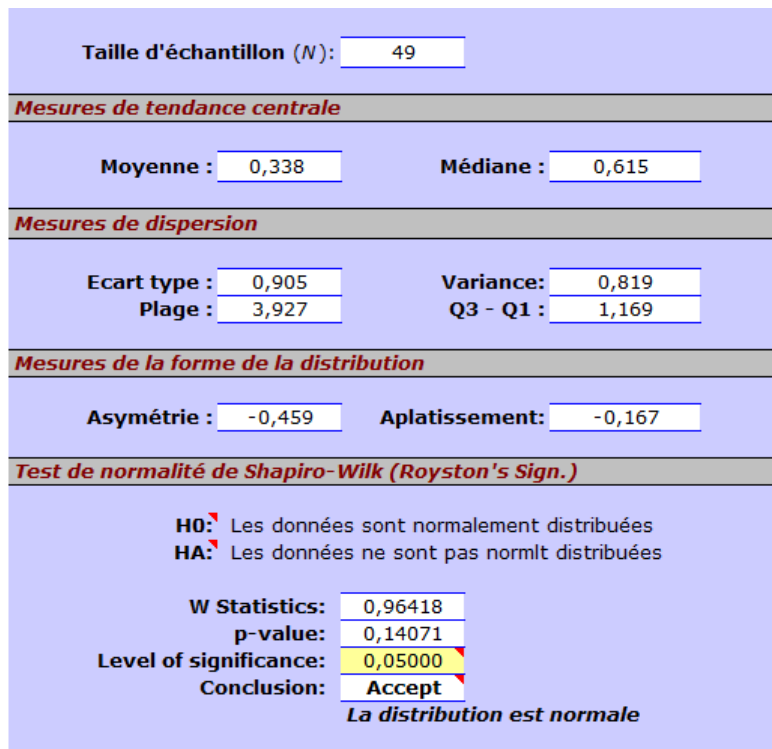


FIGURE 5.13: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 2m$ ).

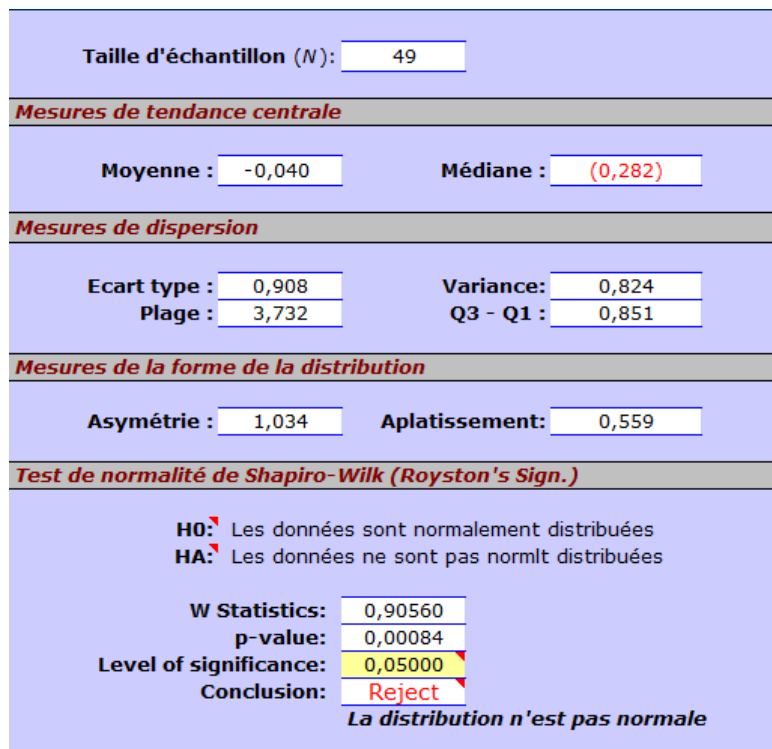
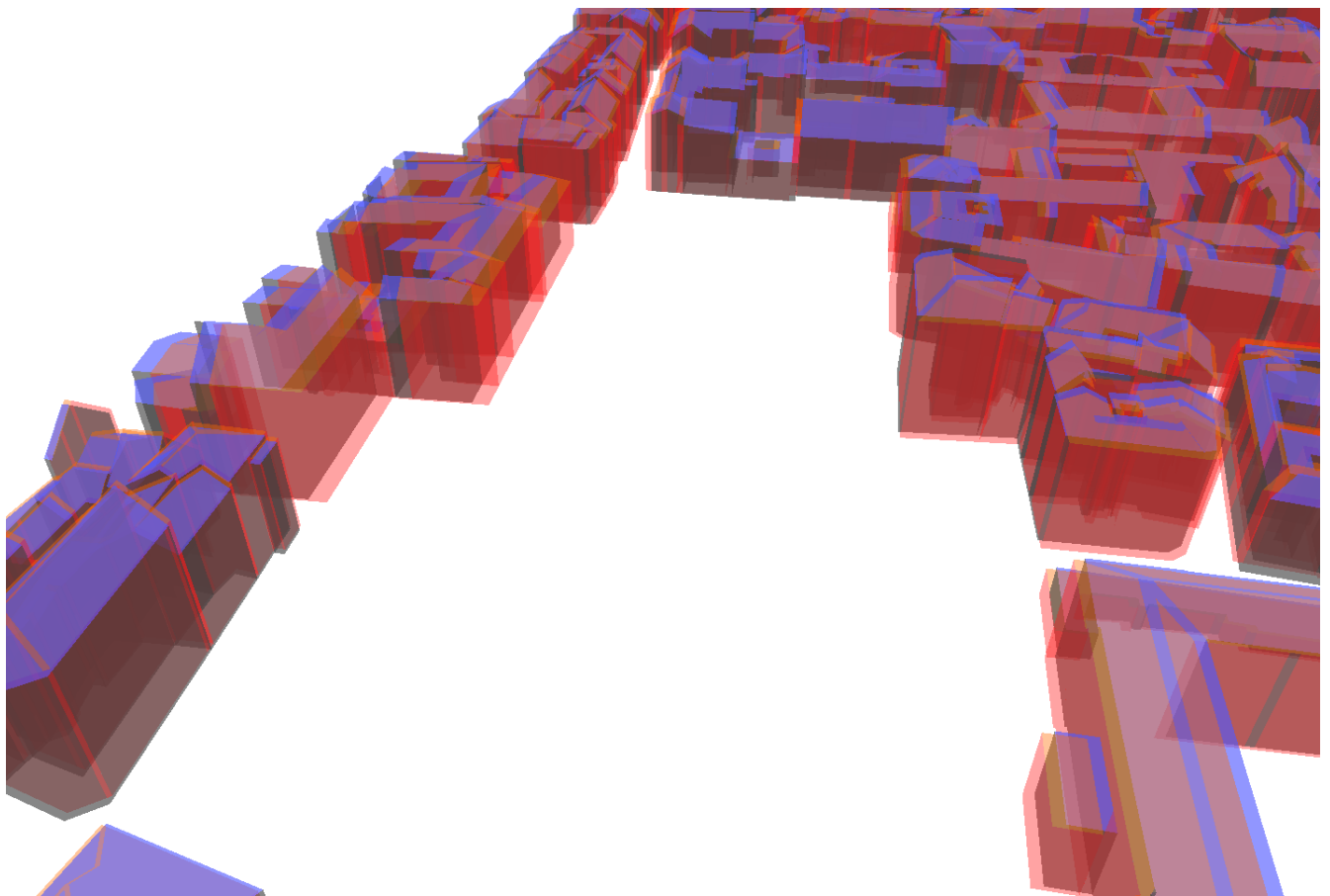


FIGURE 5.14: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 2m$ ).

### 5.4.2 Fortes incertitudes sur les blocs de bâtiments

Dans ce cas précis, nous cherchons à recalibrer un nuage de points laser avec une forte précision géographique (de l'ordre du centimètre) et un modèle 3D avec une faible précision géographique seulement sur les blocs de bâtiments (de l'ordre de 2 mètres). Ceci simule un cas où les données 3D sont mal localisées et où la trajectoire fait donc référence, ce qui peut être le cas dans des zones péri-urbaines ou rurales où des erreurs de l'ordre du mètre sur les emprises sont possibles alors que la réception GPS n'est presque pas perturbée ce qui garantit une précision sub-décimétrique de la trajectoire.

Nous paramétrons notre algorithme de sorte à mettre seulement de forts écarts-types en entrée sur les blocs de bâtiments ( $\sigma_b = 2m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ). La figure 5.15 illustre la perturbation des différents blocs de bâtiments du modèle 3D par rapport au modèle 3D original (vérité terrain). Les blocs de bâtiments ont été déplacés en moyenne de 1.18 mètre en X et de 1.11 mètre en Y. Les façades, bandes et la trajectoire ont été très faiblement perturbés (de l'ordre du centimètre).

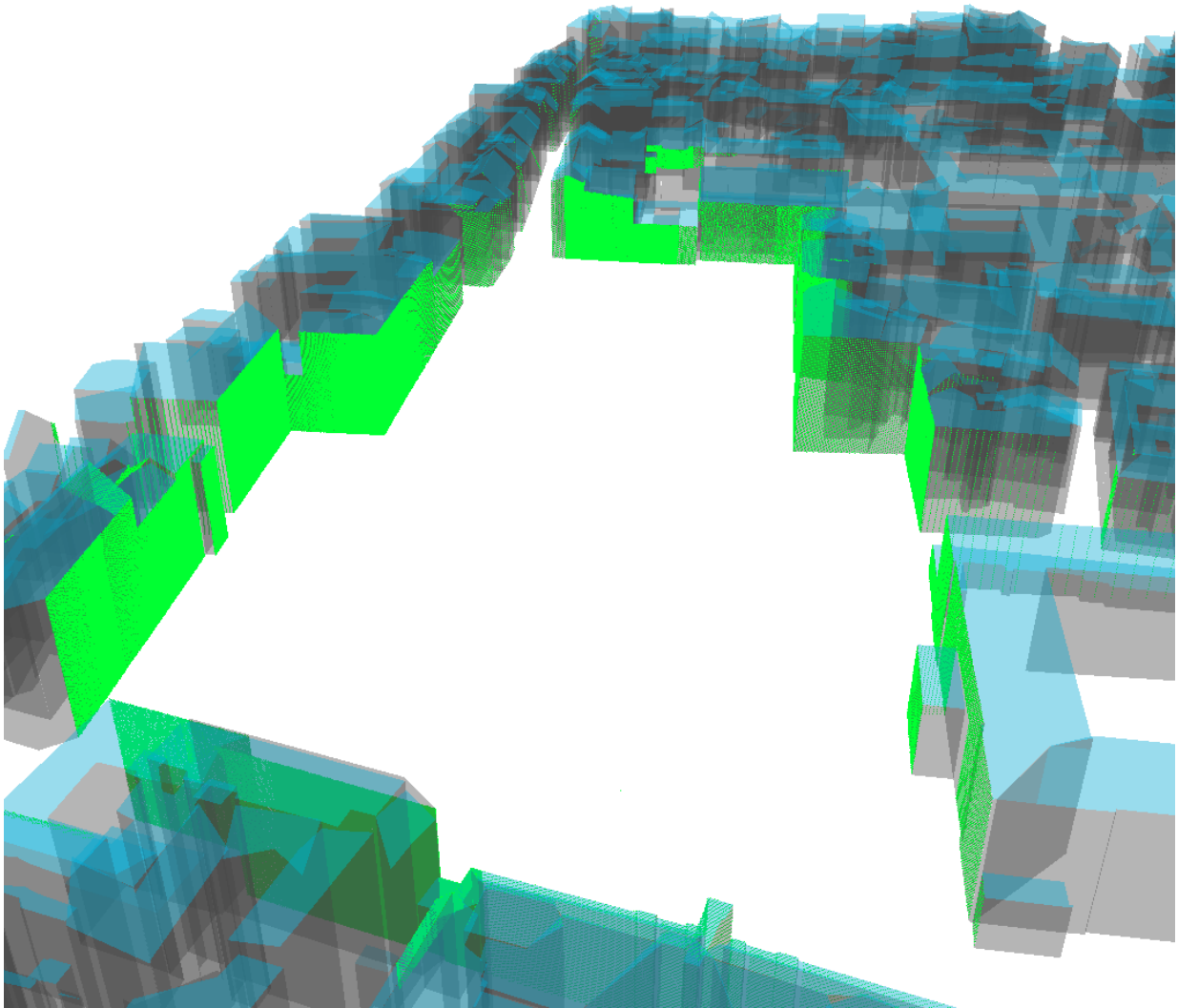


**FIGURE 5.15:** Modèle 3D original et Modèle 3D après perturbation - Bleu et gris : Modèle 3D original (vérité terrain), Rouge et orange : perturbation du modèle 3D en utilisant de forts écarts-types sur les blocs de bâtiments.

La figure 5.16 illustre le résultat du recalage entre les données. Les histogrammes visibles sur la figure 5.17, illustrent respectivement les distributions des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans les directions (X,Y), des façades, des bandes et le long de la trajectoire dans les directions (X,Y). Le tableau 5.2 résume pour chaque catégorie d'observations la moyenne,



l'écart-type, l'intervalle de confiance de chaque distribution et le test de Shapiro-Wilk lorsque le nombre d'observations est faible.



**FIGURE 5.16:** Modèle Bati3D et nuage de points laser après recalage.

Catégories d'observations	Moyennes des résidus normalisés	Écart-types des résidus normalisés	Max des résidus normalisés (en valeur absolue)	Test de Shapiro-Wilk
Bloc de bâtiments en X	0.21	0.63	1,5	Loi normale
Bloc de bâtiments en Y	-0.12	0.57	1	Loi normale
Façades	0	0.84	2	
Bandes	0.04	0.93	3	
Trajectoire en X	-0.09	0.58	3	Loi normale
Trajectoire en Y	0.31	0.90	2.5	Loi normale

**Tableau 5.2:** Tableau synthétisant les métriques d'évaluations des observations avec ( $\sigma_b = 2.0m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

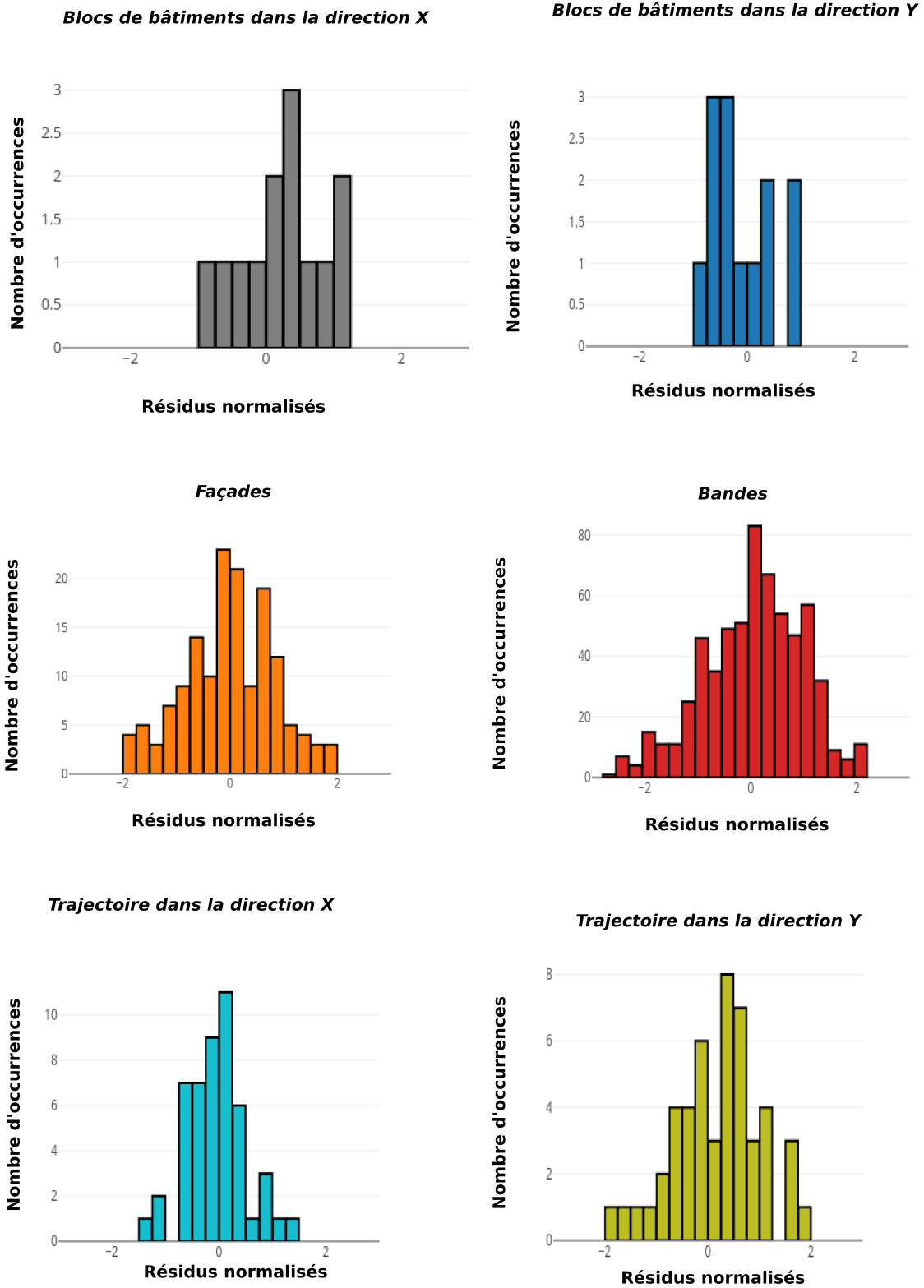


FIGURE 5.17: Distribution des résidus normalisés pour chaque catégorie d'observations en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 2.0m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

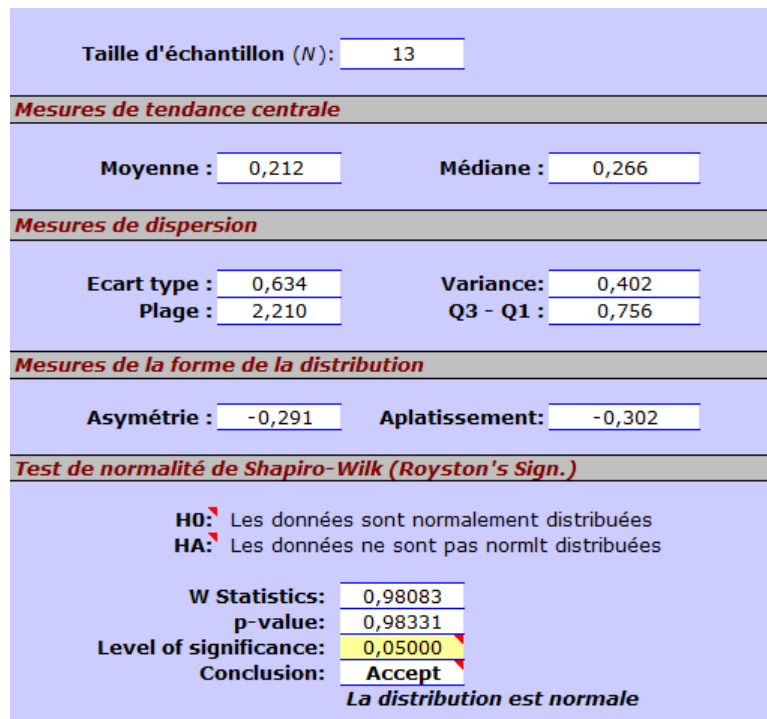


FIGURE 5.18: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 2.m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

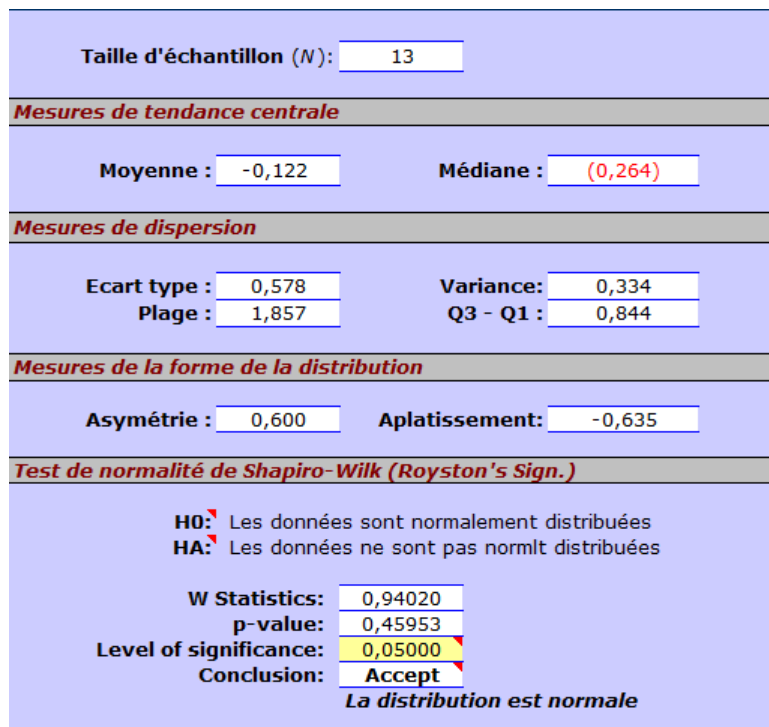


FIGURE 5.19: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 2m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

Les résultats fournis par la méthode de Gauss-Helmert montrent que les distributions des résidus



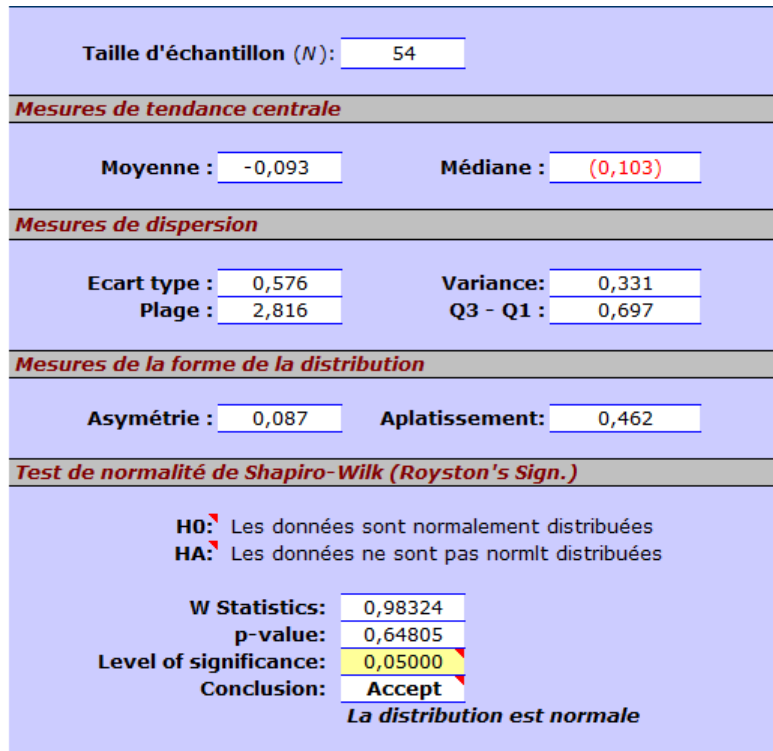


FIGURE 5.20: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire du véhicule dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 2.m, \sigma_f = 0.01m, \sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

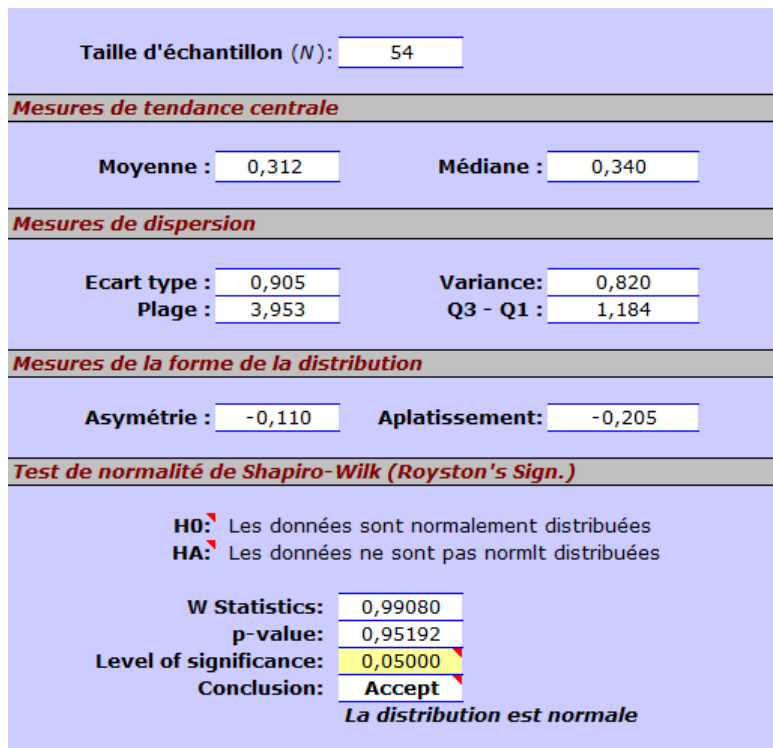


FIGURE 5.21: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire du véhicule dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 2m, \sigma_f = 0.01m, \sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

normalisés des blocs de bâtiments dans les directions (X,Y) suivent une loi normale d'après le test de Shapiro-Wilk (Figures 5.18 et 5.19) même si le nombre d'occurrences est faible (13), ce qui est bon signe. Les moyennes des résidus normalisés sont quant à elles proches de 0, les écarts-types inférieurs à 1 (ce qui indique une bonne estimation des incertitudes). Le test de Shapiro-Wilk nous confirme bien la normalité des données ( $p = 0.983 > 0.05$  dans la direction X et  $p = 0.459 > 0.05$  dans la direction Y).

Nous observons également que les distributions des résidus normalisés des façades et bandes suivent clairement une loi normale. Les moyennes des résidus normalisés sont quant à elles proches de 0, les écarts-types légèrement inférieurs à 1 (ce qui indique une bonne estimation des incertitudes). Le test de Shapiro-Wilk n'est pas nécessaire car le nombre d'occurrences est largement supérieur à 50.

En ce qui concerne la distribution des résidus normalisés de la trajectoire dans les directions X et Y, nous constatons qu'elles suivent d'après le test de Shapiro-Wilk (Figures 5.20 et 5.21) une loi normale ( $p = 0.648 > 0.05$  dans la direction X et  $p = 0.951 > 0.05$  dans la direction Y). Les moyennes des résidus normalisés sont centrées en 0, les écarts-types légèrement inférieurs à 1.

### 5.4.3 Fortes incertitudes sur les façades

Dans ce cas, nous cherchons à recalculer un nuage de points laser avec une forte précision géographique (de l'ordre du centimètre) et un modèle 3D avec une faible précision géographique sur les façades (de l'ordre de 2 mètres). Ceci simule un cas où l'écart entre les façades réelles et les emprises (saisies à partir d'images aériennes au niveau des bords de gouttières) sont importants, ce qui est le cas sur certaines typologies de villes où les toits débordent de beaucoup sur les façades. Dans cette section, nous paramétrons notre algorithme de sorte à mettre seulement de forts écarts-types en entrée sur les façades de bâtiments ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 2m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

La figure 5.22 illustre principalement la perturbation des façades du modèle 3D. La trajectoire et le modèle 3D aux niveaux des blocs de bâtiments et des bandes ont été très faiblement perturbés (de l'ordre de quelques centimètres).

Les histogrammes visibles sur la figure 5.24 illustrent respectivement les distributions des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans les directions (X,Y), des façades, des bandes et le long de la trajectoire dans les directions (X,Y). Le tableau 5.3 résume pour chaque catégorie d'observations la moyenne, l'écart-type, l'intervalle de confiance de chaque distribution et le test de Shapiro-Wilk lorsque le nombre d'observations est faible.

Un résultat visuel du recalage est visible sur la figure 5.23. Les façades qui n'ont pas été appariées ne sont pas entrées dans le processus de recalage. La méthode de recalage dépend de la géométrie d'acquisition du véhicule de cartographie mobile.

Catégories d'observations	Moyennes des résidus normalisés	Écart-types des résidus normalisés	Max des résidus normalisés (en valeur absolue)	Test de Shapiro-Wilk
Bloc de bâtiments en X	0.1	0.89	3	Loi normale
Bloc de bâtiments en Y	-0.06	0.77	2	Loi normale
Façades	-0.03	0.81	2	
Bandes	0.12	1.04	3	
Trajectoire en X	-0.08	0.56	2	Loi normale
Trajectoire en Y	0.31	0.94	2	Loi normale

**Tableau 5.3:** Tableau synthétisant les métriques d'évaluations des observations ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 2m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ )

Les résultats fournis par la méthode de Gauss-Helmert montrent que les distributions des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans les directions (X,Y) : suivent une loi normale d'après le test de Shapiro-Wilk (Figures 5.25 et 5.26) même si le nombre d'occurrences est faible (14), ce qui est bon signe. Le test de Shapiro-Wilk nous confirme bien la normalité des données ( $p = 0.425 > 0.05$  dans la direction X et  $p = 0.932 > 0.05$  dans la direction Y). Les moyennes des résidus normalisés sont quant à elles proches de 0, les écarts-types inférieurs à 1 (ce qui indique une bonne estimation des incertitudes).

Nous observons également que les distributions des résidus normalisés des façades et bandes suivent clairement une loi normale. Les moyennes des résidus normalisés sont quant à elles proches de 0, les écarts-types proche de 1 (ce qui indique une bonne estimation des incertitudes). Le test de Shapiro-Wilk n'est pas nécessaire car le nombre d'occurrences est nettement supérieur à 50.

En ce qui concerne la distribution des résidus normalisés de la trajectoire dans les directions X et Y, nous constatons qu'elles suivent d'après le test de Shapiro-Wilk une loi normale ( $p = 0.440 > 0.05$  dans la direction X et  $p = 0.885 > 0.05$  dans la direction Y). Les moyennes des résidus normalisés sont proches de 0, les écarts-types légèrement inférieurs à 1.



### 5.4.4 Fortes incertitudes sur les bandes

Dans ce cas, nous cherchons à recalculer un nuage de points laser avec une forte précision géographique (de l'ordre du centimètre) et un modèle 3D avec une faible précision géographique sur les bandes (de l'ordre de 2 mètres). Ceci simule un cas où la distance des éléments de la façade à son plan porteur varie beaucoup le long de la façade, ce qui peut arriver sur certains types de bâtiments (présence de colonnes ou parties de façades qui s'avancent ou reculent). Dans cette section, nous paramétrons notre algorithme de sorte à mettre seulement de forts écarts-types en entrée sur les bandes de façades ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 2.0m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

Les histogrammes visibles sur la figure 5.29, illustrent respectivement les distributions des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans les directions (X,Y), des façades, des bandes et le long de la trajectoire dans les directions (X,Y). Le tableau 5.4 résume pour chaque catégorie d'observations la moyenne, l'écart-type, l'intervalle de confiance de chaque distribution et le test de Shapiro-Wilk lorsque le nombre d'observations est faible.

Catégories d'observations	Moyenne des résidus normalisés	Ecart-type des résidus normalisés	Max des résidus normalisés (en valeur absolue)	Test de Shapiro-Wilk
Bloc de bâtiments en X	0.11	0.90	2	Loi normale
Bloc de bâtiments en Y	-0.06	0.77	3	Loi normale
Façades	0.	0.91	2.5	
Bandes	-0.06	0.87	3	
Trajectoire en X	-0.17	0.61	2.5	Loi normale
Trajectoire en Y	-0.01	1.08	2.5	Loi normale

**Tableau 5.4:** Tableau synthétisant les métriques d'évaluations des observations ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 2m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ )

Dans cette simulation, les résultats fournis par la méthode de Gauss-Helmert montrent que les distributions des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans les directions (X,Y) : suivent une loi normale d'après le test de Shapiro-Wilk (Figures 5.30 et 5.31) même si le nombre d'occurrences est faible (14), ce qui est bon signe. Le test de Shapiro-Wilk nous confirme bien la normalité des données ( $p = 0.425 > 0.05$  dans la direction X et  $p = 0.932 > 0.05$  dans la direction Y). Les moyennes des résidus normalisés sont quant à elles proches de 0, les écarts-types inférieurs à 1 (ce qui indique une bonne estimation des incertitudes).

Nous observons également que les distributions des résidus normalisés des façades et bandes suivent clairement une loi normale. Les moyennes des résidus normalisés sont quant à elles proches de 0, les écarts-types proches de 1 (ce qui indique une bonne estimation des incertitudes). Le test de Shapiro-Wilk n'est pas nécessaire car le nombre d'occurrences est largement supérieur à 50.

En ce qui concerne la distribution des résidus normalisés de la trajectoire dans les directions X et Y, nous constatons qu'elles suivent d'après le test de Shapiro-Wilk (Figures 5.32 et 5.33) une loi normale ( $p = 0.760 > 0.05$  dans la direction X et  $p = 0.216 > 0.05$  dans la direction Y). Les moyennes des résidus normalisés sont centrées en 0, les écarts-types légèrement inférieurs à 1.

### 5.4.5 Incertitudes sur la trajectoire et le modèle 3D

Dans cette section, nous paramétrons notre algorithme de sorte à mettre des écarts-types un peu partout en entrée sur les observations ( $\sigma_b = 1.0m$ ,  $\sigma_f = 0.5m$ ,  $\sigma_s = 0.3m$  et  $\sigma_T = 1.0m$ ), ce qui correspond à simuler un cas le plus réaliste possible, et dans lequel aucun des deux types de données (trajectoire et modèles Bati3D) n'est significativement plus précis que l'autre.

Les histogrammes visibles sur la figure 5.34, illustrent respectivement les distributions des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans les directions (X,Y), des façades, des bandes et le long de la trajectoire dans les directions (X,Y). Le tableau 5.5 résume pour chaque catégorie d'observations la moyenne, l'écart-type, l'intervalle de confiance de chaque distribution et le test de Shapiro-Wilk lorsque le nombre d'observations est faible.

Catégories d'observations	Moyennes des résidus normalisés	Ecart-types des résidus normalisés	Max des résidus normalisés (en valeur absolue)	Test de Shapiro-Wilk
Bloc de bâtiments en X	0.47	0.69	1.5	Loi normale
Bloc de bâtiments en Y	-0.62	0.73	2	Loi normale
Façades	0.04	0.88	2.5	
Bandes	0.26	1.04	3	
Trajectoire en X	0.53	0.05	0.65	Loi normale
Trajectoire en Y	-1.11	0.09	1.25	Loi non normale

**Tableau 5.5:** Tableau synthétisant les métriques d'évaluations des observations ( $\sigma_b = 1.0m$ ,  $\sigma_f = 0.5m$ ,  $\sigma_s = 0.3m$  et  $\sigma_T = 1.0m$ ).

Dans cette simulation, les résultats fournis par la méthode de Gauss-Helmert montrent que les distributions des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans les directions (X,Y) : suivent une loi normale d'après le test de Shapiro-Wilk (Figures 5.35 et 5.36) même si le nombre d'occurrences est faible (13), ce qui est bon signe. Le test de Shapiro-Wilk nous confirme bien la normalité des données ( $p = 0.479 > 0.05$  dans la direction X et  $p = 0.320 > 0.05$  dans la direction Y). Les moyennes des résidus normalisés sont quant à elles assez éloignées de 0, les écarts-types inférieurs à 1.

Les distributions des résidus normalisés des façades et bandes suivent approximativement une loi normale. Les moyennes des résidus normalisés sont quant à elles plus proches de 0, les écarts-types proche de 1 (ce qui indique une bonne estimation des incertitudes). Le test de Shapiro-Wilk n'est pas nécessaire car le nombre d'occurrences est largement supérieur à 50.

En ce qui concerne la distribution des résidus normalisés de la trajectoire dans les directions X, nous constatons qu'elles suivent d'après le test de Shapiro-Wilk une loi normale ( $p = 0.113 > 0.05$  dans la direction X) mais pas dans la direction Y ( $p = 0 < 0.05$  dans la direction Y). Les moyennes des résidus normalisés ne sont pas centrées en 0, les écarts-types légèrement inférieurs à 1.





### 5.4.5.1 Interprétation

Interprétons les résultats sur les cinq scénarios que nous avons présentés plus haut.

Simulation 1 : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$ ,  $\sigma_T = 2m$ ).

Nous pouvons voir que si nous mettons seulement de fortes incertitudes sur la trajectoire en planimétrie et de très faibles incertitudes sur les autres observations ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$ ,  $\sigma_T = 2m$ ) seules les distributions des résidus normalisés sur la trajectoire ne sont pas centrées en 0. De plus, lorsque la trajectoire est fortement perturbée comme c'est le cas dans la direction Y la distribution des résidus normalisés des positions successives du véhicule de cartographie mobile s'éloigne d'une distribution gaussienne. Nous constatons également un biais sur les distributions des résidus normalisés de la trajectoire. Ces biais et plus généralement la non normalité des données viennent du fait que les positions successives du véhicule ne sont pas indépendantes (covariances). La corrélation entre les positions successives du véhicule entraîne automatiquement un biais. Les écarts-types des distributions sont quant à elles toutes inférieures à 1 (ce qui indique une bonne estimation des incertitudes). Les distributions des résidus normalisés sont toutes comprises dans l'intervalle  $[-3,3]$ . Ce qui signifie que chaque erreur observée  $\epsilon_i \in [-3\sigma_{i*}, 3\sigma_{i*}]$ . Notons que les seules observations qui contiennent des covariances sont les positions successives du véhicule. Il est donc apparemment difficile d'obtenir une distribution gaussienne en sortie si les données en entrée ne le sont pas.

Simulation 2 : ( $\sigma_b = 2m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$ ,  $\sigma_T = 0.01m$ ).

Si nous mettons seulement de fortes incertitudes sur les blocs de bâtiments ( $\sigma_b = 2m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$ ,  $\sigma_T = 0.01m$ ) les distributions des résidus normalisés suivent toutes une loi normale centrée. Les écarts-types des distributions sont quant à elles toutes inférieures à 1. Les distributions des résidus normalisés sont toutes comprises dans l'intervalle  $[-3,3]$ . Ce qui signifie que chaque résidu  $\epsilon_i \in [-3\sigma_{i*}, 3\sigma_{i*}]$ .

Simulation 3 : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 2m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$ ,  $\sigma_T = 0.01m$ ).

Si nous mettons seulement de fortes incertitudes sur les façades ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 2m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$ ,  $\sigma_T = 2m$ ) les distributions des résidus normalisés suivent toutes une loi normale centrée. Les écarts-types des distributions sont quant à eux inférieurs ou proches de 1. Les distributions des résidus normalisés sont toutes comprises dans l'intervalle  $[-3,3]$ . Ce qui signifie que chaque résidu  $\epsilon_i \in [-3\sigma_{i*}, 3\sigma_{i*}]$ .

Simulation 4 : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 2m$ ,  $\sigma_T = 0.01m$ ).

Si nous mettons seulement de fortes incertitudes sur les bandes ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 2m$ ,  $\sigma_T = 2m$ ) les distributions des résidus normalisés suivent toutes une loi normale centrée. Les écarts-types des distributions sont quant à eux inférieurs ou proches de 1. Les distributions des résidus normalisés sont toutes comprises dans l'intervalle  $[-3,3]$ . Ce qui signifie que chaque résidu  $\epsilon_i \in [-3\sigma_{i*}, 3\sigma_{i*}]$ .

Simulation 5 : ( $\sigma_b = 1m$ ,  $\sigma_f = 0.5m$ ,  $\sigma_s = 0.3m$ ,  $\sigma_T = 1m$ ).

Si nous mettons des incertitudes à la fois sur la trajectoire et le modèle 3D ( $\sigma_b = 1m$ ,  $\sigma_f = 0.5m$ ,  $\sigma_s = 0.3m$ ,  $\sigma_T = 1m$ ) les distributions des résidus normalisés sur la trajectoire ne suivent plus une loi normale centrée et les distributions sur les autres catégorie d'observations présentent un biais. Le fait de propager les incertitudes en utilisant des covariances sur les positions successives du véhicule et des variances sur le modèle 3D entraîne un biais sur l'ensemble des distributions des résidus normalisés. Les écarts-types des distributions sont quant à eux inférieurs ou proches

de 1. Les distributions des résidus normalisés sont toutes comprises dans l'intervalle  $[-3,3]$ . Ce qui signifie que chaque résidu  $\epsilon_i \in [-3\sigma_i^*, 3\sigma_i^*]$ .

Les résultats présentés ci-dessus proviennent d'un recalage utilisant des appariements parfaits. Notons toutefois que lorsque nous n'utilisons pas les appariements parfaits les résultats sont très similaires.

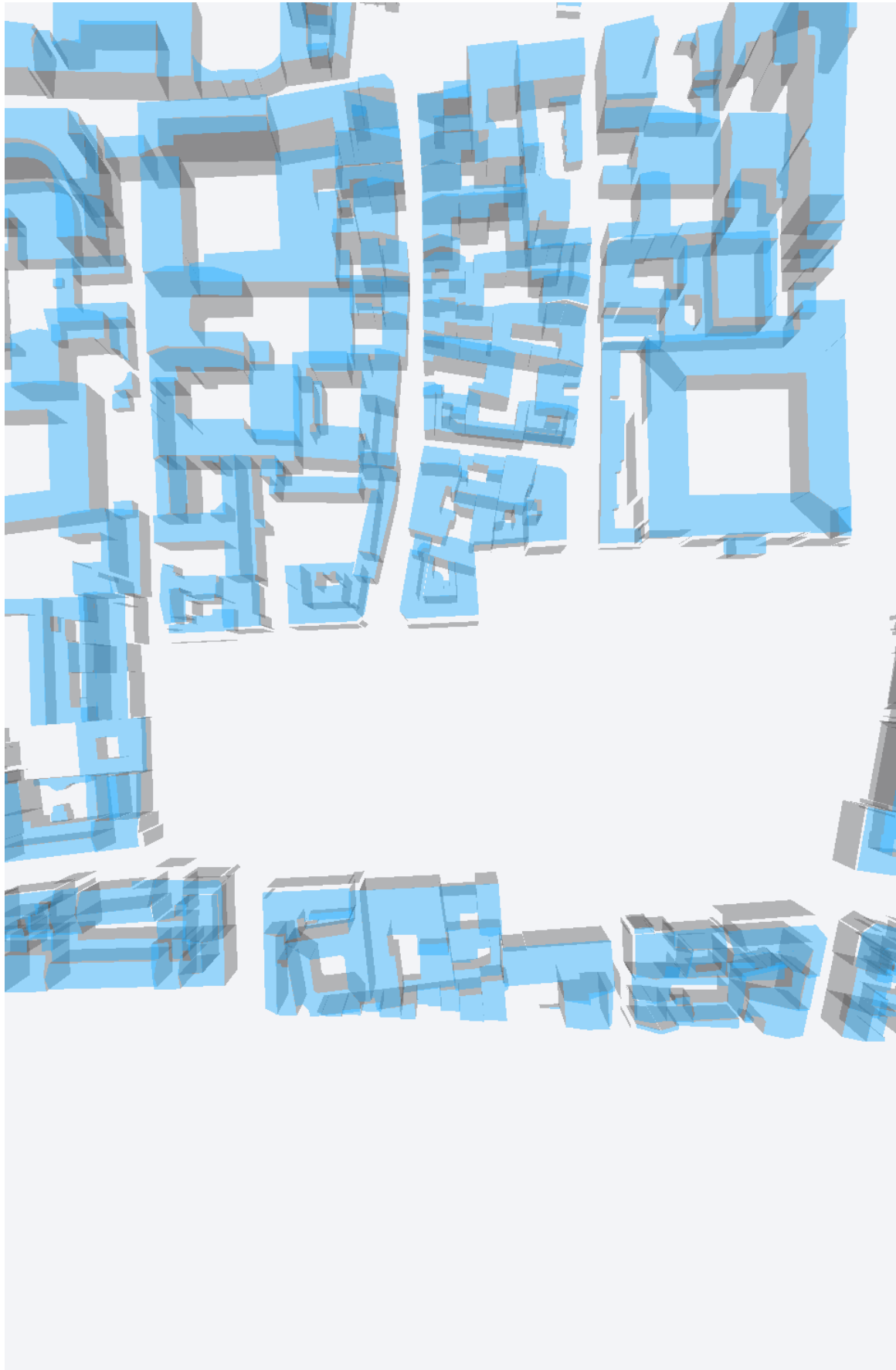
## 5.5 Conclusion

L'approche développée au chapitre 4 a été évaluée. L'ensemble de la chaîne de traitement a été réalisé en langage de programmation C++. Un nuage de points laser synthétique a été utilisé pour s'affranchir du niveau de détails entre nos données initiales et ainsi obtenir un nuage de points parfait dans le sens où il coïncidait parfaitement avec notre modèle Bati3D initial (vérité terrain). Le modèle 3D et la trajectoire du véhicule ont ensuite été dégradés par l'ajout de translations aléatoires suivant les variances et covariances des observations. La méthode du cas particulier du modèle de Gauss-Helmert a ensuite été appliquée pour recaler le modèle 3D et le nuage de points laser synthétique dégradé.

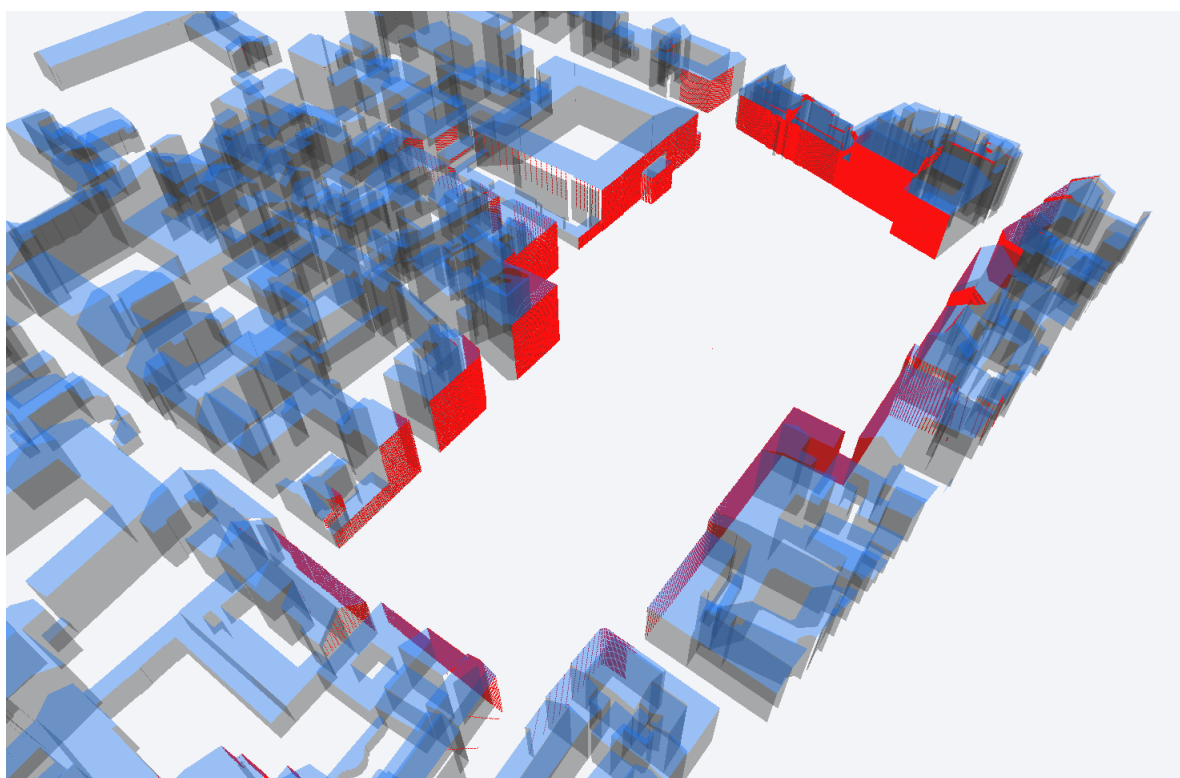
Ce chapitre nous a donc permis d'évaluer la propagation des incertitudes en recalant un modèle 3D et un nuage laser mobile présentant le même niveau de détails. Grâce aux nombreuses évaluations effectuées, les incertitudes fournies par la méthode sont donc consistantes avec les erreurs observées. Les erreurs observées sont toutes comprises dans des intervalles de confiance  $\epsilon_i \in [-3\sigma_i^*, 3\sigma_i^*]$ .

Des problèmes ont néanmoins été mis en évidence, notamment lorsque les incertitudes sur la trajectoire du véhicule sont très fortes les distributions des résidus normalisés ne suivent pas une loi normale et présentent un biais. Ceci s'explique par le fait que les observations sur la trajectoire ne sont pas indépendantes (corrélation entre les positions successives du véhicule). De plus, le fait de propager les incertitudes en utilisant des covariances sur les positions successives du véhicule et des variances sur le modèle 3D entraîne un biais sur l'ensemble des distributions des résidus normalisés.

Nous pouvons également ajouter que la méthode de recalage dépend aussi de la géométrie d'acquisition du véhicule. Si un bloc de bâtiments est apparié à quelques points laser, celui-ci ne peut se déplacer qu'en direction de ces uniques points (voir Figure 5.39). La méthode de recalage et les incertitudes qu'elle produit sont validées.



**FIGURE 5.22:** Modèle 3D perturbé principalement le long des façades.



**FIGURE 5.23:** Résultat visuel du recalage des données. Certaines façades n'ont pas été appariées donc ne sont pas entrées dans le processus de recalage.

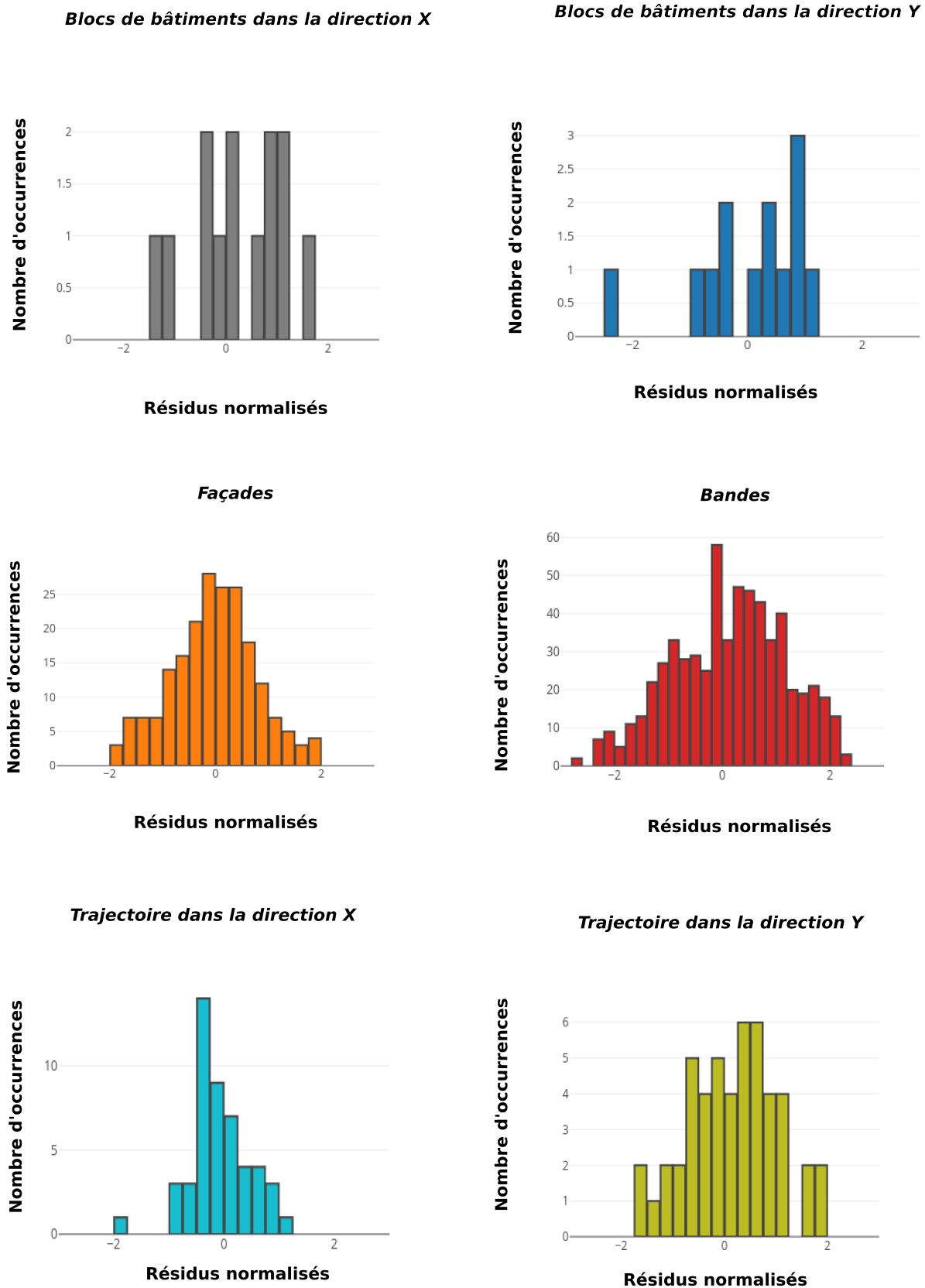


FIGURE 5.24: Distribution des résidus normalisés pour chaque catégorie d'observations en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 2.m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).



Taille d'échantillon (N):		14
<b>Mesures de tendance centrale</b>		
Moyenne :	0,110	Médiane : 0,038
<b>Mesures de dispersion</b>		
Ecart type :	0,894	Variance: 0,800
Plage :	3,270	Q3 - Q1 : 0,691
<b>Mesures de la forme de la distribution</b>		
Asymétrie :	0,565	Aplatissement: 0,478
<b>Test de normalité de Shapiro-Wilk (Royston's Sign.)</b>		
<b>H0:</b> Les données sont normalement distribuées <b>HA:</b> Les données ne sont pas normlt distribuées		
W Statistics:	0,94056	
p-value:	0,42555	
Level of significance:	0,05000	
Conclusion:	Accept	
<b>La distribution est normale</b>		

**FIGURE 5.25:** Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 2.m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

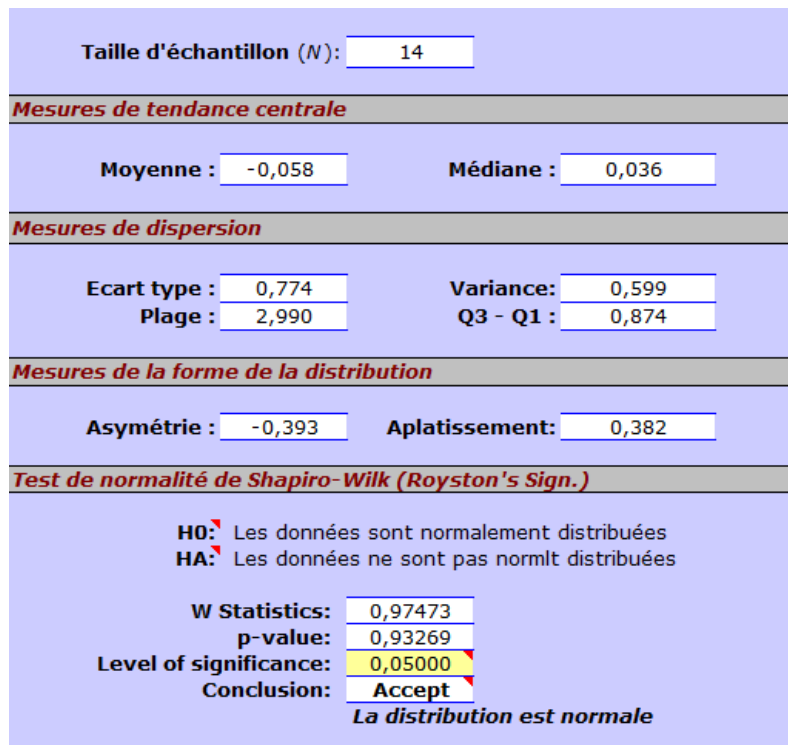


FIGURE 5.26: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 2.m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

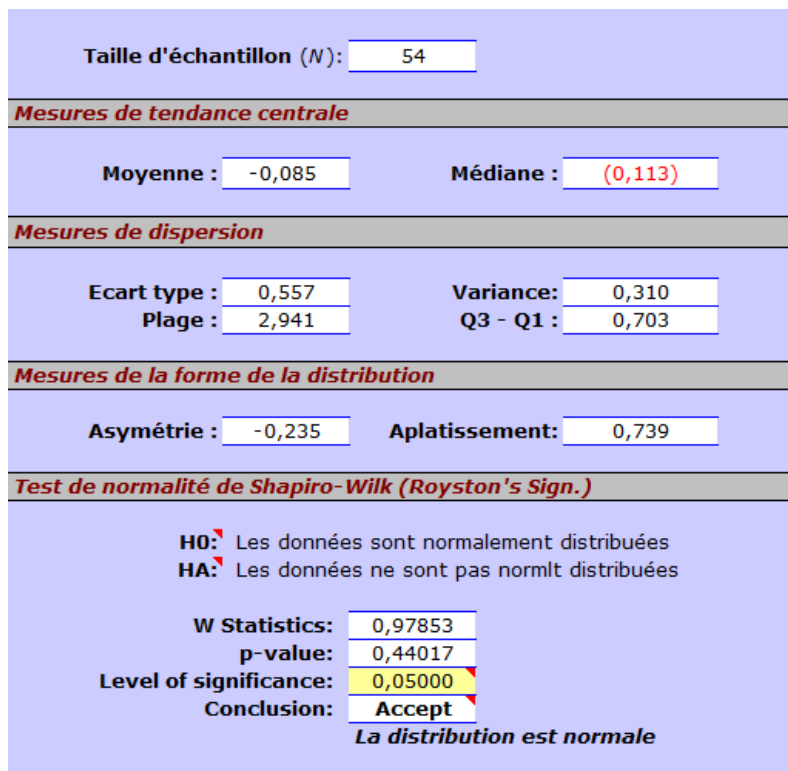


FIGURE 5.27: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire du véhicule dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 2.m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

Taille d'échantillon (N):		54
<b>Mesures de tendance centrale</b>		
Moyenne :	0,307	Médiane :
		0,309
<b>Mesures de dispersion</b>		
Ecart type :	0,944	Variance:
		0,892
Plage :	3,886	Q3 - Q1 :
		1,367
<b>Mesures de la forme de la distribution</b>		
Asymétrie :	-0,015	Aplatissement:
		-0,536
<b>Test de normalité de Shapiro-Wilk (Royston's Sign.)</b>		
H0: Les données sont normalement distribuées		
HA: Les données ne sont pas normlt distribuées		
W Statistics:	0,98860	
p-value:	0,88580	
Level of significance:	0,05000	
Conclusion:	Accept	
<b>La distribution est normale</b>		

**FIGURE 5.28:** Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire du véhicule dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 2.m$ ,  $\sigma_s = 0.01m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

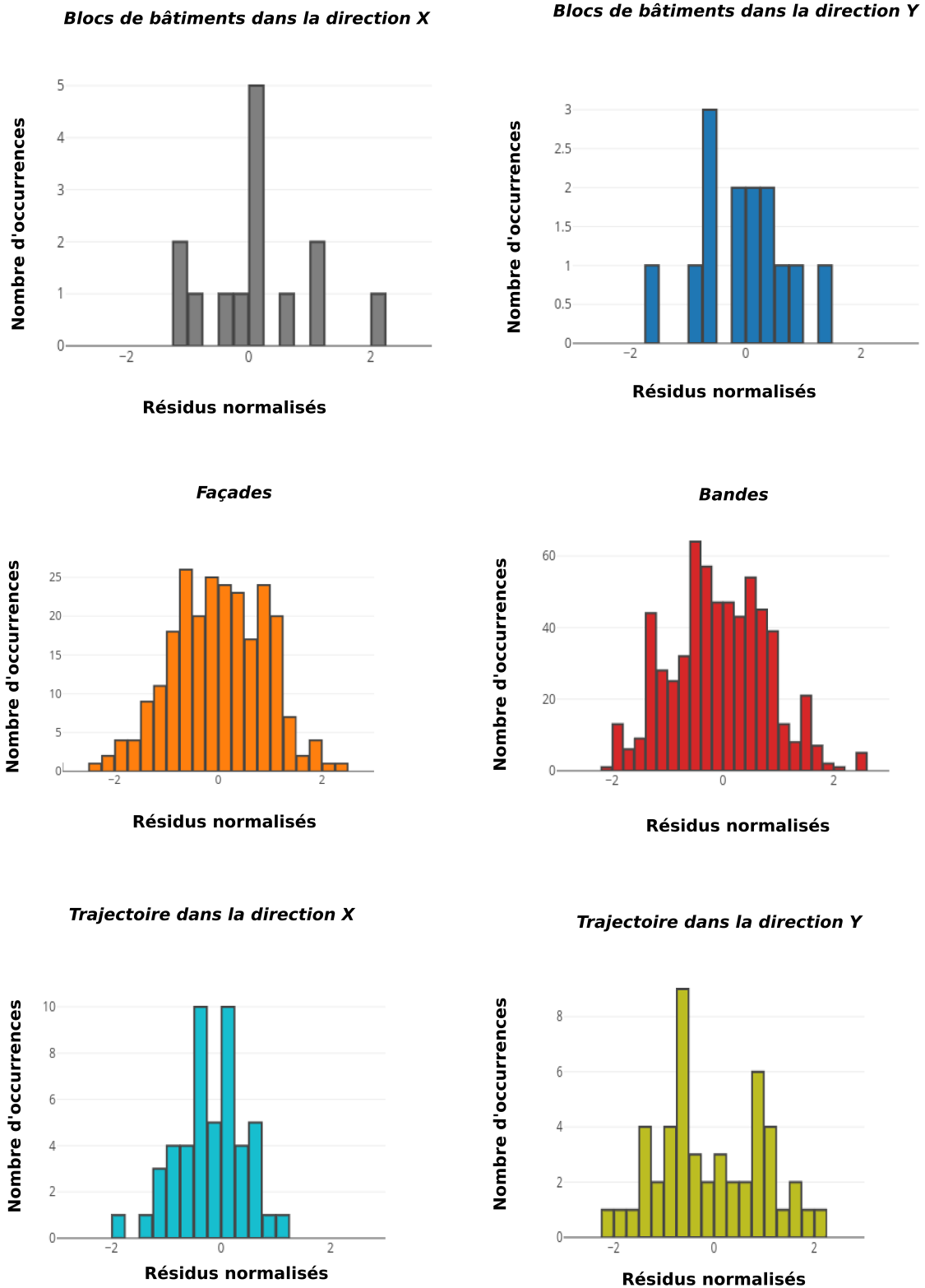
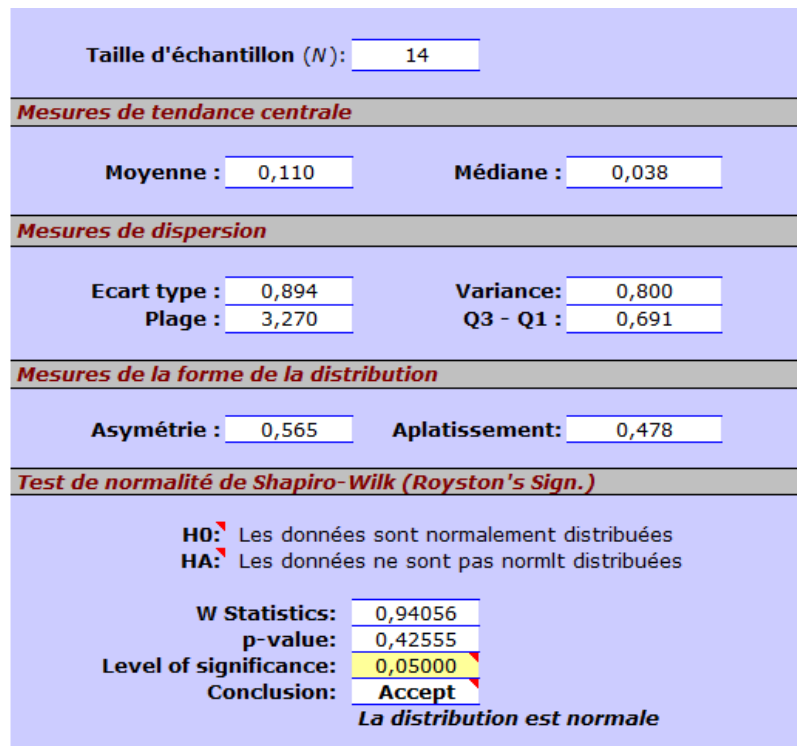
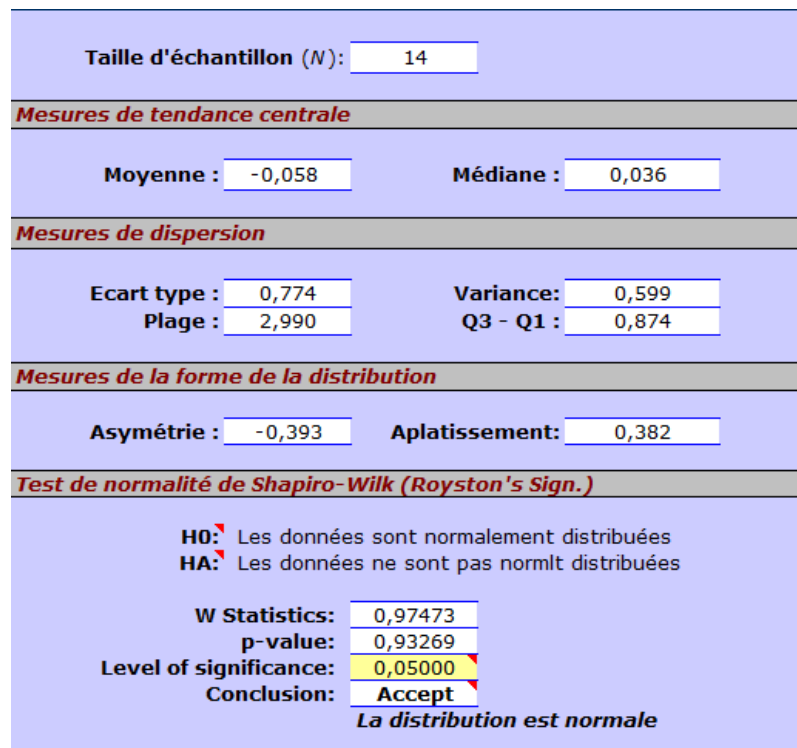


FIGURE 5.29: Distribution des résidus normalisés pour chaque catégorie d'observations en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 2m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).



**FIGURE 5.30:** Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 2m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).



**FIGURE 5.31:** Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 2m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

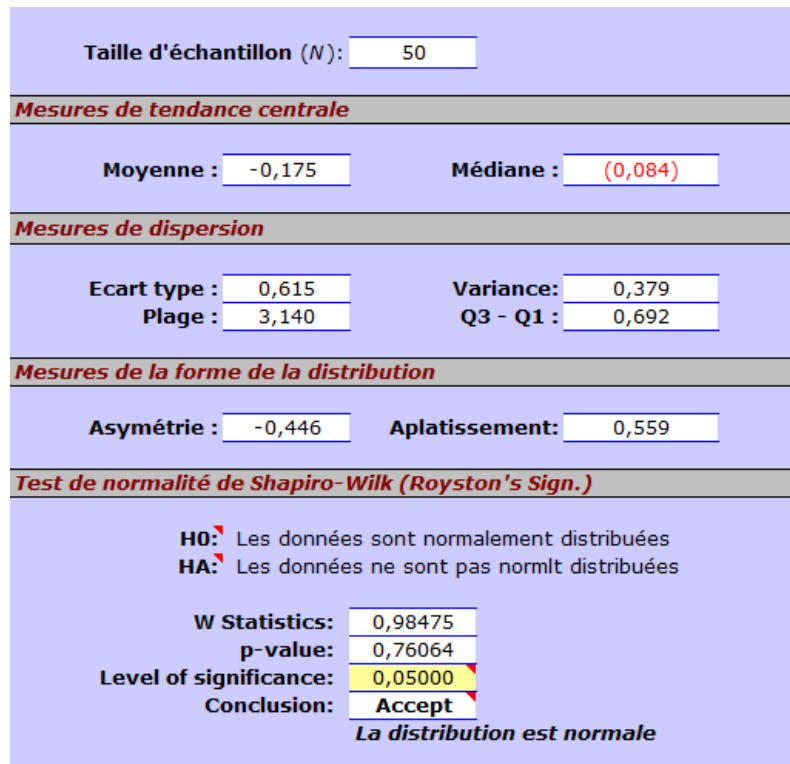


FIGURE 5.32: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 2m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).

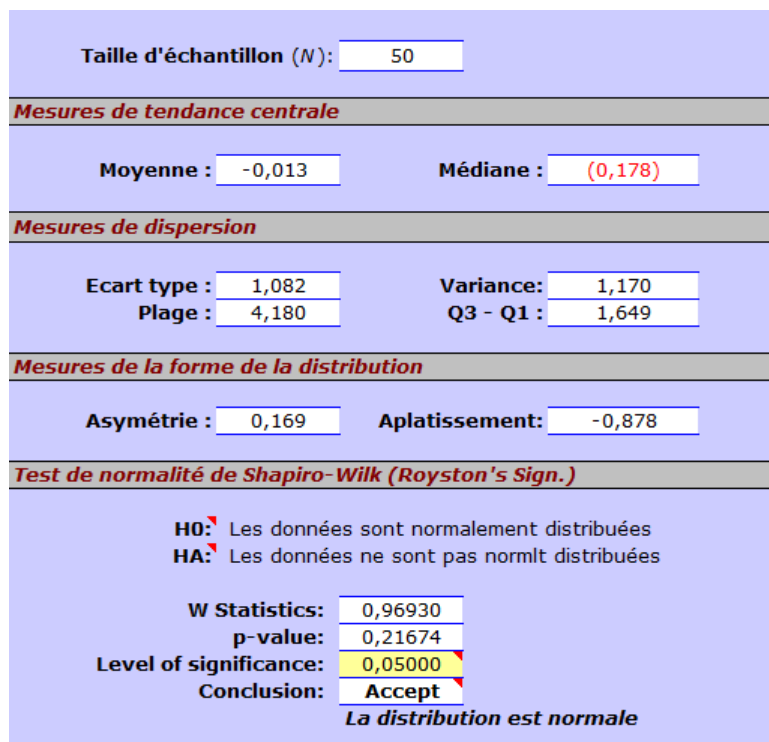


FIGURE 5.33: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 0.01m$ ,  $\sigma_f = 0.01m$ ,  $\sigma_s = 2m$  et  $\sigma_T = 0.01m$ ).



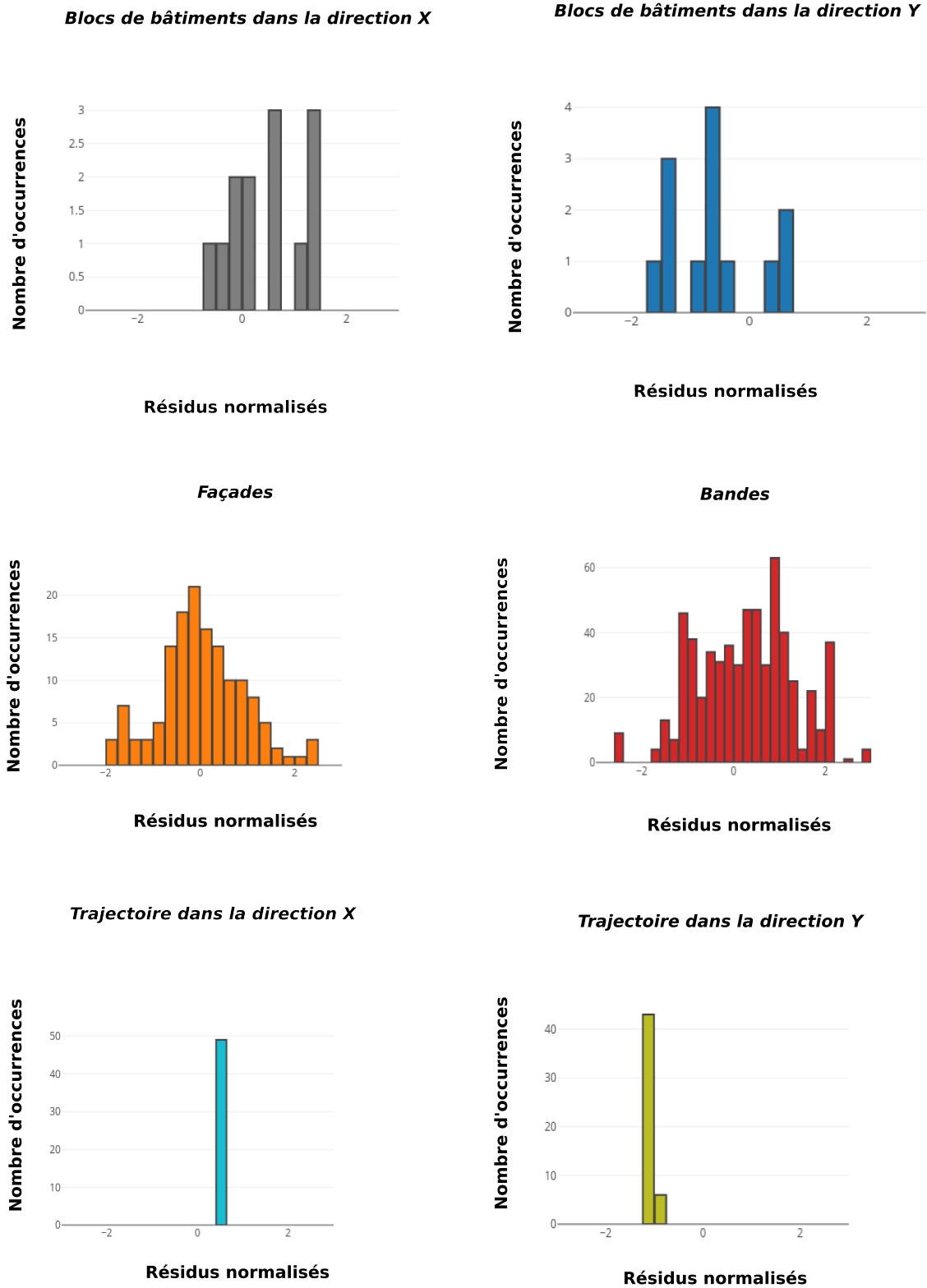


FIGURE 5.34: Distribution des résidus normalisés pour chaque catégorie d'observations en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 1m$ ,  $\sigma_f = 0.5m$ ,  $\sigma_s = 0.3m$  et  $\sigma_T = 1m$ ).

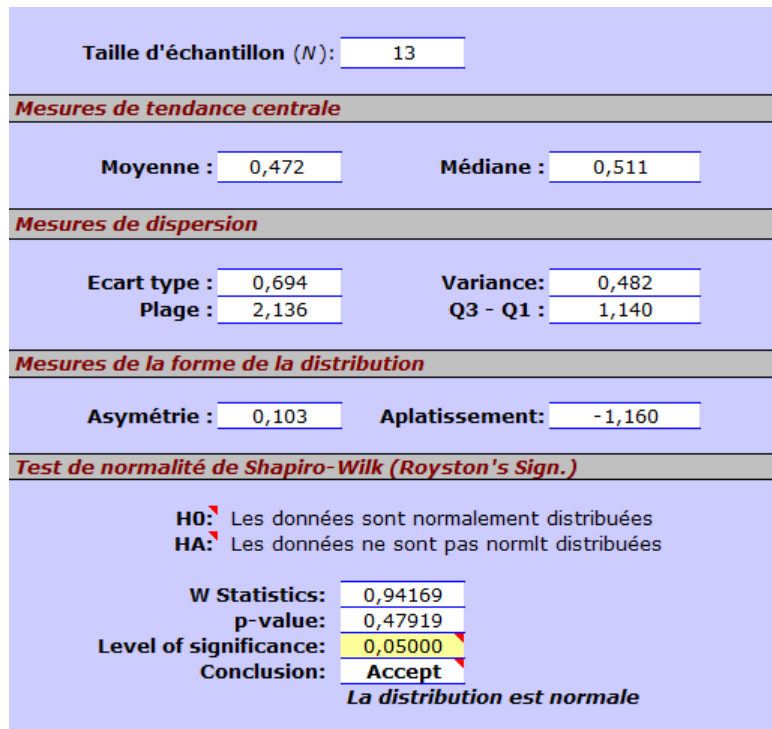


FIGURE 5.35: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 1m$ ,  $\sigma_f = 0.5m$ ,  $\sigma_s = 0.3m$  et  $\sigma_T = 1m$ ).

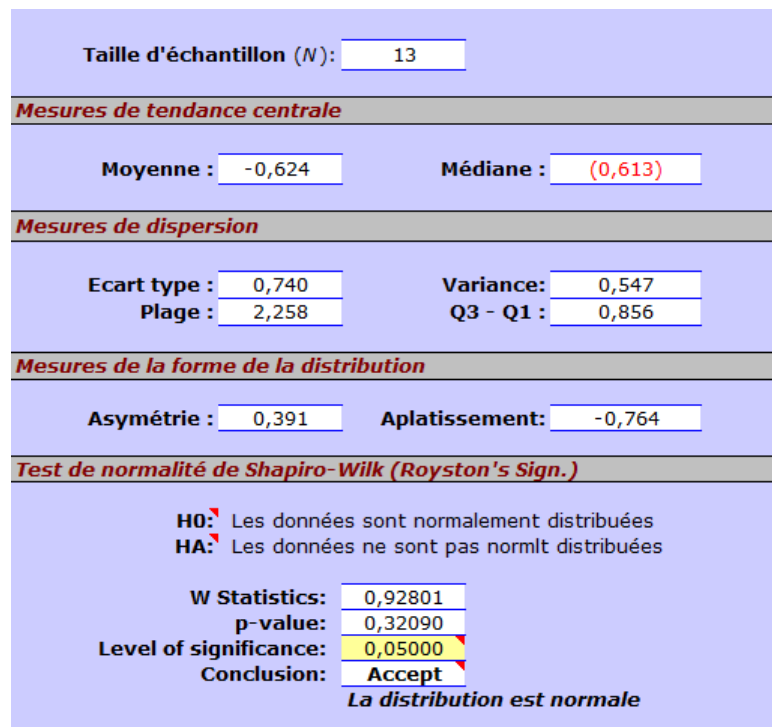


FIGURE 5.36: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés des blocs de bâtiments dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 1m$ ,  $\sigma_f = 0.5m$ ,  $\sigma_s = 0.3m$  et  $\sigma_T = 1m$ ).



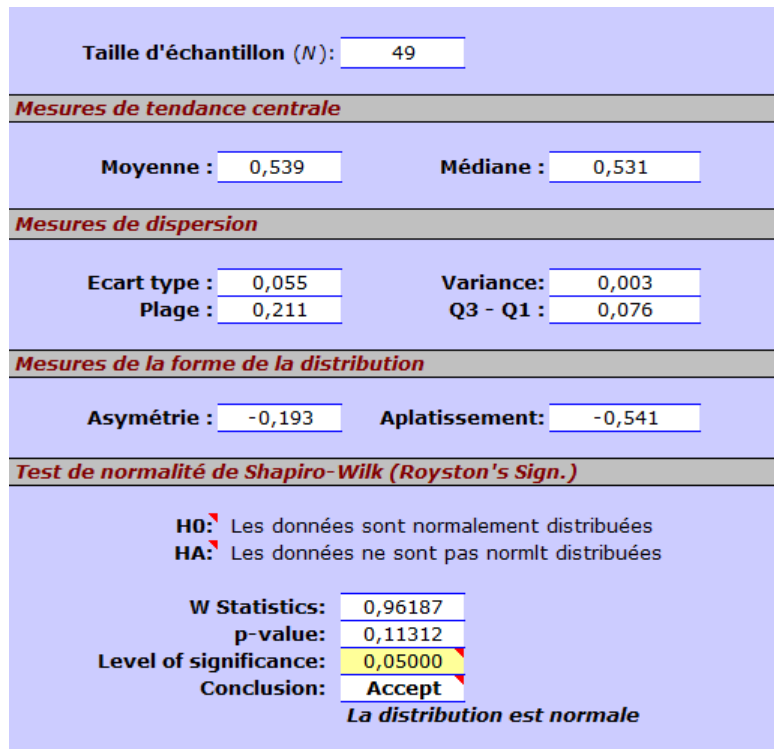


FIGURE 5.37: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire du véhicule de cartographie mobile dans la direction X en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 1m$ ,  $\sigma_f = 0.5m$ ,  $\sigma_s = 0.3m$  et  $\sigma_T = 1m$ ).

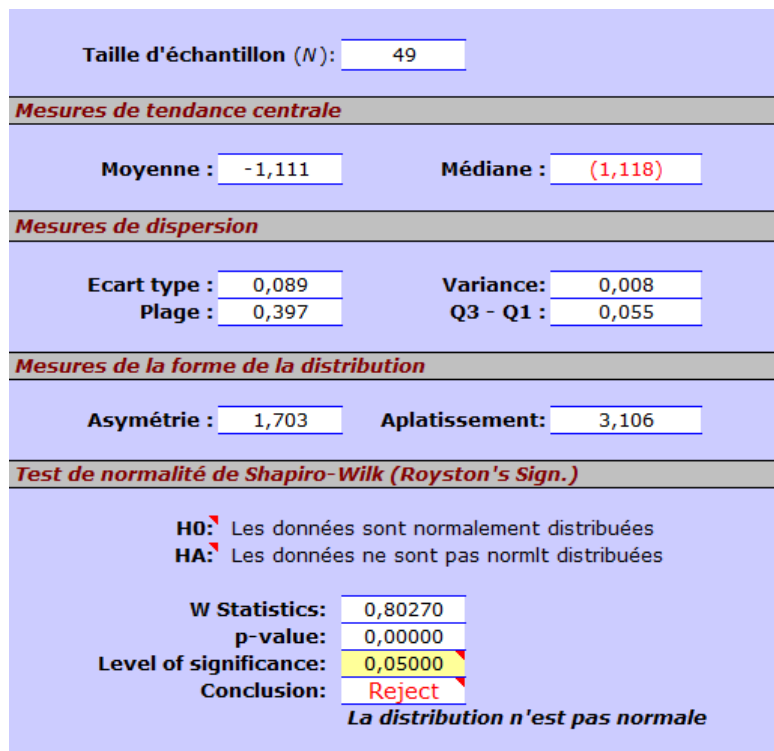
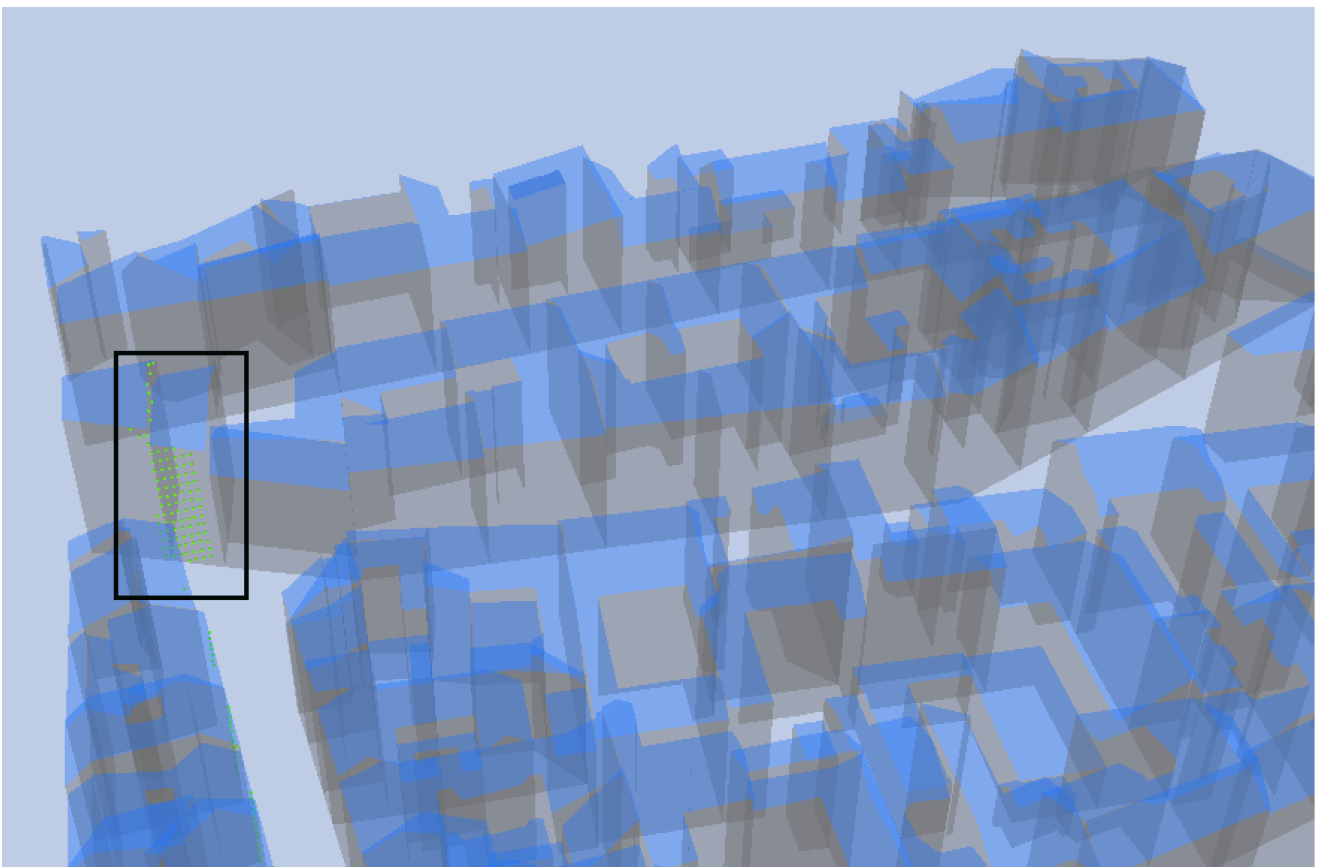


FIGURE 5.38: Test de Shapiro-Wilk - Distribution des résidus normalisés de la trajectoire du véhicule de cartographie mobile dans la direction Y en utilisant les incertitudes suivantes en entrée : ( $\sigma_b = 1m$ ,  $\sigma_f = 0.5m$ ,  $\sigma_s = 0.3m$  et  $\sigma_T = 1m$ ).



**FIGURE 5.39:** Le bloc de bâtiments ne peut se déplacer que dans une seule direction.

## Chapitre 6

# Conclusion et perspectives



*" Les utopies d'aujourd'hui sont les réalités de demain. "*

Victor Hugo

Nous allons maintenant présenter les conclusions et les perspectives liées à la méthode développée tout au long de ce manuscrit.

Nous avons cherché à développer une méthode générique pour ajuster simultanément un nuage de points laser mobile et un modèle 3D de ville. L'algorithme ne requiert aucun paramètre en entrée et est entièrement automatique et adapté pour s'appliquer en domaine urbain dense. Le recalage conjoint de données entre des nuages de points laser terrestres et des bases de données géographiques 3D est une thématique importante nécessaire pour effectuer de la fusion d'informations et améliorer les bases de données existantes.

### 6.1 Contributions principales

Nous avons cherché à développer une chaîne de traitement générique pour recaler simultanément des nuages de points laser et des modèles 3D de ville tout en propageant les incertitudes sur le produit final. Ce que nous apportons de nouveau dans cette thèse est la prise en compte

des incertitudes dans le domaine du recalage 3D, sujet un peu ignoré par les chercheurs de notre domaine depuis quelques dizaines d'années. L'incertitude est pourtant indispensable pour chaque mesure et permet de définir un intervalle de confiance dans lequel la valeur vraie se situe et avec quelle probabilité. Elle permet ainsi de garantir le résultat et la fidélité du résultat produit : plus l'incertitude associée au résultat sera faible, meilleur sera le résultat.

Au sein de cette thèse, nous avons montré comment nous modélisons et propageons les incertitudes sur les données. La modélisation des incertitudes sur les données est une étape importante du recalage. Elles permettent de combiner l'information de localisation de chaque jeu de données à recaler de façon optimale et à fournir des incertitudes sur le produit final.

Cette chaîne de traitements est capable à la fois :

- de retrouver les dérives non linéaires en fonction du temps présentes dans les nuages de points laser de cartographie mobile 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. La méthode s'appuie sur un découpage temporel de la trajectoire. En effet, il est plus judicieux de recalcr le nuage de points laser en déformant la trajectoire du véhicule que le nuage de points laser. Le principal avantage de procéder de cette manière est d'éviter de résoudre des matrices de grandes tailles dont l'allocation mémoire est trop lourde. Le nombre d'observations sur les positions successives de la trajectoire (100Hz) est très inférieur au nombre de points dans le nuage de points laser (300kHz).

Nous avons proposé une approche originale qui présente plusieurs avantages :

- de retrouver une déformation en translation par bloc de bâtiments, façade et bande dans le modèle Bati3D.
- de prendre en compte les sources d'incertitudes sur le nuage de points laser et le modèle 3D dans le processus de recalage.
- de propager les incertitudes sur le produit final avec des garanties fortes et validées sur les incertitudes du résultat du recalage.

Cette méthode est basée sur l'utilisation d'une technique ICP améliorée pour satisfaire nos 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 introduire de nouvelles observations à estimer. Une grande attention a été portée sur la propagation des incertitudes sur le résultat final. Une partie de la thèse est également consacrée à la modélisation et la propagation des incertitudes sur les données en entrée. Les sources d'incertitudes :

- dans le nuage de points laser mobile sont dominées principalement par les positions successives du véhicule de cartographie mobile.
- dans le modèle 3D de ville sont principalement dues au problème global de géo-référencement des blocs de bâtiments, à l'écart entre la limite de gouttière et le plan de façade et à l'absence de relief de façade.

La méthode utilise une structure de type kD-Tree sur les bases de données géographiques et un lancer de rayons à partir de nos nuages laser pour apparier rapidement les données entre-elles.

Nous pouvons résumer notre algorithme de recalage conjoint en 4 étapes :

1. la sélection des points de façade dans le nuage de points laser déterminé à l'aide de descripteurs géométriques locaux [Demantké et al., 2012],
2. l'appariement des points laser aux bandes du modèle 3D en utilisant un lancer de rayons,
3. acceptation et/ou rejet en utilisant les incertitudes des données en entrée,
4. une méthode d'optimisation basée sur le modèle de Gauss-Helmert (très utilisé dans le domaine de la géodésie) prenant en compte les incertitudes et observations en entrée.

Notre approche est totalement automatique. Les informations initiales nécessaires au fonctionnement de la méthode sont :

1. un modèle Bati3D contenant des primitives géométriques et leur position spatiale,
2. un nuage 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,
3. les incertitudes sur le modèle 3D (blocs de bâtiments, façades et bandes) et le nuage de points laser (positions, vitesses successives du véhicule, etc).

Aucune autre information n'est nécessaire pour le recalage des données dès lors que nous connaissons les informations ci-dessus sur les données.

La méthode corrige simultanément la trajectoire du véhicule et le modèle 3D (bloc de bâtiments, façades et bandes) en propageant les incertitudes. Les différentes évaluations permettent de garantir que les incertitudes sont bornées dans un intervalle de confiance  $[-3\sigma_i^*, 3\sigma_i^*]$  (où  $\sigma_i^*$  est l'incertitude de l'observation  $i$  en sortie de notre algorithme) ce qui est encourageant.

Prendre en compte les incertitudes permet d'éviter les choix heuristiques de paramètres dont souffrait la thèse de [Monnier, 2014]. L'ensemble des évaluations effectuées atteste du bon fonctionnement de notre approche et démontre un potentiel intéressant. Cette approche de recalage basée sur un recalage conjoint est adaptée aux données laser mobiles/modèles 3D en milieu urbain. Cette chaîne de traitement apporte une solution à cette problématique. Cependant, elle n'est pas exempte de défauts comme nous avons pu le voir dans le chapitre précédent.

## 6.2 Les principales limitations

### Les covariances sur les positions du véhicule de cartographie mobile

La présence de covariance sur les positions successives du véhicule de cartographie mobile entraîne un biais sur les résultats et il est difficile d'obtenir en sortie des distributions gaussiennes lorsque la trajectoire a été fortement perturbée. Or ne pas prendre en compte les covariances sur la trajectoire entraînerait une trajectoire non lisse en forme de "dents de scie".

### L'orientation du véhicule

L'hypothèse la plus limitante de notre algorithme est la qualité de l'orientation fournie par la centrale inertielle. Ouvrir la méthode aux véhicules de cartographie mobile ne remplissant pas ce critère est complexe. La gestion de l'orientation est un problème compliqué car il est difficile de faire la distinction entre une légère rotation et une légère translation.

### Le manque d'information

Cette thèse n'utilise que les façades de bâtiments pour se recalcr en planimétrie. Cependant, il est tout à fait possible d'ajouter de nouvelles observations pour recalcr les données en altimétrie en sélectionnant des points de "sol" avec l'utilisation de descripteurs géométriques locaux [Demantké et al., 2012]. Il serait également intéressant d'utiliser d'autres entités, et notamment des entités ponctuelles (poteaux, les feux de signalisations, arbres, etc).

### 6.3 Perspectives

Les perspectives envisageables en prolongement direct de cette thèse concernent plusieurs objectifs importants :

- il serait intéressant de tester et évaluer la méthode de recalage conjoint en utilisant des données réelles. Notre méthode n'a été utilisée que sur des jeux de données complètement contrôlés. Pour ce faire, il sera nécessaire de connaître les incertitudes sur le modèle 3D.
- Un des autres points importants est la gestion des gros volumes de données. Dans notre cas, nous avons décidé de développer une méthode permettant de traiter un petit jeu de données sur un ordinateur de bureau classique en temps de traitement raisonnable sans aucune optimisation majeure (environ 3 fois le temps d'acquisition). Certaines des étapes pourraient être parallélisées pour diminuer le temps de calcul notamment pour l'appariement des données.
- L'ajout de nouvelles entités améliorerait significativement la qualité du recalage. Notre méthode n'utilise que les façades de bâtiments pour se recalcr. L'ajout de nouvelles entités améliorerait significativement la qualité du recalage en apportant de l'information supplémentaire.
- L'utilisation de points d'appuis connus dans la réalité et détectables dans les nuages de points laser mobiles. Ajouter des points fixes dont la position spatiale (des coins de bâtiments détectés par intersection de plan [Poreba, 2014]) est connue de manière précise dans un référentiel géographique permettrait de localiser précisément les données.
- Effectuer une meilleure gestion de l'allocation mémoire. Dans notre cas, les primitives géométriques du modèle 3D de ville nécessaires au recalage des données sont chargées en mémoire alors que toutes les primitives ne sont pas utilisées lors de l'étape d'appariements. En général, nos acquisitions laser ont une extension plus petite que nos modèles 3D de ville. Il serait intéressant de réduire l'allocation mémoire des primitives en n'utilisant qu'une zone tampon autour du nuage de points laser. Cela accélérerait l'étape d'appariement lors du lancer de rayons.
- Il est également envisageable d'adapter la méthode en utilisant des bases de données géographiques différentes (Référentiel à Grande Échelle (RGE), cadastre, etc).
- La méthode fonctionne actuellement sur des données provenant de véhicules de cartographie mobile mais elle pourrait très bien être adaptée au domaine aérien à la seule condition de disposer de certaines méta-données en entrée (position du capteur, temps d'acquisition, incertitudes, etc) et de définir les observations "critiques". Les données aériennes ont l'avantage d'imager les toits. Ces données pourraient être

recalées sur les toits présents dans les modèles 3D de ville. Cela permettrait d'aligner les données terrestres et les données aériennes.

## 6.4 Conclusion générale

Ce manuscrit est consacré au problème de recalage conjoint entre des données laser terrestres mobiles simulées et des modèles 3D de ville en utilisant les incertitudes des données en entrée pour les propager en sortie de l'algorithme et garantir le résultat sur le produit final. Cette méthode est basée sur l'utilisation d'une technique "Iterative Closest Point" (ICP) développée et améliorée pour satisfaire nos besoins. Le modèle de Gauss-Helmert est souvent utilisé dans le domaine de la géodésie. Nous utilisons également des descripteurs géométriques locaux adaptatifs pour extraire l'information pertinente (points de façades) afin de les mettre en correspondance avec des primitives géométriques triangulaires de façade. Cette méthode est assez générique pour s'appliquer à n'importe quel type de nuage de points laser et base de données géographiques à condition de connaître certaines méta-données. L'étape d'appariement a été optimisée en utilisant une structure de type kD-tree sur les primitives géométriques du modèle 3D et un lancer de rayons pour accélérer les requêtes spatiales. Notre méthode est entièrement automatique et les incertitudes en entrée de l'algorithme permettent d'éviter les choix heuristiques de paramètres dont souffrait la thèse de [Monnier, 2014]. L'ensemble des évaluations effectuées dans le chapitre 5 atteste du bon fonctionnement de la méthode et démontre un potentiel intéressant. En effet, les observations estimées en sortie de l'algorithme de recalage sont bornées dans un intervalle de confiance  $[-3\sigma_i^*, 3\sigma_i^*]$ . Cependant, nous avons vu que les positions successives du véhicule de cartographie mobile entraînent un biais et une non normalité des données lorsque les incertitudes sur la trajectoire sont fortes. Ceci s'explique par le fait que les positions successives du véhicule ne sont en fait pas indépendantes et donc présentent des covariances. Ne pas prendre en compte les covariances sur la trajectoire entraînent une trajectoire "non lisse".

Cette thèse a permis d'apporter des débuts de solutions dans un domaine encore peu étudié. Même si la thématique est abordée par un grand nombre de scientifiques depuis une dizaine d'années, l'application au milieu urbain en modélisant et propageant les incertitudes le plus rigoureusement possible a très peu été abordée dans le passé.

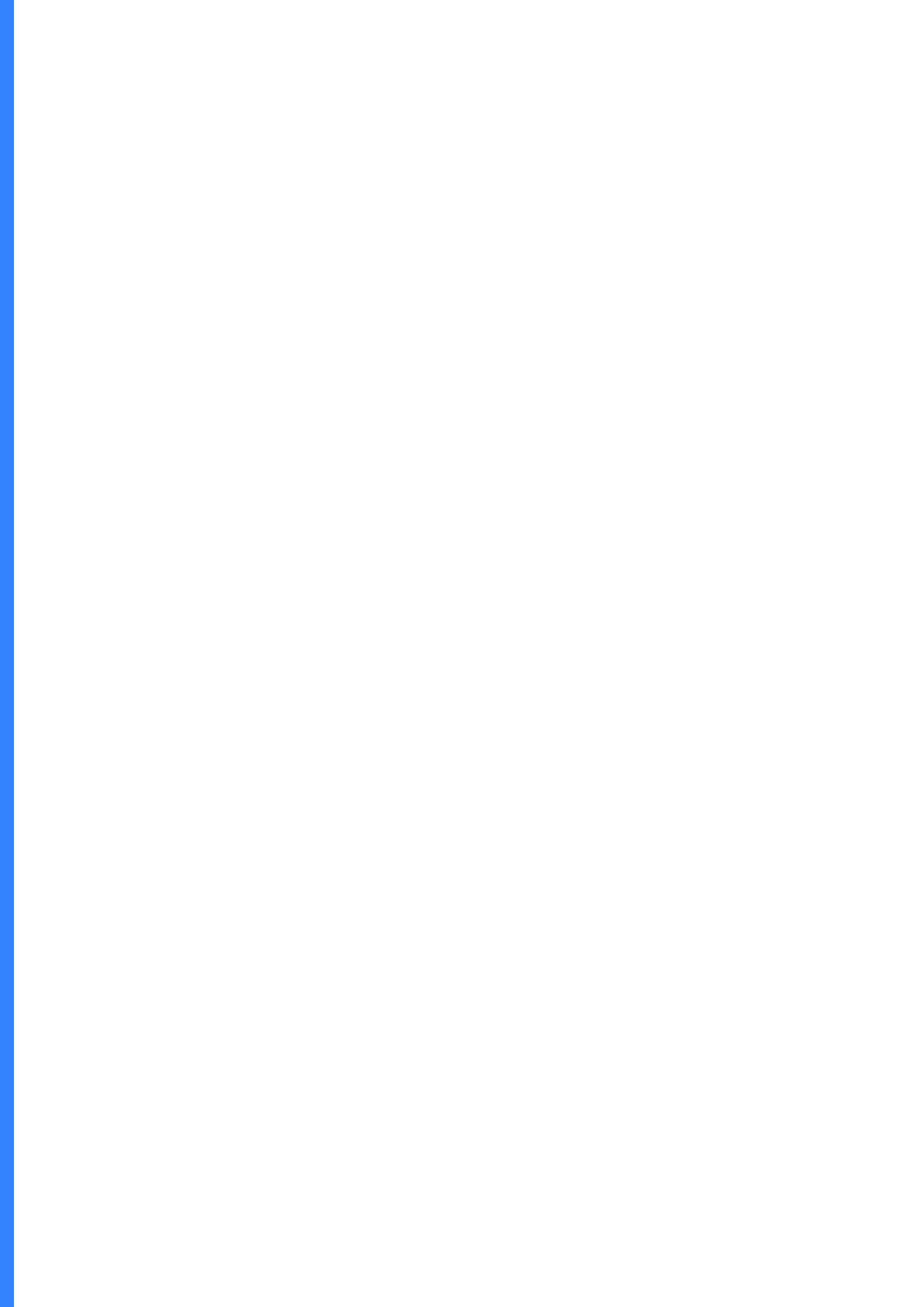
En conclusion, le recalage de données entre des nuages de points laser terrestres et des modèles 3D de ville est une thématique importante nécessaire pour enrichir les bases de données géographiques en effectuant de la fusion d'informations. La modélisation et la propagation des incertitudes nous permettent ainsi de garantir que les erreurs sont comprises dans un intervalle de confiance.





---

# Appendices



## Annexe A

# Test de Shapiro-Wilk

Cette annexe est basée sur l'article de [[Schnabel et al., 2011](#)].

En statistique, le test de Shapiro -Wilk vérifie l'hypothèse nulle selon laquelle un échantillon  $x_1, \dots, x_n$  est issu d'une population normalement distribuée [[Shapiro and Wilk, 1965](#)]. Ce test est très populaire et utilisé par de nombreux statisticiens. Il est basé sur la statistique  $W$ . En comparaison des autres tests, il est particulièrement puissant pour les petits effectifs ( $n \leq 50$ ).

La statistique de test est la suivante :

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} a_i (x_{(n-i+1)}^2 - x_{(i)}))^2}{\sum_{i=1}^n (x_{(i)} - \bar{x}_i)^2} \quad (1)$$

où

- $x_{(i)}$  correspond à la série des données triées ;
- $\frac{n}{2}$  est la partie entière du rapport  $\frac{n}{2}$
- $a_i$  sont des constantes générées à partir de la moyenne et de la matrice de variance covariance des quantiles d'un échantillon de taille  $n$  suivant la loi normale. Ces constantes sont fournies dans des tables spécifiques.

La statistique  $W$  peut donc être interprétée comme le coefficient de détermination entre la série des quantiles générées à partir de la loi normale et les quantiles empiriques obtenues à partir des données. Plus  $W$  est élevé, plus la compatibilité avec la loi normale est crédible. La région critique, rejet de la normalité, s'écrit :

$$W < W_{crit} \quad (2)$$

### Détail du calcul

Les calculs s'organisent de la façon suivante :

1. trier les données  $x_i$  dans l'ordre croissant, nous obtenons la série  $x_{(i)}$ ,
2. calculer les écarts  $(x_{(n-i+1)} - x_{(i)})$ ,
3. lire dans la table pour un  $n$  donné, les valeurs des coefficients  $a_i$ ,
4. former le numérateur de  $W$ ,  $nW$  ,

## Chapter A. Test de Shapiro-Wilk

5. former le dénominateur de  $W$ ,  $dW$ ,
  6. en déduire  $W = \frac{nW}{dW}$ ,
  7. pour un risque  $\alpha = 0.05$ , le seuil critique lue dans la table pour  $n$  est  $W_{crit}$ .
- Si  $W > W_{crit}$ , au risque de 5 %, la distribution est normale.  
 — Si  $W < W_{crit}$ , au risque de 5 %, la distribution est normale.

table des coefficients  $a_i$  pour le test  $W$  de Shapiro-Wilk  
(Biometrika 1965)

$n \backslash i$	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0,664 6	0,643 1	0,623 3	0,605 2	0,588 8	0,573 9	0,560 1	0,547 5	0,535 8	0,525 1	0,515 0
2	0,241 3	0,280 6	0,303 1	0,316 4	0,324 4	0,329 1	0,331 5	0,332 5	0,332 5	0,331 8	0,330 6
3	0,000 0	0,087 5	0,140 1	0,174 3	0,197 6	0,214 1	0,226 0	0,234 7	0,241 2	0,246 0	0,249 5
4			0,000 0	0,056 1	0,094 7	0,122 4	0,142 9	0,158 6	0,170 7	0,180 2	0,187 8
5					0,000 0	0,039 9	0,069 5	0,092 2	0,109 9	0,124 0	0,135 3
6							0,000 0	0,030 3	0,053 9	0,072 7	0,088 0
7									0,000 0	0,024 0	0,043 3
8											0,000 0

$n \backslash i$	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38
1	0,432 8	0,429 1	0,425 4	0,422 0	0,418 8	0,415 6	0,412 7	0,409 5	0,406 8	0,404 0	0,401 5
2	0,299 2	0,295 8	0,294 4	0,292 1	0,289 8	0,287 6	0,285 4	0,283 4	0,281 3	0,279 4	0,277 4
3	0,251 0	0,249 9	0,248 7	0,247 5	0,246 3	0,245 1	0,243 9	0,242 7	0,241 5	0,240 3	0,239 1
4	0,215 1	0,215 0	0,214 8	0,214 5	0,214 1	0,213 7	0,213 2	0,212 7	0,212 1	0,211 6	0,211 0
5	0,185 7	0,186 4	0,187 0	0,187 4	0,187 8	0,188 0	0,188 2	0,188 3	0,188 3	0,188 3	0,188 1
6	0,160 1	0,161 6	0,163 0	0,164 1	0,165 1	0,166 0	0,166 7	0,167 3	0,167 8	0,168 3	0,168 6
7	0,137 2	0,139 5	0,141 5	0,143 3	0,144 9	0,146 3	0,147 5	0,148 7	0,149 6	0,150 5	0,151 3
8	0,116 2	0,119 2	0,121 9	0,124 3	0,126 5	0,128 4	0,130 1	0,131 7	0,133 1	0,134 4	0,135 6
9	0,096 5	0,100 2	0,103 6	0,106 6	0,109 3	0,111 8	0,114 0	0,116 0	0,117 9	0,119 6	0,121 1
10	0,077 8	0,082 2	0,086 2	0,089 9	0,093 1	0,096 1	0,098 8	0,101 3	0,103 6	0,105 6	0,107 5
11	0,059 8	0,065 0	0,069 7	0,073 9	0,077 7	0,081 2	0,084 4	0,087 3	0,090 0	0,0 2 4	0,094 7
12	0,042 4	0,048 3	0,053 7	0,058 5	0,062 9	0,066 9	0,070 6	0,073 9	0,077 0	0,079 8	0,082 4
13	0,025 3	0,032 0	0,038 1	0,043 5	0,048 5	0,053 0	0,057 2	0,061 0	0,064 5	0,067 7	0,070 6
14	0,008 4	0,015 9	0,022 7	0,028 9	0,034 4	0,039 5	0,044 1	0,048 4	0,052 3	0,055 9	0,059 2
15		0,000 0	0,007 6	0,014 4	0,020 6	0,026 2	0,031 4	0,036 1	0,040 4	0,044 4	0,048 1
16				0,000 0	0,006 8	0,013 1	0,018 7	0,023 9	0,028 7	0,033 1	0,037 2
17						0,000 0	0,006 2	0,011 9	0,017 2	0,022 0	0,026 4
18								0,000 0	0,005 7	0,011 0	0,015 8
19										0,000 0	0,005 3

FIGURE A.1: Table des coefficients  $a_i$  pour le test  $W$  de Shapiro-Wilk

## Annexe B

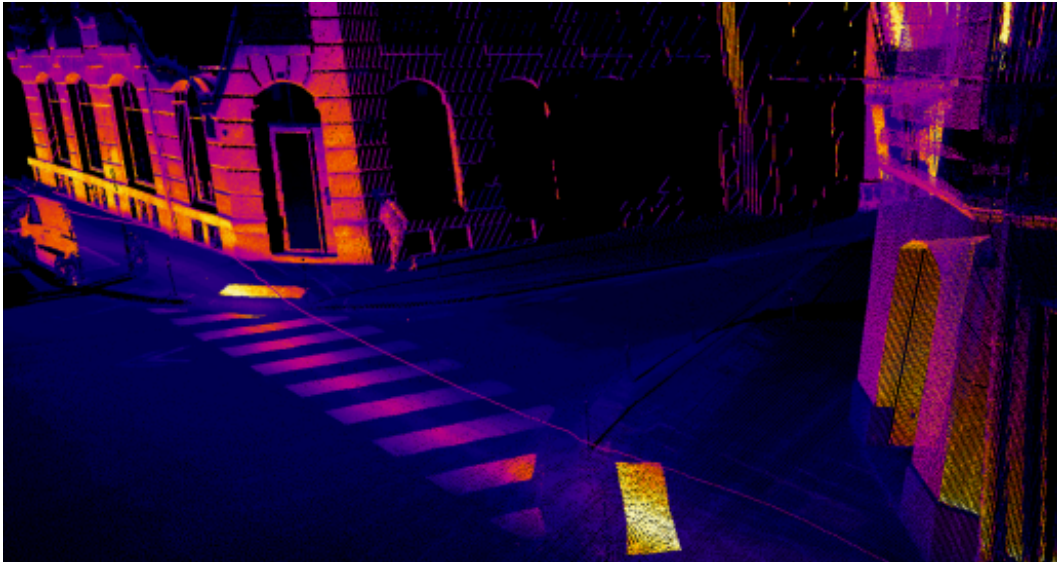
### Viapolis

Le véhicule Viapolis (monoplace) qui est un système hybride simplifié et allégé permet d'étendre le périmètre de numérisation terrestre, en permettant l'accès à des zones non accessibles par Stéréopolis (trottoirs, cours, intérieurs de bâtiments, etc.).



**FIGURE B.1:** Véhicule de cartographie mobile terrestre Viapolis adapté à la circulation sur le trottoir ou dans les espaces difficiles d'accès pour le véhicule Stéréopolis.

La figure B.2 illustre un nuage de points laser acquis par le véhicule Viapolis.



**FIGURE B.2:** Nuage de points laser terrestre mobile acquis par le véhicule Viapolis.

## Annexe C

# Publications

- M. Mezian, B. Vallet, B. Soheilian, N. Paparoditis. Uncertainty propagation for terrestrial mobile laser scanner. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. 41 (B3), pp 331-335, ISPRS Congress, Prague, Juillet 2016.
- Best Poster Paper Awards 2016 at the XXIIIrd ISPRS Congress





# Bibliographie

- D Aiger, N Mitra, and D Cohen-Or. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration. *ACM Transactions on Graphics*, 27(3) :1, 2008a. 19
- D Aiger, Nj Mitra, and D Cohen-Or. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration. *ACM Transactions on Graphics*, 27(3) :1, 2008b.
- D Akca. Full automatic registration of laser scanner point clouds. *Measurement Techniques*, I(Figure 1) :330–337, 2003.
- M Al-Durgham, I Detchev, and A Habib. Analysis of two triangle-based multi-surface registration algorithms of irregular point clouds. *ISPRS Commission V*, 2010.
- K Al-Manasir and Clive Fraser. Automatic registration of terrestrial laser scanner data via imagery. *IAPRS*, XXXVI :26–31, 2006.
- B Allen, B Curless, and Z Popović. The space of human body shapes : reconstruction and parameterization from range scans. *ACM Transactions on Graphics*, (22(3)) :587–594, 2003.
- Majd Alshawa, Eddie Smigiel, Pierre Grussenmeyer, and Tania Landes. Integration of a terrestrial lidar on a mobile mapping platform-first experiences. In *International Symposium on Mobile Mapping Technology*, 2007.
- Miguel Amável Pinheiro, Raphael Sznitman, Eduard Serradell, Jan Kybic, Francesc Moreno-Noguer, and Pascal Fua. Active testing search for point cloud matching. In *Information processing in medical imaging : 23rd International Conference, IPMI 2013 Asilomar, CA, USA, June 28–July 3, 2013 Proceedings*, pages 572–583. Springer, 2013. 19
- B Amberg, S Romdani, and T Vetter. Optimal step nonrigid icp algorithms for surface registration. *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 14 (1-3) :1–8, 2007.
- D Anguelov, P Srinivasan, H Pang, D Koller, S Thrun, and J Davis. *The correlated correspondence algorithm for unsupervised registration of nonrigid surfaces*, volume 17, page 33. The MIT Press, 2005. 19
- K Arun, T Huang, and D Blostein. Least-squares fitting of two 3-d point sets. *Image Rochester NY*, PAMI-9(5) :698–700, 1987. 19
- K Bae and D Lichti. Automated registration of unorganised point clouds from terrestrial laser scanners. *Update*, 35(5B) :222–227, 2004.
-

## BIBLIOGRAPHIE

---

- K Bae and D Lichti. A method for automated registration of unorganised point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 63(1) :36–54, 2008.
- K Baek and D Lichti. Automated registration of unorganised point clouds from terrestrial laser scanners. *Update*, 35(5B) :222–227, 2004.
- Dana H Ballard. Generalizing the hough transform to detect arbitrary shapes. *Pattern recognition*, 13(2) :111–122, 1981. 19
- S Barnea and S Filin. Registration of terrestrial laser scans via image based features. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, pages 32–37, 2007a.
- S Barnea and S Filin. Keypoint based autonomous registration of terrestrial laser point-clouds. *IJPRS*, 63(1) :19–35, 2008.
- Shahar Barnea and Sagi Filin. Registration of terrestrial laser scans via image based features. 2007b.
- Vincent Barras, Nicolas Delley, and Guillaume Chapotte. Analyses aux limites des scanners laser terrestres. *XYZ Rev. Assoc. Fr. Topogr.*, 137 :19–26, 2013. 34
- Gerhard Heinrich Bendels, Patrick Degener, Roland Wahl, Marcel Körtgen, and Reinhard Klein. Image-based registration of 3d-range data using feature surface elements. *Computer*, 1 :115–124, 2004.
- R Benjemaa and F Schmitt. Fast global registration of 3d sampled surfaces using a multi-z-buffer technique. *Image and Vision Computing*, 17(2) :113–120, 1999. 19
- R Bergevin, M Soucy, H Gagnon, and D Laurendeau. Towards a general multi-view registration technique. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(5) :540–547, 1996.
- F Bernardini, H Rushmeier, I M Martin, J Mittleman, and G Taubin. Building a digital model of michelangelos florentine pieta. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 22(1) :59–67, 2002.
- P Besl and N McKay. A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Transactions on PAMI*, 14(2) :239–256, 1992. 14, 19
- P Biber and W Strasser. The normal distributions transform : a new approach to laser scan matching. *Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems IROS 2003 Cat No03CH37453*, 3(October) :2743–2748, 2003.
- G Blais and M Levine. Registering multiview range data to create 3d computer objects registering multiview range data to create 3d computer objects. *Evaluation*, 17(514) : 820–824, 1995.
- C Brenner, C Dold, and N Ripperda. Coarse orientation of terrestrial laser scans in urban environments. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 63(1) :4–18, 2008. 14
- Thomas M Breuel. Implementation techniques for geometric branch-and-bound matching methods. *Computer Vision and Image Understanding*, 90(3) :258–294, 2003. 20

- B Brown and S Rusinkiewicz. Global non-rigid alignment of 3-d scans. *ACM Transactions on Graphics*, 26(3) :21, 2007.
- Heiko Bülow and Andreas Birk. Spectral registration of volume data for 6-dof spatial transformations plus scale. In *Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on*, pages 3078–3083. IEEE, 2011. 19
- G Burel and H Henocq. 3d invariants and their application to object recognition. *Signal Processing*, 45(1) :1–22, 1995.
- Bertrand Cannelle. *Estimation de pose de grands blocs d'images panoramiques issues de systèmes de numérisation mobile*. PhD thesis, Université Paris-Est, 2013. 9
- O Carmichael and M Hebert. *Unconstrained registration of large 3D point sets for complex model building*, pages 360–367. 1998.
- Andrea Censi. Scan matching in a probabilistic framework. In *Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006. Proceedings 2006 IEEE International Conference on*, pages 2291–2296. IEEE, 2006. 19
- C Chen, Y Hung, and J Cheng. Ransac-based darces : a new approach to fast automatic registration of partially overlapping range images. *IEEE Transactions on PAMI*, 21(11) :1229–1234, 1999. 18, 19
- Y Chen and G Medioni. Object modelling by registration of multiple range images. *IVC*, 10(3) :145–155, 1992. 14, 19
- Z Cheng, W Jiang, G Dang, R Martin, J Li, H Li, Y Chen, Y Wang, B Li, K Xu, and al. *Non-rigid Registration in 3D Implicit Vector Space*, pages 37–46. IEEE, 2010. 18
- R Chin and C Dyer. Model-based recognition in robot vision. *ACM Computing Surveys*, 18(1) :67–108, 1986.
- H Chui. A new point matching algorithm for non-rigid registration. *Computer Vision and Image Understanding*, 89(2-3) :114–141, 2003. 20
- H Chui and A Rangarajan. *A new algorithm for non-rigid point matching*, volume 2, pages 44–51. IEEE Comput. Soc, 2000. 20
- Javier Civera, Oscar G Grasa, Andrew J Davison, and JMM Montiel. 1-point ransac for extended kalman filtering : Application to real-time structure from motion and visual odometry. *Journal of Field Robotics*, 27(5) :609–631, 2010. 20
- D Cohen-Steiner and J-M Morvan. Restricted delaunay triangulations and normal cycle. *PAMI*, 24(8-9) :312, 2003.
- D M Cole and P M Newman. Using laser range data for 3d slam in outdoor environments. *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation 2006 ICRA 2006*, (May) :1556–1563, 2006.
- Lucilio Cordero-Grande, Gonzalo Vegas-Sanchez-Ferrero, Pablo Casaseca-de-la Higuera, and Carlos Alberola-Lopez. A markov random field approach for topology-preserving registration : Application to object-based tomographic image interpolation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(4) :2047–2061, 2012. 19

## BIBLIOGRAPHIE

---

- J. Demantké, B. Vallet, and N. Paparoditis. Streamed Vertical Rectangle Detection in Terrestrial Laser Scans for Facade Database Production. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, pages 99–104, July 2012. doi : 10.5194/isprsannals-I-3-99-2012.
- J. Demantké, B. Vallet, and N. Paparoditis. Streamed vertical rectangle detection in terrestrial laser scans for facade database production. *IAPRS*, I-3 :99–104, 2012. 10, 16, 17
- J Demantké, B Vallet, and N Paparoditis. Streamed vertical rectangle detection in terrestrial laser scans for facade database production. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, pages 99–104, 2012. 48, 50, 111, 112
- M Ding, K Lyngbaek, and A Zakhor. Automatic registration of aerial imagery with untextured 3d lidar models. *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference on*, 0 :1–8, 2008.
- H Dirk. Probabilistic matching for 3d scan registration. *Robotics*, 2002.
- C Dold and C Brenner. Registration of terrestrial laser scanning data using planar patches and image data. *IAPRS*, 36(Part 5) :78–83, 2006.
- C Dorai, G Wang, A Jain, and C Mercer. Registration and integration of multiple object views for 3d model construction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(1) :83–89, 1998.
- M. Durupt and F. Taillandier. Automatic building reconstruction from a digital elevation model and cadastral data : An operational approach. PCV, 2006a.
- M Durupt and F Taillandier. Reconstruction automatique de bâtiments à partir d'un mne et de limites cadastrales : une approche opérationnelle. In *15eme congrès RFIA*, 2006b.
- D Eggert and S Dalyot. octree-based simd strategy for icp registration and alignment of 3d point clouds. *ISPRS*, III, 2012. 17, 18
- Cameron Ellum and Nasser El-Sheimy. Land-based mobile mapping systems. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 68(1) :13–17, 1994. 31
- Olof Enqvist, Klas Josephson, and Fredrik Kahl. Optimal correspondences from pairwise constraints. In *Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on*, pages 1295–1302. IEEE, 2009. 19
- J Feldmar, N Ayache, and F Betting. 3d-2d projective registration of free-form curves and surfaces. *Computer Vision and Image Understanding*, 65(3) :403–424, 1997.
- A Fitzgibbon. Robust registration of 2d and 3d point sets. *IVC*, 21(13-14) :1145–1153, 2003. 18
- Sam Friedman and Ioannis Stamos. Online detection of repeated structures in point clouds of urban scenes for compression and registration. *International journal of computer vision*, 102(1-3) :112–128, 2013. 14
- K Friston, J Ashburner, Cd Frith, J Poline, J Heather, and R Frackowiak. Spatial registration and normalization of images. *Human Brain Mapping*, 3(3) :165–189, 1995.

- A Frome, D Huber, R Kolluri, T Bülow, and J Malik. Recognizing objects in range data using regional point descriptors. *Current*, 1(1) :1–14, 2004.
- C Frueh and A Zakhor. Constructing 3d city models by merging ground-based and airborne views. *2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2003 Proceedings*, 2(Mcl) :II–562–9, 2003.
- Kent Fujiwara, Ko Nishino, Jun Takamatsu, Bo Zheng, and Katsushi Ikeuchi. Locally rigid globally non-rigid surface registration. In *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on*, pages 1527–1534. IEEE, 2011. 20
- N Gelfand. Robust global registration. *Third Eurographics symposium on Geometry processing*, 38(2) :197, 2005.
- N Gelfand, L Ikemoto, S Rusinkiewicz, and M Levoy. Geometrically stable sampling for the icp algorithm. *3DIM 2003 Proceedings*, 0 :260–267, 2003. 16, 17
- Craig Glennie. Rigorous 3d error analysis of kinematic scanning lidar systems. *Journal of Applied Geodesy jag*, 1(3) :147–157, 2007. 35
- Z Gmbh, Z Fröhlich, and D Wangen. Terrestrial laser scanning – new perspectives in 3d surveying. *Archives*, 36(Part 8) :7–13, 2004.
- S Granger and X Pennec. Multi-scale em-icp : A fast and robust approach for surface registration. *Computer Vision—ECCV 2002*, 2353 :418–432, 2002. 19
- Darion Grant, James Bethel, and Melba Crawford. Point-to-plane registration of terrestrial laser scans. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 72 :16–26, 2012. 14
- A Gressin, B Cannelle, C Mallet, and JPP Papelard. Trajectory-based registration of 3d lidar point clouds acquired with a mobile mapping system. *ISPRS*, 2012.
- A Gressin, C Mallet, J Demantké, and N David. Towards 3d lidar point cloud registration improvement using optimal neighborhood knowledge. *IJPRS*, 79 :240–251, 2013. 14, 57
- Tania LANDES-Pierre Grussenmeyer. Les principes fondamentaux de la lasergrammétrie terrestre : systèmes et caractéristiques. 2011. 34
- Norbert Haala, Michael Peter, Jens Kremer, and Graham Hunter. Mobile lidar mapping for 3d point cloud collection in urban areas, a performance test. *The international archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences*, 37 : 1119–1127, 2008.
- D Hahnel, S Thrun, and W Burgard. An extension of the icp algorithm for modeling nonrigid objects with mobile robots. *IJCAI*, 18(1) :915–920, 2003. 17
- Jen-Yu Han, Chuin-Shan Chen, and Chien-Tai Lo. Time-variant registration of point clouds acquired by a mobile mapping system. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(1) :196–199, 2014. 14
- M Hebel and U Stilla. Automatic registration of laser point clouds of urban areas. 36 : 13–18, 2007a.

- M Hebel and U Stilla. Automatic registration of laser point clouds of urban areas. 2007b.
- Y Hecker and R Bolle. On geometric hashing and the generalized hough transform. *SMC*, 24(9) :1328–1338, 1994. 19
- J Ho and A Peter. An algebraic approach to affine registration of point sets minghsuan yang university of california. *Computer Vision 2009 IEEE 12th International Conference on, (Iccv)* :1335–1340, 2009.
- B Horn. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions. *JOSA*, 4(4) :629, 1987. 19
- B Horn, H Hilden, and S Negahdaripour. Closed-form solution of absolute orientation using orthonormal matrices. *JOSA*, 5(7) :1127, 1988.
- Q Huang, S Flöry, N Gelfand, M Hofer, and H Pottmann. Reassembling fractured objects by geometric matching. *ACM*, 25(3) :569–578, 2006. 18
- Q Huang, B Adams, M Wicke, and L Guibas. Non-rigid registration under isometric deformations. *Computer Graphics Forum Proc SGP*, 27(5) :1449–1457, 2008.
- D Huber and M Hebert. Fully automatic registration of multiple 3d data sets. *IVC*, 21(7) :637–650, 2003.
- M Jenkinson, P Bannister, M Brady, and S Smith. Improved optimisation for the robust and accurate linear registration and motion correction of brain images. *NeuroImage*, 17(2) :825–841, 2002.
- B Jian and B Vemuri. A robust algorithm for point set registration using mixture of gaussians. *ICCV*, 2(II) :1246–1251, 2005. 18, 19
- A Johnson and M Hebert. Surface registration by matching oriented points. *3DIM*, 0 : 121, 1997.
- A Johnson and M Hebert. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3d scenes. *PAMI*, 21(5) :433–449, 1999.
- R Kaestner, S Thrun, M Montemerlo, and M Whalley. *A Non-Rigid Approach to Scan Alignment and Change Detection Using Range Sensor Data*, pages 179–194. 2006.
- Lucas Kovar and Michael Gleicher. Flexible automatic motion blending with registration curves. *Work*, pages 214–224, 2003.
- S Krishnan, P Lee, J Moore, and S Venkatasubramanian. Global registration of multiple 3d point sets via optimization-on-a-manifold. *Proceedings of the third Eurographics symposium on Geometry processing*, page 187, 2005.
- Y Lamdan and H Wolfson. Geometric hashing : A general and efficient model-based recognition scheme. *1988 Proceedings Second International Conference on Computer Vision*, 4(4) :238–249, 1988.
- Romain Le Scouarnec, Thomas Touzé, Jean-Baptiste Lacambre, and Nicolas Seube. A new reliable boresight calibration method for mobile laser scanning applications. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40(3) :67, 2014. 35

- M Leslar, B Hu, and JG Wang. Error analysis of a mobile terrestrial lidar system. *GEOMATICA*, 68(3) :183–194, 2014. 35, 57
- Anat Levin and Richard Szeliski. Visual odometry and map correlation. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages I–I. IEEE, 2004. 19
- H Li, R Sumner, and M Pauly. Global correspondence optimization for non-rigid registration of depth scans. *Computer Graphics Forum*, 27(5) :1421–1430, 2008.
- Hongdong Li and Richard Hartley. The 3d-3d registration problem revisited. In *Computer Vision, 2007. ICCV 2007. IEEE 11th International Conference on*, pages 1–8. IEEE, 2007. 20
- Y Li and Y Wang. *An accurate registration method based on point clouds and redundancy elimination of lidar data*, pages 605–610. ISPRS, 2008.
- L Liu and I Stamos. Automatic 3d to 2d registration for the photorealistic rendering of urban scenes, 2005.
- Y Liu. Automatic registration of overlapping 3d point clouds using closest points. *Image and Vision Computing*, 24(7) :762–781, 2006.
- Pierre Lothe, Steve Bourgeois, Fabien Dekeyser, Eric Royer, and Michel Dhome. Bases d’amers visuels à grande échelle : correction et géolocalisation de reconstructions slam monoculaires à l’aide de modèles 3d grossiers de villes. 2009.
- D Lowe. Three-dimensional object recognition from single two-dimensional images. *Artificial Intelligence*, 31(3) :355–395, 1987.
- K Lyngbaek and A Zakhor. Automatic registration of aerial imagery with untextured 3d lidar models. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (2008)*, pages 1–8, 2008.
- F Maes, A Collignon, D Vandermeulen, G Marchal, and P Suetens. Multimodality image registration by maximization of mutual information. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16(2) :187–198, 1997.
- M Magnusson, A Lilienthals, and T Duckett. Scan registration for autonomous mining vehicles using 3d-ndt. *Journal of Field Robotics*, 24(10) :803–827, 2007.
- M Mahmoudi and G Sapiro. Three-dimensional point cloud recognition via distributions of geometric distances. *Graphical Models*, 71(1) :22–31, 2009.
- J B Antoine Maintz and M Viergever. An overview of medical image registration methods. *Nature*, 12(6) :1–22, 1996.
- A Makadia, A I Patterson, and K Daniilidis. Fully automatic registration of 3d point clouds. *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Volume 1 CVPR06*, 1(c) :1297–1304, 2006. 19
- Xavier Mateo, Xavier Orriols, and Xavier Binefa. Bayesian perspective for the registration of multiple 3d views. *Computer Vision and Image Understanding*, 118 :84–96, 2014. 19

- C R Maurer, G B Aboutanos, B M Dawant, R J Maciunas, and J M Fitzpatrick. Registration of 3-d images using weighted geometrical features. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 15(6) :836–849, 1996.
- Nicolas Mellado, Dror Aiger, and Niloy J Mitra. Super 4pcs fast global pointcloud registration via smart indexing. In *Computer Graphics Forum*, volume 33, pages 205–215. Wiley Online Library, 2014. 19
- Miloud Mezian, Bruno Vallet, Bahman Soheilian, and Nicolas Paparoditis. Uncertainty propagation for terrestrial mobile laser scanner. *XXIII ISPRS Congress*, 2016. 55
- Edward M Mikhail, James S. (James Samuel) Bethel, J. Chris McGlone, American Society of Photogrammetry, Remote Sensing, Imaging, and Geospatial Information Society. *Manual of photogrammetry*. Bethesda, Md. : American Society of Photogrammetry and Remote Sensing, 5th ed edition, 2004. ISBN 1570830711. "ASPRS, The Imaging and Geospatial Information Society". 5, 61
- Mourad Miled, Bahman Soheilian, Emmanuel Habets, and Bruno Vallet. Hybrid online mobile laser scanner calibration through image alignment by mutual information. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 3(1), 2016a.
- Mourad Miled, Bahman Soheilian, Emmanuel Habets, and Bruno Vallet. Hybrid online mobile laser scanner calibration through image alignment by mutual information. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 3(1), 2016b. xv, 10, 14, 15
- N Mitra, N Gelfand, H Pottmann, and L Guibas. Registration of point cloud data from a geometric optimization perspective. *Proceedings of the 2004 EurographicsACM SIGGRAPH symposium on Geometry processing SGP 04*, 12 :22, 2004.
- Niloy J. Mitra, Simon Flory, Maks Ovsjanikov, Natasha Gelfand, Leonidas Guibas, and Helmut Pottmann. Dynamic geometry registration. In *Symposium on Geometry Processing*, pages 173–182, 2007.
- F. Monnier. *Amélioration de la localisation 3D de véhicules mobiles à l'aide de cartes ou modèles 3D*. PhD thesis, Université Paris-Est, 2014. xv, 10, 15, 16, 17, 18, 22, 23, 63, 111, 113
- E Mouragnon, M Lhuillier, M Dhome, F Dekeyser, and P Sayd. Real time localization and 3d reconstruction. *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR06*, 1(c) :363–370, 2006. 20
- P Musialski. Point cloud to model registration. *VRVis Technical Report 0092009*, pages 3–4, 2009.
- A Myronenko and X Song. Point set registration : Coherent point drift. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(12) :2262–75, 2010. 19
- A Myronenko, X Song, and Miguel Á Carreira-P. *Non-rigid point set registration : Coherent Point Drift*, volume 19, pages 1009–1016. MIT Press, 2007.



- Andreas Nüchter, Kai Lingemann, Joachim Hertzberg, Schloss Birlinghoven, and D Sankt Augustin. 6d slam — 3d mapping outdoor environments. *Journal of Field Robotics*, 24(8-9) :699–722, 2007.
- Ko Nishino and Katsushi Ikeuchi. Robust simultaneous registration of multiple range images. pages 454–461, 2002.
- Andreas Nüchter, Kai Lingemann, Joachim Hertzberg, and Hartmut Surmann. 6d slam—3d mapping outdoor environments. *Journal of Field Robotics*, 24(8-9) :699–722, 2007. 15, 17, 18
- Michael James Olsen. *Guidelines for the use of mobile LIDAR in transportation applications*, volume 748. Transportation Research Board, 2013.
- Carl Olsson, Fredrik Kahl, and Magnus Oskarsson. The registration problem revisited : Optimal solutions from points, lines and planes. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages 1206–1213. IEEE, 2006. 20
- N Paparoditis, J-P Papelard, B Cannelle, A Devaux, B Soheilian, N David, and E Houzay. Stereopolis II : A multi-purpose and multi-sensor 3d mobile mapping system for street visualisation and 3d metrology. *RFPT*, 200 :69–79, 2012a. 6
- Nicolas Paparoditis, Jean-Pierre Papelard, Bertrand Cannelle, Alexandre Devaux, Bahman Soheilian, Nicolas David, and Erwann Houzay. Stereopolis ii : A multi-purpose and multi-sensor 3d mobile mapping system for street visualisation and 3d metrology. *Revue française de photogrammétrie et de télédétection*, 200(1) :69–79, 2012b.
- C Papazov and D Burschka. Deformable 3d shape registration based on local similarity transforms. *Processing*, 30(5), 2011a.
- C Papazov and D Burschka. Stochastic global optimization for robust point set registration. *Computer Vision and Image Understanding*, 115(12) :1598–1609, 2011b.
- Ch Papazov and D Burschka. Stochastic optimization for rigid point set registration. In *Proceedings of the 5th International Symposium on Advances in Visual Computing : Part I*, ISVC '09, pages 1043–1054, Berlin, Heidelberg, 2009. Springer-Verlag.
- Kaustubh Pathak, Dorit Borrmann, Jan Elseberg, Narunas Vaskevicius, Andreas Birk, and Andreas Nüchter. Evaluation of the robustness of planar-patches based 3d-registration using marker-based ground-truth in an outdoor urban scenario. In *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2010 IEEE/RSJ International Conference on*, pages 5725–5730. IEEE, 2010. 14
- Martyna Poreba. *Edge-based accuracy assessment and improvement of mobile laser scanning systems*. Theses, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, June 2014. URL <https://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-01068828>. 30, 112
- H Pottmann, S Leopoldseder, and M Hofer. Simultaneous registration of multiple views of a 3d object. *INTERNATIONAL ARCHIVES OF PHOTOGRAMMETRY REMOTE SENSING AND SPATIAL INFORMATION SCIENCES*, 34(3/A) :265–270, 2002.

- H Pottmann, S Leopoldseder, and M Hofer. Registration without icp. *CVIU*, 95(1) : 54–71, 2004. 19, 20
- H Pottmann, Q Huang, Y Yang, and S-M Hu. Geometry and convergence analysis of algorithms for registration of 3d shapes. *International Journal of Computer Vision*, 67 (3) :277–296, 2006.
- K Pulli. Multiview registration for large data sets. *Second International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling Cat NoPR00062*, 1 :160–168, 1999.
- T Pylvanainen, K Roimela, R Vedantham, J Itaranta, and R Grzeszczuk. Automatic alignment and multi-view segmentation of street view data using 3d shape prior. In *Fifth International Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission (3DPVT)*, Paris, France, 2010.
- P Rieger, N Studnicka, M Pfennigbauer, and G Zach. Boresight alignment method for mobile laser scanning systems. *Journal of Applied Geodesy*, 4(1) :13–21, 2010. 35
- N Ripperda and C Brenner. Marker free registration of terrestrial laser scans using the normal distribution transform. *IAPRS*, XXXVI-5/W17 (on CD-ROM) :99–104, 2005. 18
- Marcos Rodrigues, Robert Fisher, and Yonghuai Liu. Special issue on registration and fusion of range images. *Computer Vision and Image Understanding*, 87(1-3) :1–7, 2002. 20
- K Rohr, H S Stiehl, R Sprengel, T M Buzug, J Weese, and M H Kuhn. Landmark-based elastic registration using approximating thin-plate splines. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(6) :526–534, 2001. 20
- D Rueckert, L I Sonoda, C Hayes, D L Hill, M O Leach, and D J Hawkes. Nonrigid registration using free-form deformations : application to breast mr images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(8) :712–721, 1999. 20
- S Rusinkiewicz and M Levoy. Efficient variants of the icp algorithm. *3DIM*, pages : 145–152, 2001. 48, 49
- Radu Bogdan Rusu, Nico Blodow, and Michael Beetz. Fast point feature histograms (fpfh) for 3d registration. In *Robotics and Automation, 2009. ICRA'09. IEEE International Conference on*, pages 3212–3217. IEEE, 2009. 20
- J Salvi, C Matabosch, D Fofi, and J Forest. A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation. *IVC*, 25(5) :578–596, 2007a.
- Joaquim Salvi, Carles Matabosch, David Fofi, and Josep Forest. A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation. *Image and Vision computing*, 25 (5) :578–596, 2007b. 14
- R Sandhu, S Dambreville, and A Tannenbaum. Point set registration via particle filtering and stochastic dynamics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(8) :1459–1473, 2010.

- Philipp Schaer, Jan Skaloud, S Landtwing, and Klaus Legat. Accuracy estimation for laser point cloud including scanning geometry. In *Mobile Mapping Symposium 2007, Padova*, number TOPO-CONF-2008-015, 2007.
- J Schnabel, D Rueckert, M Quist, J M Blackall, A Castellano-smith, T Hartkens, G Penney, W Hall, H Liu, C L Truwit, and al. A generic framework for non-rigid registration based on non-uniform multi-level free-form deformations. *MICCAI*, 2208(8) :573–581, 2001.
- J Schnabel, D Rueckert, M Quist, J M Blackall, A Castellano-smith, T Hartkens, G Penney, W Hall, H Liu, C L Truwit, and al. Tests de normalité - techniques empiriques et tests statistiques. pages 14–15, 2011. 117
- D Schneider and P Eisert. Fast nonrigid mesh registration with a data-driven deformation prior. *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops ICCV Workshops*, 141(1) :304–311, 2009.
- A Segal, D Haehnel, and S Thrun. Generalized-icp. In *Proceedings of Robotics : Science and Systems*, 2009. 17
- Lifeng Shang, Jian Cheng Lv, and Zhang Yi. Rigid medical image registration using pca neural network. *Neurocomputing*, 69(13) :1717–1722, 2006. 19
- Samuel Sanford Shapiro and Martin B Wilk. An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52(3/4) :591–611, 1965. 117
- G Sharp, S Lee, and D Wehe. Icp registration using invariant features. *PAMI*, 24(1) : 90–102, 2002. ISSN 0162-8828.
- N Snavely, S Seitz, and R Szeliski. Modeling the world from internet photo collections. *International Journal of Computer Vision*, 80(2) :189–210, 2007.
- SS Soudarissanane, RC Lindenbergh, and BGH Gorte. Reducing the error in terrestrial laser scanning by optimizing the measurement set-up. In *XXI ISPRS Congress, Commission I-VIII, 3-11 July 2008, Beijing, China*. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 2008. 34
- Sylvie Soudarissanane, Roderik Lindenbergh, Massimo Menenti, and Peter Teunissen. Scanning geometry : Influencing factor on the quality of terrestrial laser scanning points. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(4) :389–399, 2011. 34
- Rudolf Staiger. The geometrical quality of terrestrial laser scanner (tls). *From Pharaohs to Geomatics. FIG Working Week*, pages 16–21, 2005. 34
- I Stamos and M Leordeanu. Automated feature-based range registration of urban scenes of large scale, 2003.
- F Stein and G Medioni. Structural indexing : Efficient 3-d object recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2) :125–145, 1992.
- Todor Stoyanov and Achim J Lilienthal. Maximum likelihood point cloud acquisition from a mobile platform. In *Advanced Robotics, 2009. ICAR 2009. International Conference on*, pages 1–6. IEEE, 2009. 19

- H Surmann, A Nüchter, and J Hertzberg. An autonomous mobile robot with a 3d laser range finder for 3d exploration and digitalization of indoor environments. 2003.
- Arjen Swart, Jonathan Broere, Remco Veltkamp, and Robby Tan. Refined non-rigid registration of a panoramic image sequence to a lidar point cloud. In *Photogrammetric Image Analysis*, pages 73–84. Springer, 2011. 14
- R Szeliski. Matching 3-d anatomical surfaces with non-rigid deformations using octree-splines. *International Journal of Computer Vision*, 18 :171–186, 1996.
- J-P Tarel and N Boujemaa. Une approche floue du recalage 3d : généralité et robustesse. *Rapport de recherche n° 2716*, 1995. 18, 19
- P. W. Theiler and K. Schindler. Automatic registration of terrestrial laser scanner point clouds using natural planar surfaces. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, I-3 :173–178, 2012. doi : 10.5194/isprsannals-I-3-173-2012.
- Pascal W Theiler, Jan D Wegner, and Konrad Schindler. Markerless point cloud registration with keypoint-based 4-points congruent sets. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2(5/W2) :283–288, 2013. 19
- J-P Thirion. New feature points based on geometric invariants for 3d image registration. *IJCV*, 18(2) :121–137, 1996.
- J-P Thirion. Image matching as a diffusion process : an analogy with Maxwell’s demons. *Medical Image Analysis*, 2(3) :243–260, 1998.
- E Trucco, A Fusiello, and V Roberto. Robust motion and correspondence of noisy 3-d point sets with missing data, 1999.
- Y Tsin and T Kanade. A correlation-based approach to robust point set registration. *ECCV 2004*, 0 :558–569, 2004. 18, 19
- B Vallet. Analyse et reconstruction de scènes urbaines. 2016. xv, 15
- Petr Vanicek and Edward J Krakiwsky. *Geodesy : the concepts*. Elsevier, 2015. 37
- Michael W Walker, Lejun Shao, and Richard A Volz. Estimating 3-d location parameters using dual number quaternions. *CVGIP : image understanding*, 54(3) :358–367, 1991. 19
- F Wang, B Vemuri, A Rangarajan, and S Eisenschenk. Simultaneous nonrigid registration of multiple point sets and atlas construction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 30(11) :2011–2022, 2008. 19
- S Weik. Registration of 3-d partial surface models using luminance and depth information. *3D Digital Imaging and Modeling, International Conference on*, 0 :93, 1997.
- Martin Weinmann, André Dittrich, Stefan Hinz, and Boris Jutzi. Automatic feature-based point cloud registration for a moving sensor platform. 2013.

- W M Wells, P Viola, H Atsumi, S Nakajima, and R Kikinis. Multi-modal volume registration by maximization of mutual information. *Medical Image Analysis*, 1(1) :35–51, 1996.
- C Witzgall and G Cheok. Experiences with point cloud registration. *NIST SPECIAL PUBLICATION SP*, page 349–356, 2003.
- H J Wolfson and I Rigoutsos. Geometric hashing : an overview. *IEEE Computational Science and Engineering*, 4(4) :10–21, 1997. 18, 19
- P Xavier, A Nicholas, and J-P Thirion. Landmark-based registration using features identified through differential geometry, 2000.
- P Yan and K Bowyer. A fast algorithm for icp-based 3d shape biometrics. *Automatic Identification Advanced Technologies IEEE Workshop on*, 0(3) :195–202, 2007. 17
- Yun Zeng, Chaohui Wang, Yang Wang, Xianfeng Gu, Dimitris Samaras, and Nikos Paragios. Dense non-rigid surface registration using high-order graph matching. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*, pages 382–389. IEEE, 2010. 19
- Jing Zhang, Y Ge, Sim Heng Ong, Chee-Kong Chui, Swee-Hin Teoh, and Chye Hwang Yan. Rapid surface registration of 3d volumes using a neural network approach. *Image and Vision Computing*, 26(2) :201–210, 2008. 19
- Z Zhang. Recalage de deux nuages de points 3d. *Traitement du Signal*, 10(4) :263–281, 1993.
- Z Zhang. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces. *IJCV*, 13(2) :119–152, 1994. 16, 18, 49
- H Z H Zhao and R Shibasaki. A vehicle-borne urban 3-d acquisition system using single-row laser range scanners. *IEEE transactions on systems man and cybernetics Part B Cybernetics a publication of the IEEE Systems Man and Cybernetics Society*, 33(4) : 658–666, 2003.
- Q Zheng, A Sharf, A Tagliasacchi, B Chen, H Zhang, A Sheffer, and D Cohen-Or. Consensus skeleton for non-rigid space-time registration. *Computer Graphics Forum*, 29(2) : 635–644, 2010.
- B Zitova and B Zitova. Image registration methods : a survey. *Image and Vision Computing*, 21(11) :977–1000, 2003.