



HAL
open science

Relevé et consolidation de nuages de points issus de multiples capteurs pour la numérisation 3D du patrimoine

Elise Lachat

► **To cite this version:**

Elise Lachat. Relevé et consolidation de nuages de points issus de multiples capteurs pour la numérisation 3D du patrimoine. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Strasbourg, 2019. Français. NNT : 2019STRAD012 . tel-02374000

HAL Id: tel-02374000

<https://theses.hal.science/tel-02374000>

Submitted on 21 Nov 2019

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.

ÉCOLE DOCTORALE n°269
Mathématiques, Sciences de l'Information et de l'Ingénieur (MSII)

**Laboratoire des Sciences de l'Ingénieur,
de l'Informatique et de l'Imagerie (ICube - UMR 7357)**
Équipe Télédétection, Radiométrie et Imagerie Optique (TRIO)

THÈSE présentée par :

Elise LACHAT

soutenue le : 17 juin 2019

pour obtenir le grade de : **Docteur de l'Université de Strasbourg**
Discipline / Spécialité : Sciences de l'Ingénieur / Topographie, Géomatique

**Relevé et consolidation de nuages
de points issus de multiples capteurs
pour la numérisation 3D du patrimoine**

THÈSE dirigée par :

M. GRUSSENMEYER Pierre

Professeur des Universités, INSA de Strasbourg

RAPPORTEURS :

M. TRASSOUDAINÉ Laurent

M. VALLET Bruno

Professeur des Universités, Institut Pascal, Clermont-Ferrand
Chargé de Recherches, IGN, Saint-Mandé

EXAMINATEURS :

M. CHARBONNIER Pierre

Mme LANDES Tania

Directeur de Recherches, CEREMA Est, Strasbourg
Maître de Conférences, INSA de Strasbourg (**Co-encadrante**)

*We can only see a short distance ahead, but
we can see plenty there that needs to be done.*

— Alan Turing

Remerciements

S'il s'agit des premiers mots que le lecteur découvre en s'emparant d'un mémoire de thèse, l'écriture des remerciements représente en quelque sorte un aboutissement. Ces quelques lignes ponctuent pour moi plusieurs années de travail, et sont dédiées à l'ensemble des personnes qui, de près comme de loin, ont apporté leur pierre à l'édifice à travers leurs remarques, leurs conseils, leur soutien ou tout simplement leur présence.

Mes premiers remerciements iront à ceux qui ont accepté de siéger parmi les membres de mon jury de thèse. À cet effet, je suis très reconnaissante envers Laurent Trassoudaine et Bruno Vallet, rapporteurs de cette thèse, d'avoir consenti à ce rôle et à la tâche d'évaluation qui l'accompagne. Je vous remercie pour le temps consacré à la relecture de ce long document, et pour le regard critique que vous porterez sur ces travaux. À Pierre Charbonnier, examinateur, je tenais à adresser ma gratitude pour avoir d'ores et déjà pris part à ma soutenance de mi-parcours. Les conseils que vous m'avez prodigués à cette occasion et par la suite m'ont permis d'enrichir ces travaux, aussi je suis honorée de votre présence au sein de ce jury.

Afin de compléter ce jury, je tiens naturellement à remercier mon directeur de thèse, Pierre Grusenmeyer, pour m'avoir toujours soutenue dans les démarches entreprises, et plus généralement pour la confiance qu'il a su m'accorder depuis mon stage de Master, jusqu'à l'aboutissement de cette thèse. J'adresse mes chaleureux remerciements à ma co-encadrante de thèse, Tania Landes, qui s'est toujours efforcée à apporter des réponses à mes questions, pour sa disponibilité et ses nombreux conseils en matière d'enseignement, mais aussi et surtout pour ses qualités humaines, si appréciables au cours des aléas de la thèse.

Pour nos quelques discussions et les échanges de mails qui ont suivi, je tiens à remercier Jean-François Hullo, mais aussi Emmanuel Cledat, notamment pour sa patience lors de nos conversations écrites remplies de casse-têtes relatifs à la compensation.

Viennent ensuite les remerciements plus informels. Dans cette catégorie, je commencerai par remercier vivement l'ensemble des enseignants et techniciens de la spécialité Topographie de l'INSA de Strasbourg, que j'ai eu la chance de côtoyer en tant qu'étudiante pour commencer, puis lors des pauses café et des déplacements en conférences par la suite. Les conseils avisés que j'ai pu recevoir lors de nos échanges, au sujet de l'enseignement et de la façon de mener à bien sa thèse, m'auront à de nombreux égards été utiles. J'adresse un clin d'œil particulier à Sam pour la bonne humeur qu'il insuffle quotidiennement dans le laboratoire. Mes remerciements vont également à Anaïs et Pierre, que j'ai eu le plaisir de co-encadrer dans le cadre de leurs travaux de recherche, et dont les résultats m'ont permis d'approfondir l'un ou l'autre point de cette thèse.

J'ai une pensée toute particulière pour mes co-doctorant(e)s, sans qui l'aventure aurait été différente! Les liens qui nous unissent ont, je pense, dépassé les simples relations de travail, et j'espère sincèrement que nous réussirons à conserver cette amitié au fil des années. Par ordre alphabétique, un grand merci à : Arnadi, pour la pertinence de ses avis, pour son positivisme à toute épreuve, et parce que la photogrammétrie semble si facile à l'écouter (pour tout cela, je te dis : *terima kasih!*) ; à Elena, pour la dose quotidienne de *positive attitude*, pour les discussions qui incitent à s'évader l'espace d'un instant, et pour les sorties ski de fond (pas forcément très glorieuses!) ; à Emmanuel, pour m'avoir initiée à la fois au *lindy hop*, mais aussi à l'estimation robuste (d'ailleurs, j'ai toujours un doute quant à la discipline que j'affectionne le plus entre les deux...); à Hélène, pour sa disponibilité, et sans qui LaTeX aurait eu raison de mes quelques heures de sommeil restantes au cours des dernières semaines de rédaction (je n'oublierai jamais le débogage de dernière minute avant envoi!) ; à Rami, dernier arrivé au labo et qui, je l'espère, ne m'en voudra pas trop rapidement de lui avoir un jour parlé de son actuel sujet de thèse; et enfin à Xiucheng, pour nous avoir très souvent gâtés de sucreries et spécialités chinoises. Chacun à votre manière, vous m'aurez définitivement confortée dans l'idée qu'il n'est pas envisageable d'avancer seul.

Parce que les activités, les à-côtés et les week-ends de coupure constituent un équilibre indispensable, merci aux amis de plus ou moins longue date qui ont agrémenté ces moments de leur présence. Sans me lancer dans une énumération de plus, je tiens à les remercier pour leurs encouragements, ainsi que pour leurs réguliers « elle est pas encore finie cette thèse?! ».

Un grand merci également à mes parents, dont j'ai toujours su le soutien indéfectible, de mes premières œuvres artistiques à la maternelle, en passant par l'apprentissage intensif de la langue allemande au lycée, jusqu'à finalement la réalisation de cette thèse.

Enfin, parce qu'un soutien logistique sans faille est le vecteur clé de la réussite du doctorant, pour les six mois de vaisselle que je lui ai délégués au cours de la rédaction, je réserve un remerciement tout particulier à Marc. Quatre lignes sur un bout de papier que bientôt tout le monde aura oublié ne seront jamais suffisantes pour te témoigner l'étendue de ma gratitude.

Résumé

La numérisation 3D du patrimoine bâti s'inscrit dans de nombreuses applications, parmi lesquelles la documentation d'édifices et d'objets parfois menacés peut être évoquée, mais aussi leur analyse détaillée par les spécialistes, ou encore leur mise à disposition virtuelle auprès du grand public. Parallèlement à l'intérêt grandissant porté à ce domaine, les techniques d'acquisition dédiées connaissent des améliorations constantes, en matière de rapidité et de qualité des données produites. La démocratisation des levés 3D, à travers l'émergence d'instruments à faible coût et la simplification des procédures de numérisation notamment, contribue à la diversification des méthodes mises en œuvre. Aussi, afin d'améliorer la complétude et la qualité des livrables, de plus en plus de projets s'appuient sur la combinaison de données provenant de différentes sources. De cette manière, les avantages et les points faibles de chaque instrument sont respectivement exploités ou comblés. Cependant, une intégration pertinente des données multi-sources nécessite la connaissance des performances propres à chaque capteur.

Un premier volet de ces travaux de thèse a consisté en l'analyse des performances de plusieurs systèmes d'acquisition, pouvant être appliqués pour la numérisation 3D à l'échelle du bâtiment. La connaissance de systèmes d'acquisition conventionnels, ainsi que du bilan des erreurs affectant leurs mesures, est primordiale. La question de la diversité des sources de données 3D est considérée conjointement avec celle de l'évaluation des données produites, dans la première partie de ce manuscrit. Cette première partie se conclut par un état de l'art à propos des méthodes de recalage, visant à ramener les multiples données acquises au sein d'un même référentiel.

Dans un second temps, l'intégration des nuages de points hétérogènes produits a été abordée selon l'angle du recalage. Cette étape, indispensable à la constitution d'une vue unique du projet, conditionne la qualité des résultats finaux du fait de sa présence en début de chaîne de traitement. Une solution de recalage en bloc de plusieurs nuages de points est exposée, offrant la possibilité d'intégrer une pondération propre à chaque donnée introduite dans le projet. La prise en compte des propriétés stochastiques des données est ainsi proposée comme une première piste, en vue de gérer leur hétérogénéité lors du recalage. Par la suite, des méthodes d'estimation robuste sont introduites dans l'algorithme de recalage en bloc, afin de mener à bien le calcul également en présence d'observations aberrantes. L'approche de recalage global ainsi que sa variante robuste sont finalement évaluées selon différents aspects.

Mots-clés : techniques de numérisation, évaluation des données, recalage global, nuages de points hétérogènes, pondération, estimation robuste

Abstract

Three dimensional digitization of built heritage is involved in a wide range of applications, such as the documentation of structures or objects that may be under threat, the investigation of these structures by specialists, or even their virtual exhibition to the general public. Along with the growing interest in this field, dedicated acquisition techniques are constantly improved in terms of acquisition speed and quality of the produced data. The democratization of 3D acquisitions through the emergence of low cost sensors, and thanks to procedures that are made easier, leads to more and more methods being developed. As a consequence, a growing number of digitization projects rely on the combination of data coming from different sensors, in order to improve the completeness as well as the quality of deliverables. Advantages and weaknesses associated to each device are respectively exploited or overcome in this way. Nevertheless, a coherent combination of multi-source datasets requires the knowledge of individual device performances.

A first part of this research work is concentrated on performance evaluation of different sensors, that may be used for 3D digitization at the building scale. The knowledge of some commonly used devices, as well as sources of uncertainties that may affect their measurements, is necessary. In the first part of this thesis, the question of the diversity of 3D data sources is addressed together with that of their data assessment. This first part ends up with a state of the art about methods dealing with the alignment of multiple datasets into a common reference frame, which is known as registration.

In the second part of this work, the combination of heterogeneous point clouds is handled with regard to registration step. This step is necessary for the construction of a unique view of the project. Besides, it influences the quality of the final products, since it takes place at the beginning of the point cloud processing chain. A global registration solution dealing simultaneously with multiple point clouds is detailed. The introduction of individual weights for each dataset is foreseen within this method. Thus, a first approach to deal with data heterogeneity during registration process is the consideration of stochastic properties of the data. Then, robust estimators are introduced in the registration framework, in order to minimize the influence of potential outliers on the computation results. The registration method as well as its robust version are finally evaluated according to different aspects.

Keywords: digitization techniques, quality assessment, global registration, heterogeneous point clouds, weighting, robust estimation

Sommaire

Remerciements	v
Résumé	vii
Abstract	ix
Glossaire	xviii

Introduction	Page 1
--------------	--------

Partie I DIVERSITÉ DES MÉTHODES DE NUMÉRISATION 3D : ÉVALUATION, PRINCIPE D'INTÉGRATION ET DE MISE EN ŒUVRE	Page 7
---	--------

Chapitre 1	Variété des sources de données 3D pour la numérisation	Page 9
------------	--	--------

1.1	Approches pour l'estimation de la mesure de distance	10
1.1.1	Triangulation	11
1.1.2	Estimation du décalage temporel subi par une onde émise	15
1.1.3	Synthèse	17
1.2	Diversité des techniques de relevé	19
1.2.1	Levés de zones étendues	20
1.2.2	Levés à courte portée	26
1.2.3	Caractéristiques du nuage de points	29
1.2.4	Synthèse	32
1.3	Bénéfices et enjeux liés à l'intégration de données multi-sources	34
1.3.1	À propos de la fusion de données	34
1.3.2	Enjeux	36

Chapitre 2 Qualification des données acquises **Page 39**

2.1	Qualité <i>a priori</i> d'un jeu de données	40
2.1.1	À propos des incertitudes de mesure	40
2.1.2	Facteurs susceptibles d'affecter la qualité de la mesure d'un point	43
2.1.3	Transmission d'incertitudes et précision <i>a priori</i>	47
2.2	Définition d'un modèle stochastique	49
2.2.1	Intérêt de la modélisation stochastique	49
2.2.2	Choix du modèle	50
2.2.3	Synthèse	53
2.3	Évaluation <i>a posteriori</i> de la qualité des données acquises	54
2.3.1	Approches pour l'évaluation effective des données acquises	55
2.3.2	Évaluation pratique de la performance des capteurs	59

Chapitre 3 Du relevé à la production de livrables : principes de mise en œuvre **Page 65**

3.1	Étapes constitutives d'un projet de numérisation	66
3.1.1	Cahier des charges et planification des opérations de numérisation	66
3.1.2	Chaîne de traitement de la donnée brute	69
3.1.3	Recalage et géoréférencement	71
3.1.4	Principes de modélisation et création de modèles	74
3.2	État de l'art des méthodes de consolidation	78
3.2.1	Contexte et définitions	78
3.2.2	Méthodes basées sur des entités ponctuelles	80
3.2.3	Méthodes basées sur la géométrie du nuage de points	83
3.2.4	Méthodes basées sur les images	85
3.2.5	Synthèse	87
3.3	Recalage de nuages de points hétérogènes	88
3.3.1	Configurations rencontrées	89
3.3.2	État de l'art des approches de recalage pour des données hétérogènes	91

Partie II VERS UNE SOLUTION POUR LE RECALAGE DE NUAGES DE POINTS HÉTÉROGÈNES

Page 97

Chapitre 4 Approche pour le recalage de données 3D

Page 99

4.1	Solutions pour l'estimation des paramètres d'une transformation	100
4.1.1	Généralités sur les transformations 3D	100
4.1.2	Expression mathématique d'un changement de repère	102
4.1.3	Estimation des paramètres de transformation entre deux nuages de points	109
4.1.4	Approches de recalage pour plusieurs jeux de données	115
4.2	Établissement d'un modèle fonctionnel adapté	119
4.2.1	Récapitulatif des données en présence	119
4.2.2	Mise en correspondance des points caractéristiques	122
4.2.3	Choix du nuage de référence	125
4.2.4	Définition des contraintes entre entités appariées/communes	127
4.2.5	Constitution du modèle fonctionnel	129
4.3	Résolution du système de contraintes par les moindres carrés pondérés	131
4.3.1	Valeurs approchées des paramètres inconnus	131
4.3.2	Linéarisation et écarts de fermeture	132
4.3.3	Détermination des grandeurs compensées	134
4.3.4	Itération de la solution	137
4.4	Solution apportée au géoréférencement	138
4.4.1	Géoréférencement indirect	139
4.4.2	Géoréférencement de chaque nuage individuel	141

Chapitre 5 Évaluation de l'approche et outils d'analyse de la qualité

Page 145

5.1	Présentation des jeux de données et premiers résultats	146
5.1.1	Jeux de données A et B : Église Saint-Pierre-le-Jeune	146
5.1.2	Jeu de données C : INSA de Strasbourg	147
5.1.3	Tableau récapitulatif	148
5.1.4	Premiers résultats	148
5.2	Validation de l'approche développée	151
5.2.1	Convergence de l'algorithme	151
5.2.2	Définition des résidus	153
5.2.3	Comparaisons avec des solutions logicielles établies	157
5.3	Outils d'analyse qualitative et quantitative	162
5.3.1	Réalisation de sections	163

5.3.2	Calcul et représentation des ellipses et ellipsoïdes d'erreur	165
5.3.3	Indicateurs de fiabilité	167
5.4	Quantification de l'apport du recalage en bloc	170
5.4.1	Aperçu des configurations	170
5.4.2	Stabilité des méthodes de recalage vis-à-vis de certains facteurs	172
5.4.3	Quantification de la dérive	176

Chapitre 6 Extension du recalage à l'introduction de données hétérogènes **Page 183**

6.1	Gestion de l'hétérogénéité des données 3D	184
6.1.1	Problématiques générales et rappels	184
6.1.2	Pistes d'intégration en aval du recalage	185
6.1.3	Influence de la pondération sur les résultats du recalage	185
6.1.4	Algorithme ICP pour le recalage fin	190
6.2	Gestion de la présence de fautes	197
6.2.1	Sources et élimination des données aberrantes	197
6.2.2	Notions générales sur l'estimation robuste	199
6.2.3	Introduction de l'estimation robuste dans l'approche développée	204
6.3	Évaluation de l'apport de l'estimation robuste	208
6.3.1	Premières observations	208
6.3.2	Analyse qualitative du recalage	211
6.3.3	Analyse quantitative	212

Conclusion générale **Page 219**

Contributions **Page 225**

Annexes **Page 229**

A	Articles	229
A.1	Assessment and Calibration of a RGB-D Camera (Kinect v2 Sensor) Towards a Potential Use for Close-Range 3D Modeling	229
A.2	Investigation of a Combined Surveying and Scanning Device: The Trimble SX10 Scanning Total Station	229
A.3	Performance investigation of a handheld 3D scanner to define good practices for small artefact 3D modeling	229
B	Formats numériques des nuages de points	231

C	Étalonnage des instruments	233
D	Outils pour la détection d'entités d'intérêt sur la base des images d'intensité ou des cartes de profondeur	235
E	Application des méthodes de recalage dans quelques logiciels	239
F	Calcul des dérivées partielles	241
G	Observations concernant la notion de résidus à l'issue de la consolidation	243
H	Principe de calcul des paramètres d'une ellipse d'erreur	245
I	Pistes d'intégration de nuages de points hétérogènes en aval du recalage	247
	Liste des figures	249
	Liste des tables	253
	Bibliographie	255

Glossaire

6DoF *6 Degrees of Freedom*, ou Transformation à 6 degrés de liberté.

ACP Analyse en Composantes Principales.

BIM *Building Information Model* ou *Modeling*, désigne une maquette numérique de bâtiment agrémentée de sémantique, ou le processus de création de cette maquette.

Caméra RGB-D pour *Red Green Blue + Depth*, anglicisme couramment utilisé pour désigner les caméras 3D.

CIPA Comité International de Photogrammétrie Architecturale.

FPFH *Fast Point Feature Histograms*, descripteur de points d'intérêt 3D.

GNSS *Global Navigation Satellite System*, système de localisation par satellites.

GSD *Ground Sampling Distance*, distance qui sépare les centres de deux pixels consécutifs projetés sur l'objet, ou taille du pixel sur l'objet.

ICP *Iterative Closest Point*, algorithme de recalage fin sur la base de l'ensemble des nuages.

IMMS *Indoor Mobile Mapping Systems*, ou systèmes d'acquisition mobiles en intérieur.

IMU *Inertial Measurement Unit*, centrale inertielle embarquée à bord des systèmes d'acquisition mobiles (terrestres comme aéroportés), afin de compléter les données de trajectoire fournies par le système GNSS.

IRLS *Iterative re-weighted Least Squares*, ou moindres carrés pondérés itératifs.

ISPRS *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*.

MAD *Median Absolute Deviation*, ou écart absolu médian.

MCO Estimateur des Moindres Carrés Ordinaires.

MMT Machine de Mesure Tridimensionnelle.

NBV *Next Best View*, méthode de prédiction des positions successives des capteurs.

PCL *Point Cloud Library*, librairie de fonctions pour le traitement de nuages de points.

RMSE *Root Mean Square Error*, ou EMQ pour erreur moyenne quadratique, représente un critère d'exactitude.

SEF *Smooth Exponential Family*, ou famille exponentielle lissée, désigne une famille d'estimateurs robustes, dont la fonction de potentiel varie selon un paramètre α .

SfM *Structure from Motion*, algorithme d'analyse de la structure et du mouvement pour la reconstruction de scènes 3D.

SIFT *Scale-Invariant Feature Transform*, algorithme de détection et de description de points d'intérêt dans les images.

SLAM *Simultaneous Localization And Mapping*, algorithme de localisation et de cartographie simultanées, utilisé en robotique notamment pour déterminer les déplacements d'un mobile en parallèle de données de cartographie.

SLT Scanner Laser Terrestre.

SVD *Singular Value Decomposition*, ou Décomposition en Valeurs Singulières.

Contexte relatif à la numérisation 3D et application au patrimoine bâti

La documentation du patrimoine bâti, par le biais de sa numérisation en trois dimensions, permet de répondre à de nombreux besoins : citons par exemple l'analyse des édifices ou des ouvrages considérés, leur simple visualisation, leur conservation sous forme numérique, ou encore la communication et l'échange à partir des modèles produits. La numérisation 3D est une thématique interdisciplinaire. Appliquée au patrimoine bâti, elle touche un large panel de spécialistes, à l'image de l'ingénieur en charge de la maintenance de bâtiments industriels, de l'archéologue ou du conservateur responsable de la surveillance de sites ou d'édifices remarquables, ou encore du géomètre impliqué dans la création de maquettes numériques de bâtiments. Pour remplacer les techniques de relevés conventionnelles, parfois manuelles, l'utilisation de scanners laser terrestres et des nuages de points qu'ils fournissent s'est généralisée.

Alors que la numérisation 3D constituait il y a quelques décennies une activité réservée à un secteur professionnel spécifique, les techniques de mesure qui s'y rapportent n'ont de cesse de s'ouvrir à un public plus large. La démocratisation des relevés tridimensionnels est une conséquence directe de l'évolution et de la diversification des instruments et des méthodes, qui ne se limitent plus aux scanners laser terrestres. Les développements d'algorithmes automatiques et robustes pour la reconstruction 3D à partir d'images, ainsi que l'émergence de capteurs à faible coût, rendent l'accès plus aisé à ces techniques, y compris pour un public initialement non expert. Cette tendance contribue à l'attractivité croissante de ce domaine d'activité et de recherche. En parallèle, l'augmentation des acquisitions en temps réel ou des applications de réalité virtuelle nécessite l'emploi d'algorithmes adaptés, menant à tisser des liens entre les différentes communautés scientifiques.

La démocratisation des techniques de mesure 3D conduit à un bilan ambivalent. Elle contribue d'une part aux avancées technologiques, ainsi qu'à l'implication d'un plus grand nombre de domaines de recherche, actifs sur la question du traitement des nuages de points notamment. Ces travaux pluridisciplinaires nourrissent considérablement les méthodes de numérisation actuelles. Cependant, la généralisation des relevés 3D s'accompagne indéniablement d'une modification de certains standards, notamment en matière de critères de précision. L'évaluation de la précision des données, et le vocabulaire qui lui est associé dans les logiciels de traitement des nuages de points, ne reflètent pas toujours les attentes d'un levé pour lequel la qualité du modèle final doit être assurée. L'aspect « boîte noire » de certains logiciels propres aux constructeurs est en effet à déplorer. Finalement, le foisonnement des instruments et méthodes dédiés à la numérisation 3D

soulève deux questions : quel système choisir parmi le large spectre qui s'offre aux utilisateurs en fonction du projet de numérisation, mais aussi comment ne pas s'affranchir complètement des questions de qualité de la donnée acquise ?

De l'intérêt de la combinaison des sources de données

Pour assurer ses déplacements et ses interactions avec un environnement complexe tout en éliminant les sources de dangers et en anticipant les actions futures, le cerveau humain combine en permanence les signaux collectés par nos différents sens, notamment la vision et l'ouïe. Les algorithmes développés en robotique mobile ou pour la navigation autonome s'inspirent directement de ce système naturel complexe, en combinant les informations fournies par plusieurs capteurs simultanément. Bien que sa mise en place optimale par le biais de la synchronisation des informations soit complexe, le principe de la fusion des données est simple : il s'agit de tirer profit de plusieurs sources d'informations, en vue de contrer les limitations physiques des capteurs lorsque ceux-ci sont utilisés seuls. Les intérêts de cette fusion sont nombreux, puisque d'une part la redondance des informations permet d'assurer davantage de robustesse aux observations effectuées, et d'autre part la couverture spatiale des informations est augmentée, ainsi que la résolution des observations dans les zones où ces informations sont redondantes.

Pour l'ensemble des raisons qui viennent d'être évoquées, l'idée de combiner des informations issues de sources différentes trouve également tout son sens, lorsqu'il est question de numériser une scène en trois dimensions. Le principe d'intégration des données 3D multi-sources, et ses bénéfices en matière d'amélioration de la couverture spatiale et de la résolution des nuages de points, sont en effet aisément transposables au domaine de la numérisation 3D. En outre, la grande variété d'instruments de mesure disponibles sur le marché permet d'envisager des combinaisons originales de ces multiples techniques. Selon les principes énoncés plus haut, l'intérêt d'utiliser différents instruments de mesure réside dans le fait que les limites d'un outil, comme sa portée restreinte par exemple, pourront être contrebalancées par les avantages propres à un second capteur. Ceci est d'autant plus valable dans le cas d'environnements complexes à numériser.

Ainsi, à la question « *quel système d'acquisition choisir parmi le large spectre proposé ?* », la meilleure réponse réside parfois dans la combinaison de ces méthodes. Il n'est donc pas rare d'entreprendre des projets de numérisation au sein desquels plusieurs systèmes de mesure sont employés. Néanmoins, la contrepartie aux nombreux avantages énoncés réside dans ***le choix d'une stratégie adaptée et optimale d'intégration des nuages de points.***

Problématique

Dans le cadre d'un projet de numérisation, l'emploi combiné de plusieurs instruments soulève la question de l'intégration des nuages de points issus de sources multiples. L'utilisateur se retrouve dans ce cas confronté à des données dont non seulement les formats bruts peuvent être différents, mais aussi et surtout les caractéristiques (densité, bruit de mesure des nuages de points) peuvent varier. Le caractère hétérogène des données en présence peut être géré à différents niveaux du projet, allant du traitement des données brutes, jusqu'à leur exploitation commune et finale lors

de l'étape de modélisation. La combinaison de ces données, quant à elle, s'envisage généralement de deux manières : par intervention au moment du recalage (ou assemblage) des nuages de points au sein d'un même référentiel, ou par fusion des zones de recouvrement entre les nuages suite à leur recalage. L'étape de recalage, fondamentale pour la qualité du modèle final, a été considérée en priorité dans ces travaux.

Les différentes étapes de la chaîne de traitement des données sont bien maîtrisées, et présentes dans la plupart des logiciels commerciaux ou universitaires de traitement de nuages de points. Les activités de recherche à ce sujet (recalage, segmentation, modélisation, etc.) sont en outre transversales à plusieurs domaines. Néanmoins, l'hypothèse de l'utilisation de données homogènes est la plupart du temps implicite dans les traitements et algorithmes proposés. Aussi, l'application de ces méthodes à des données multi-sources et par conséquent hétérogènes peut être discutable, motivant l'existence de tels travaux de recherche. Bien que le traitement de nuages de points hétérogènes soit possible à l'aide des solutions disponibles, quelques limites sont à relever :

- La provenance et la nature hétérogène des nuages de points ne sont pas prises en compte lors de leur assemblage dans un référentiel unique.
- Si aucune information relative à la précision initiale n'est connue, ou si celle-ci n'est pas conservée au moment du recalage, alors la traçabilité des données dans le modèle final n'est pas assurée.
- Les critères de qualité relatifs au recalage et fournis par les logiciels possèdent parfois des terminologies évasives, et il n'est pas rare que leur calcul varie d'un logiciel à l'autre. Le manque d'uniformité dans ce domaine rend l'interprétation de ces valeurs chiffrées parfois inexacte. Cette remarque est par ailleurs également valable pour le recalage de nuages de points issus d'un même instrument.

La question du recalage de nuages de points hétérogènes a naturellement déjà été abordée dans la littérature. Cependant, les stratégies de recalage sont généralement envisagées au cas par cas en fonction de la nature des données en présence. En outre, la recherche de l'automatisation des processus prime souvent sur la notion de qualité ou de qualification appropriée des résultats. Au vu de ces aspects et de ceux évoqués précédemment, les motivations à entreprendre le développement de notre propre approche de recalage sont doubles. D'une part, **l'objectif est d'apporter des modifications à différents niveaux de la méthode de recalage des données hétérogènes, en y intégrant si possible des informations relatives aux nuages de points**. Il est donc nécessaire de pouvoir interagir avec la méthode retenue. D'autre part, la définition et l'utilisation de critères de qualité représentatifs à l'issue de ce recalage sont souhaitables.

Organisation du manuscrit

Afin de répondre à la problématique énoncée, les pistes suivies et les principales contributions qui en ont découlé sont les suivantes :

- l'étude des critères de qualité de certains instruments couramment employés dans les projets de numérisation, ainsi que d'un instrument récent, couplant plusieurs méthodes de mesure au sein d'un même outil.

- le développement d'un algorithme de recalage en bloc de plusieurs nuages de points, intégrant la possibilité de prendre en compte une pondération individuelle des observations.
- une réflexion sur les approches de recalage les plus adaptées, lorsqu'il s'agit de traiter des nuages de points issus de sources différentes ; ceci inclut notamment une modification de l'algorithme de recalage fin, appliquant le principe de l'*Iterative Closest Point* (ICP).
- l'introduction d'estimateurs robustes dans la solution de recalage en bloc, afin de gérer la présence de données aberrantes.

L'organigramme de la Figure 1 présente les connexions qui s'établissent entre les différents développements et travaux de recherche entrepris, et permet de les situer dans le manuscrit.

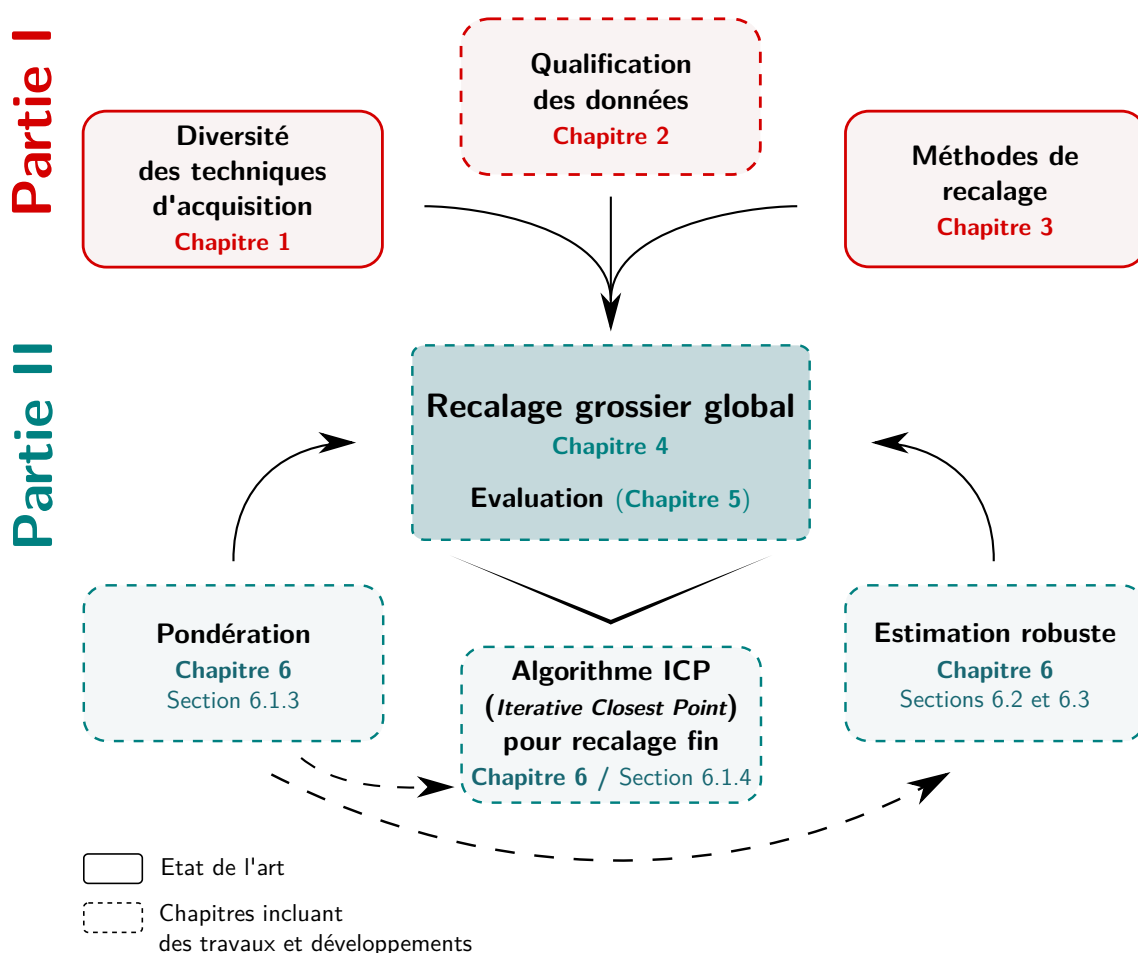


Figure 1 - Organigramme liant les chapitres de ce manuscrit.

Ce manuscrit est scindé en **deux parties, dont l'objectif est de refléter les deux volets qui ont ponctué ces travaux de thèse**. Tandis que la première partie s'intéresse à la diversité des méthodes de numérisation 3D et à leur évaluation, la seconde partie propose d'étudier une solution pour la combinaison de données multi-sources. Chaque partie est composée de trois chapitres :

Le premier chapitre évoque la grande diversité des techniques d'acquisition de données tridimensionnelles, point de départ de ces travaux. Les avantages, inconvénients et limites d'applicabilité propres à chaque méthode sont présentés. Au vu de cette diversité, la réalisation d'un projet de numérisation 3D à l'échelle d'un édifice ou d'un site est rarement entreprise à l'aide d'un unique instrument de mesure. La question de la combinaison des données issues de multiples sources au sein d'un même projet est alors soulevée, pour conclure ce premier chapitre.

Le second chapitre est dédié à la qualification des données acquises, à savoir les nuages de points produits par les techniques précédemment présentées. Les notions de qualité *a priori*, par observation du bilan des erreurs affectant la mesure, et de qualité *a posteriori*, estimée de manière empirique, sont discutées.

Dans le troisième chapitre, la chaîne de traitement des données brutes est décrite, de leur acquisition à la production de livrables. Parmi l'ensemble des étapes, celle de l'assemblage des nuages de points dans un unique référentiel, ou *recalage*, est approfondie. Un état de l'art des méthodes de recalage usuelles est alors proposé, permettant d'introduire les notions utiles en amont de la seconde partie.

Le quatrième chapitre débute la seconde partie du manuscrit, en décrivant le socle des développements entrepris. L'approche retenue, afin d'aborder par la suite la combinaison de données multi-sources, est celle du recalage des données. La méthodologie du recalage en bloc de plusieurs nuages de points simultanément est alors décrite.

Dans le cinquième chapitre, des analyses qualitatives et quantitatives de la méthode développée sont présentées, afin de valider l'efficacité des développements initiaux. Cette étape est nécessaire avant d'entreprendre d'éventuelles améliorations. À cet effet, les résultats obtenus sont confrontés à ceux fournis par des logiciels disponibles. L'intérêt du recalage en bloc est également démontré.

Enfin, *le sixième et dernier chapitre permet d'exposer les améliorations à apporter à l'algorithme initial, en vue d'intégrer des données multi-sources*. L'enjeu d'une pondération adaptée des données utilisées en entrée, ainsi que son influence sur les résultats y sont discutés. L'affinage des paramètres de transformation, dans le cas de nuages de points approximativement recalés, constitue un second aspect étudié. Finalement les apports de l'estimation robuste dans le processus de recalage, en présence d'observations aberrantes, sont exposés.

Première partie

**DIVERSITÉ DES MÉTHODES
DE NUMÉRISATION 3D :
ÉVALUATION,
PRINCIPE D'INTÉGRATION
ET DE MISE EN ŒUVRE**

Variété des sources de données 3D pour la numérisation

1.1	Approches pour l'estimation de la mesure de distance	10
1.1.1	Triangulation	11
1.1.2	Estimation du décalage temporel subi par une onde émise	15
1.1.3	Synthèse	17
1.2	Diversité des techniques de relevé	19
1.2.1	Levés de zones étendues	20
1.2.2	Levés à courte portée	26
1.2.3	Caractéristiques du nuage de points	29
1.2.4	Synthèse	32
1.3	Bénéfices et enjeux liés à l'intégration de données multi-sources	34
1.3.1	À propos de la fusion de données	34
1.3.2	Enjeux	36

La numérisation tridimensionnelle est un domaine d'activité et de recherche en constante évolution. Les nombreuses innovations technologiques qu'il a vu naître durant les dernières décennies ont permis non seulement d'augmenter le rendement ainsi que la précision des données produites, mais aussi de démocratiser certaines pratiques auprès de nouveaux utilisateurs initialement non experts de la mesure. Le socle de ces travaux de thèse repose sur la grande diversité d'instruments de mesure qui s'offrent à l'utilisateur au moment d'entreprendre un projet de numérisation.

Après avoir brièvement évoqué les principes liés à l'estimation des mesures de distance, ce chapitre propose un aperçu non exhaustif des techniques et outils de numérisation courants. Bien que concentré sur la numérisation du patrimoine bâti, cet aperçu est légèrement étendu aux relevés

d'environnements urbains de manière générale. Les données produites, sous la forme de nuages de points, présentent des caractéristiques variables qu'il est parfois intéressant d'associer, afin d'obtenir des résultats finaux plus complets. Les intérêts ainsi que les enjeux liés à l'intégration de données hétérogènes sont finalement soulevés pour clore ce premier chapitre.

1.1 Approches pour l'estimation de la mesure de distance

La collecte de mesures de distances significatives constitue un point de départ nécessaire en vue de cartographier l'environnement qui nous entoure, ou d'acquérir une représentation fidèle de la géométrie d'une scène réelle. À ce titre, les techniques d'estimation de la distance mises en œuvre sont généralement *sans contact*¹, et s'appuient sur la propagation d'une onde dans un milieu. Plusieurs types d'ondes peuvent être retenus, en fonction du milieu à traverser. Dans le domaine de la géomatique, les principes les plus fréquemment employés font appel à des rayonnements électromagnétiques ou à des vibrations mécaniques, à travers l'utilisation :

de micro-ondes, dont la longueur d'onde est comprise entre celle des ondes radio et celle de l'infrarouge, et qui sont mises en œuvre dans la technologie **radar** (*radio detection and ranging*). Cette technologie est utilisée par l'imagerie satellite, pour la cartographie de zones géographiques vastes.

d'ondes lumineuses, appartenant au spectre visible étendu aux infrarouges. Alors que la lumière ambiante peut servir de source externe à l'acquisition passive d'images, l'émission d'un rayonnement électromagnétique est couramment employé dans les méthodes actives, par utilisation soit de la lumière blanche, soit d'une source cohérente sous forme de faisceau laser (généralement dans le spectre de l'infrarouge). On parle dans ce cas de technologie **lidar** (*light detection and ranging*).

d'ondes acoustiques, lorsque la propagation des rayonnements électromagnétiques dans le milieu est compromise. Tel est le cas en milieu subaquatique, où les propriétés du son (vibration mécanique) sont exploitées à travers la technologie **sonar** (*sound navigation and ranging*). Cette technologie trouve ses applications dans les mesures bathymétriques, et pour l'inspection de surfaces immergées.

Bien que les images satellites puissent fournir des données intéressantes sur les parties hautes des bâtiments difficilement atteignables, celles-ci sont davantage utiles à l'étude de milieux naturels ou urbains, à l'échelle du quartier, voire de la ville. Aussi, leur exploitation ne sera pas considérée dans ces travaux. En effet, la génération de données 3D à l'échelle du bâtiment est à ce jour essentiellement basée sur des **systèmes optiques et sans contact**, exploitant une source d'onde lumineuse (laser, infrarouge ou lumière blanche). Les systèmes optiques de mesure de distance, qui sont d'intérêt pour cet état de l'art, peuvent être classés selon deux approches :

— en fonction du **principe de mesure** appliqué (Figure 1.1)

1. Les techniques de mesure nécessitant un contact avec l'objet peuvent être destructives (réalisation de coupes physiques) ou non (utilisation de règles, compas, pantographe pour la « mise aux points » en sculpture). Néanmoins, celles-ci ne sont pas adaptées à la numérisation tridimensionnelle à l'échelle d'environnements bâtis.

- en fonction de leur capacité à émettre leur propre rayonnement électromagnétique, ou non : on distingue alors respectivement les méthodes dites **actives** et **passives**.

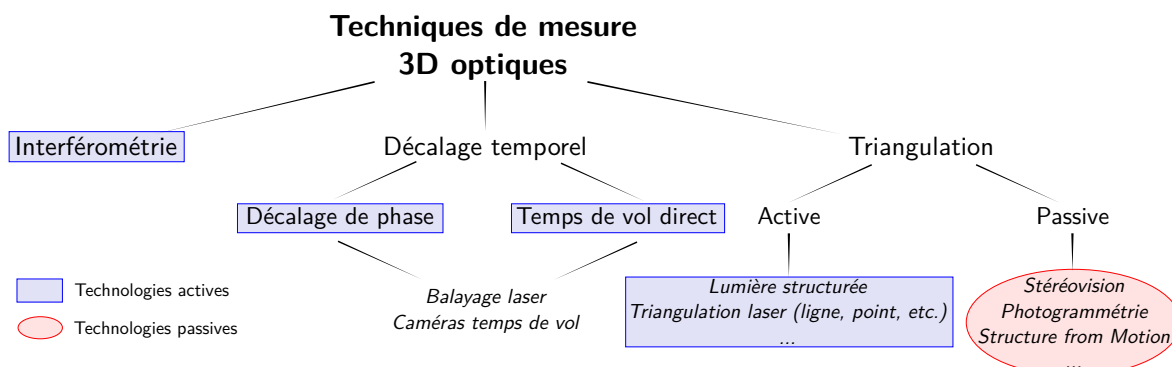


Figure 1.1 - Classification des techniques de mesure de distance optiques et sans contact (adapté à partir de [Luhmann *et al.*, 2013] et [Beraldin *et al.*, 2010]).

La première classification a été retenue, selon l'organigramme de la Figure 1.1, afin d'introduire de manière succincte les **principes physiques** de mesure de la distance dans la suite de cette section. Deux principes se détachent et seront étudiés : la triangulation, et l'observation du temps de déplacement d'une onde émise. Alors que la triangulation peut s'appuyer sur des méthodes actives ou passives en fonction des propriétés du capteur, les techniques basées sur l'estimation du décalage temporel subi par une onde émise sont, par définition, actives. Quant à l'interférométrie, essentiellement appliquée pour la métrologie et adaptée à de très courtes portées, elle n'est pas directement exploitable à l'échelle du patrimoine bâti et ne sera donc pas abordée ici.

1.1.1 Triangulation

La notion de triangulation repose sur des propriétés géométriques simples, qui interviennent dans un triangle au sein duquel **deux angles et une base** sont connus. Dans cette configuration, l'estimation d'une information de profondeur entre la base et le point opposé, à savoir l'objet observé, s'appuie sur des notions élémentaires de trigonométrie. Dans les paragraphes qui suivent, le principe de triangulation appliqué aussi bien à des méthodes passives qu'actives est présenté.

Méthodes passives

Comme évoqué plus tôt, les systèmes passifs n'émettent aucun rayonnement électromagnétique. Ils se contentent de recevoir la lumière ambiante réfléchiée par la scène, et font à cet effet appel à des **capteurs optiques** (capteurs CCD ou CMOS, principalement). L'information acquise par ces capteurs est retranscrite initialement sous forme d'images 2D, données qui nécessitent d'être transformées en vue d'acquérir une distance 3D par mesure de profondeur. Pour mettre en place le principe de triangulation et ainsi déduire cette information de profondeur, deux capteurs optiques passifs sont nécessaires pour former la base d'un triangle, tandis que l'objet observé complète la troisième extrémité de ce triangle. De ce fait, établir une **mesure stéréoscopique** requiert soit l'emploi simultané de deux capteurs (**stéréovision**), soit le déplacement d'un même capteur en deux positions distinctes (principe de la **photogrammétrie**).

Stéréovision La stéréovision représente le cas le plus simple, dans lequel deux capteurs optiques (voire parfois davantage) sont employés simultanément, et montés au sein d'un dispositif de telle sorte qu'ils soient distants d'une base connue. La configuration obtenue avec deux capteurs est schématisée sur la Figure 1.2a. Cette configuration permet de simuler la perception humaine de la profondeur.

Dans la pratique, ce principe d'estimation de la profondeur est mis en œuvre par les caméras stéréo. Les informations délivrées sont des cartes de profondeur, c'est-à-dire des données 2,5D dans lesquelles une unique information de profondeur est associée à chaque pixel. Ces capteurs sont principalement utilisés en robotique et pour la navigation autonome, afin de prévenir notamment les collisions.

Photogrammétrie et approches multi-vues Lorsque la base formée par le couple stéréoscopique n'est pas initialement connue, l'estimation de la profondeur passe en premier lieu par la détermination de l'**orientation relative** des deux clichés. Cette tâche soulève deux problèmes : celui de leur **mise en correspondance**, puis celui de la **reconstruction 3D**. C'est sur ces problématiques que reposent les bases de la **photogrammétrie**.

La **mise en correspondance** consiste à chercher, pour un point p représentant un point physique P de la scène dans l'une des images, son homologue p' représentant le même point physique dans la seconde image. Les relations fondamentales de géométrie épipolaire ainsi que les équations de coplanarité interviennent dans cette étape.

Par la suite, connaissant la paire de points homologues p et p' , l'**étape de reconstruction** vise à déterminer les coordonnées 3D du point P dans la scène. À ce stade, les équations de colinéarité sont appliquées afin de retranscrire les principes de la géométrie projective, qui permettent de lier l'espace 3D au plan de l'image. Finalement, l'intersection des faisceaux issus des points homologues p et p' mène aux coordonnées 3D (Figure 1.2b), selon un processus qui s'apparente à la triangulation.

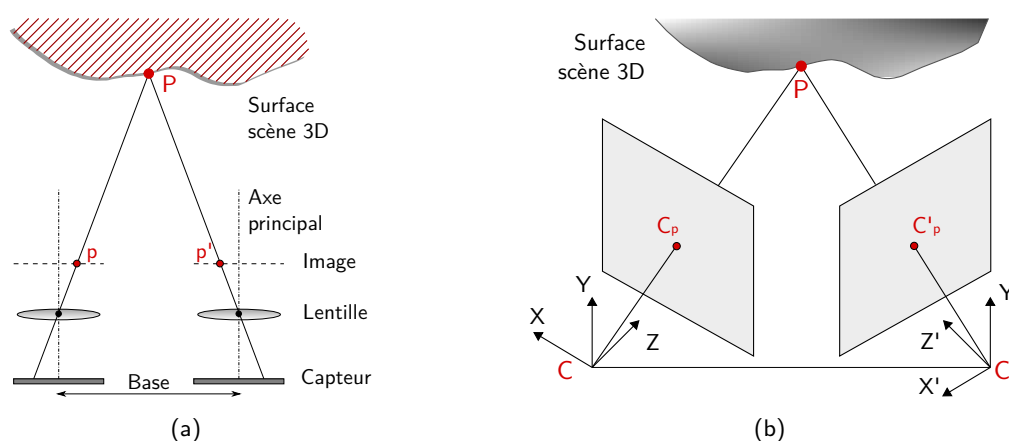


Figure 1.2 - (a) Principe de la vision stéréoscopique selon une vue en plan (adapté à partir de [Se et Pears, 2012]), et (b) reconstruction d'un point de la scène à partir de ses projections respectives dans deux images (adapté à partir de [Luhmann *et al.*, 2013]).

Un minimum de deux images est donc requis afin d'aboutir à une information 3D, par application des relations de la géométrie perspective ou projective. Dans la pratique, les levés photogrammétriques mettent généralement en œuvre un nombre de prises de vue supérieur à deux images. Ces clichés sont issus d'appareils photographiques numériques (spécifiques ou grand public), et les capteurs peuvent être terrestres, aériens voire subaquatiques. Bien que la notion de triangulation reste présente à travers l'intersection des faisceaux, les principes calculatoires mis en place sont en réalité plus complexes, dans la mesure où l'orientation relative des clichés doit également être considérée. Afin de déterminer par un unique calcul aussi bien les paramètres externes, c'est-à-dire les positions et les orientations des centres de projection des caméras, que les coordonnées 3D des points homologues dans la scène, une méthode d'optimisation connue sous le nom d'**ajustement de faisceaux** (en anglais *bundle adjustment*) est appliquée.

Structure from Motion La photogrammétrie constitue la technique la plus éprouvée de reconstruction 3D à partir d'images, permettant d'établir de manière rigoureuse le lien géométrique entre une série de clichés et la scène représentée par ces derniers. La convergence entre ce domaine de recherche, très documenté au cours de la seconde moitié du siècle dernier, et celui plus récent de la **vision par ordinateur**, a opéré à travers la production d'une littérature riche durant les dernières décennies. Ce rapprochement a conduit au développement de processus entièrement automatiques de reconstruction 3D à partir de larges jeux d'images numériques, en tirant profit d'algorithmes empruntés aux deux communautés scientifiques. Initialement, les points homologues entre clichés successifs étaient extraits manuellement ou à l'aide de cibles. Les développements en matière de traitement d'images apportés par le domaine de la vision par ordinateur permettent de s'affranchir de ces étapes, à l'aide d'algorithmes de **détection automatique de points d'intérêt** dans les images. La mise en correspondance automatique des points homologues est effectuée par corrélation, ou sur la base de descripteurs caractéristiques possédant des critères invariants. La vision par ordinateur propose également une approche plus algébrique de l'ajustement de faisceaux, à travers notamment des notations matricielles servant à retranscrire les relations géométriques fondamentales, marquées par l'introduction des **matrices essentielles et fondamentales** (qui se différencient par la présence ou non d'informations relatives à la calibration des caméras).

L'ensemble des progrès algorithmiques et calculatoires ont contribué à l'émergence des approches dites de **structure par le mouvement**, ou plus couramment en anglais **Structure from Motion** (SfM) [Snavely *et al.*, 2010]. Implémentées dans la plupart des logiciels actuels de reconstruction 3D par imagerie, ces dernières permettent la détermination automatique et simultanée de la géométrie 3D de la scène (la structure), ainsi que de la position des caméras (le mouvement), à partir de séquences d'images. Le résultat apparaît sous la forme d'un nuage de points épars (triangulation des points homologues) ou densifié, et l'estimation en ligne des paramètres internes et de calibration (ou auto-calibration) est possible dans le cas où les caméras n'ont pas été calibrées.

Un grand nombre d'aspects techniques et mathématiques propres aux solutions de reconstruction 3D par imagerie passive ont été omises dans ces paragraphes. Ces aspects sont couverts en détails dans le chapitre de livre de [Se et Pears, 2012], et le lecteur est invité à se rapporter à l'ouvrage [Luhmann *et al.*, 2013] pour des informations complètes relatives à la photogrammétrie et à la vision par ordinateur.

Méthodes actives

Pour pallier les difficultés liées à la mise en correspondance des images dans les méthodes passives, les développements technologiques ont permis d'étendre le principe de la triangulation optique à des méthodes actives. Du point de vue de la conception, la principale différence avec les méthodes passives précédemment décrites repose sur l'ajout d'une **source émettrice lumineuse** (faisceau laser, infrarouge ou lumière blanche), dont la projection à la surface de l'objet est observée par un capteur optique. La configuration est telle que la source lumineuse, le capteur optique et le motif projeté sur l'objet forment un triangle (voir Figure 1.3). Le principe géométrique en vue de déterminer une profondeur reste le même que précédemment, à la seule différence que la triangulation n'est pas appliquée à deux faisceaux réfléchis, mais dans ce cas à l'axe d'un faisceau projeté et au rayon réfléchi qui lui est associé.

Source laser pour la triangulation Pour ses propriétés physiques, le laser est fréquemment utilisé comme source lumineuse dans les systèmes actifs de mesure de distances. Lorsque le principe de triangulation est employé, le faisceau de lumière cohérente peut être projeté de manière ponctuelle, mais l'emploi de lignes laser ou d'autres motifs (plusieurs lignes parallèles ou croisées) permet d'acquérir davantage d'informations en une seule impulsion, sous la forme d'un profil de points. Quel que soit le motif retenu, le principe d'estimation de la distance reste pour autant similaire. Lorsque le dispositif est calibré, l'angle d'émission α de la source lumineuse est connu, ainsi que la base b séparant cette source du capteur optique. La projection du motif lumineux à la surface de l'objet est perçue par le capteur optique, de telle sorte que cette projection est déplacée par rapport au centre optique du capteur sur l'image formée. Ce déplacement p est fonction de la distance entre l'objet et le dispositif, et permet de déterminer l'angle β selon lequel le faisceau est réfléchi en direction du capteur optique. La Figure 1.3 résume cette configuration. Les angles α , β et la base b (distance émetteur-capteur) étant connus, l'expression de simples relations trigonométriques suffisent à retrouver la distance z séparant le système de mesure de l'objet.

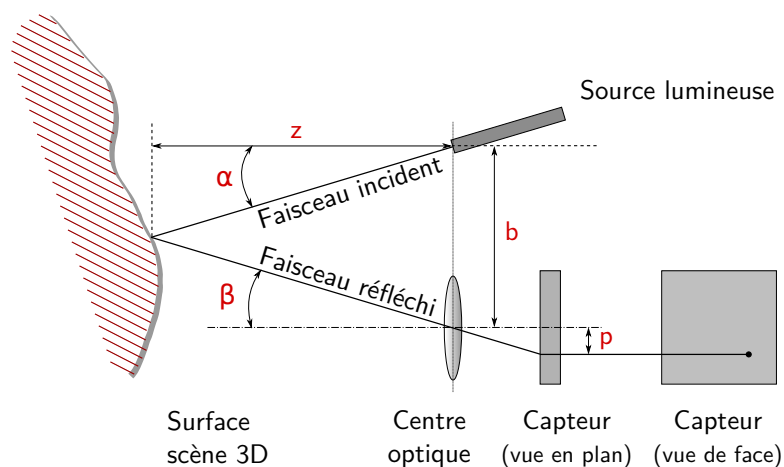


Figure 1.3 - Schéma de principe de la triangulation optique active, en présence d'une source lumineuse ponctuelle (inspiré de [Beraldin *et al.*, 2010]).

L'emploi du laser pour la triangulation optique est généralement entrepris dans des dispositifs mobiles, qui sont déplacés autour de l'objet fixe afin d'en reconstruire la géométrie. Une succession de profils de points est ainsi acquise, et c'est l'objet qui sert de référence pour déterminer les positions successives, si le recouvrement est suffisant. Néanmoins, l'utilisation de miroirs permettant de dévier le faisceau laser est également possible, l'instrument restant alors statique. Comme souligné dans [Grussenmeyer *et al.*, 2016], l'inconvénient principal de cette approche est lié au fait que la précision de la mesure de distance décroît avec le carré de la distance instrument-objet. Pour ces raisons, la portée des instruments appliquant ce principe de mesure est généralement limitée.

Lumière structurée La lumière structurée est un procédé faisant appel à la lumière blanche ou à une source infrarouge, projetée sous forme de motifs réguliers à la surface de l'objet. Ces motifs sont généralement des franges, ou des grilles d'éléments ponctuels. Les déformations subies par le motif au contact de la surface de l'objet sont observées à l'aide d'un capteur optique, produisant une image de la zone illuminée par le motif. La distance à l'objet est déterminée selon le principe de triangulation optique décrit dans le paragraphe précédent, sur la base des déformations du motif dans ce cas. À la différence des systèmes employant un laser, une information 3D complète de l'ensemble de la zone couverte par le motif peut être acquise par post-traitement de l'image, sans déplacement du dispositif. Notons également que l'espacement des franges ou des points possède un impact sur la résolution du système, puisque des motifs plus resserrés vont produire un échantillonnage plus élevé et donc une meilleure résolution géométrique.

1.1.2 Estimation du décalage temporel subi par une onde émise

Le second principe permettant d'estimer la distance entre deux points est plus intuitif que la triangulation. Il s'appuie sur le décalage temporel observé entre l'émission d'une onde lumineuse, et sa réception après réflexion à la surface de l'objet observé. Deux approches distinctes existent pour estimer ce temps de déplacement : l'analyse du **temps de vol** d'un signal, ou celle du **décalage de phase** entre émission et réception de ce dernier. Dans la mesure où une source émettrice est nécessairement présente dans les dispositifs qui s'appuient sur le décalage temporel, les méthodes qui appliquent ce principe sont par définition des méthodes **actives**.

Mesure du temps de vol (ou temps de vol *direct*)

Ce principe s'appuie sur l'émission d'**impulsions électromagnétiques** à une fréquence donnée, ce qui vaut parfois le nom de scanners à impulsions (ou à lumière pulsée) aux dispositifs associés, dans la littérature. Le temps de trajet aller-retour (ou *temps de vol*) d'une onde émise en direction de l'objet puis réfléchi par sa surface, est alors estimé. La mesure de distance basée sur l'estimation du temps de déplacement d'une onde électromagnétique s'appuie ensuite sur une propriété fondamentale de cette onde, à savoir sa célérité c . Connaissant cette grandeur, il est alors possible d'en déduire la plus courte distance entre les deux points, qui représente la moitié de celle parcourue par l'onde selon la relation $d = c \Delta t / 2$.

Le décalage temporel ou délai Δt induit est *directement* estimé à l'aide d'horloges digitales à haute fréquence, dont le déclenchement et l'arrêt sont respectivement régis par l'émission, puis

la réception de l'onde réfléchi. Cette propriété appuie la dénomination de temps de vol *direct* souvent retenue pour qualifier ce procédé.

Mesure du décalage de phase (ou temps de vol *indirect*)

Une seconde approche pour l'estimation de la distance parcourue par une onde, s'appuie sur la **modulation continue** de ce signal émis. Une onde modulée en amplitude est émise en direction de l'objet observé, de telle sorte que le signal reçu après réflexion par la surface présentera une amplitude modifiée, ainsi qu'un décalage de phase par rapport au signal émis. Le décalage de phase φ , dont la détermination est possible par corrélation entre signal émis et signal réfléchi, est lié à la distance parcourue par la relation $d = c\varphi/2\omega$. La variable ω représente la fréquence de modulation angulaire du signal émis, tandis que le facteur $1/2$ traduit ici encore le trajet aller-retour de l'onde.

Le principe ainsi dépeint est parfois qualifié de temps de vol *indirect*, étant donné que le temps de trajet de l'onde (à travers la détermination de la distance) est *indirectement* estimé, ce calcul faisant intervenir la mesure du décalage de phase. Les principes de mesure de distance par estimation *directe* du temps de vol (a), et par estimation du décalage de phase sont synthétisés sur la Figure 1.4. Des informations plus complètes relatives aux méthodes actives de mesure de distance en général, selon le principe de la triangulation ou du temps de vol, pourront être consultées dans les chapitres de livres [Beraldin *et al.*, 2010] ou [Grussenmeyer *et al.*, 2016].

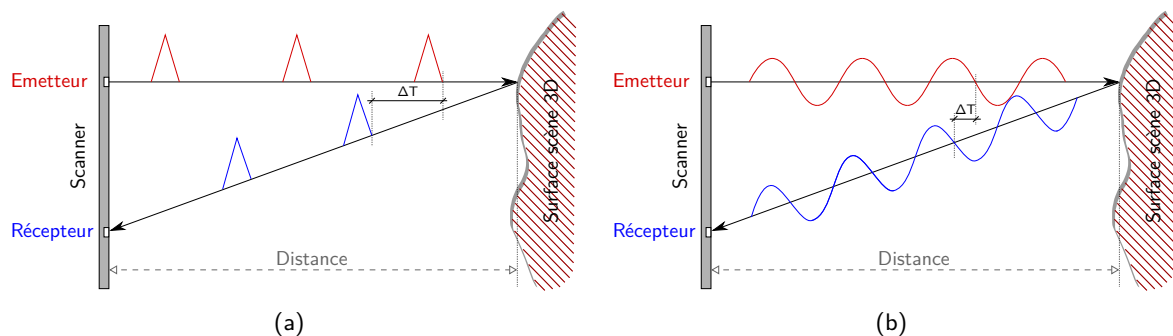


Figure 1.4 - Principe de mesure de la distance par observation (a) du temps de vol *direct* d'une impulsion émise, et (b) du décalage de phase entre une onde modulée en amplitude émise et l'onde réfléchi.

Technologies associées

Le principe de mesure par temps de vol, qu'il soit direct ou indirect, est essentiellement associé à deux technologies : le lidar, et les caméras temps de vol. Ces technologies sont rapidement introduites ici, tandis que leur application au sein d'instruments de mesure est abordée dans la section 1.2 suivante.

Lidar La technologie lidar est une méthode **active** puisqu'elle possède sa propre source lumineuse. Il s'agit la plupart du temps d'un faisceau de lumière cohérente, à savoir le **laser**, dont la longueur d'onde appartient au domaine visible ou à celui de l'infrarouge. La technologie lidar

peut être appliquée à des levés terrestres, statiques ou mobiles, lorsqu'elle est mise en œuvre par des **scanners laser 3D**. Son emploi lors d'acquisitions aériennes est également fréquent.

L'acronyme *lidar* désigne en premier lieu la technologie de mesure, néanmoins par extension il peut servir à désigner l'instrument de mesure qui s'appuie sur cette technologie, dans le cas de levés aéroportés. Par opposition aux scanners laser terrestres, instruments employés de manière statique, les scanners laser embarqués au sein de systèmes d'acquisition mobiles terrestres sont parfois également qualifiés de lidars, par abus de langage.

Caméras temps de vol La technologie des caméras temps de vol est associée aux capteurs plus couramment nommés caméras 3D ou caméras de profondeur, qui trouvent leurs principales applications dans le domaine de la robotique ou dans l'industrie. Les caméras 3D basées sur le principe du temps de vol exploitent également les propriétés d'une source laser à l'image du lidar, ou d'une source infrarouge sous forme de diodes. Le capteur imageur qui reçoit les ondes réfléchies par la surface, constitue la distinction principale des caméras temps de vol par rapport au principe du lidar. En effet, chaque pixel de ce capteur estime le temps de trajet de l'onde lumineuse, si bien que chaque pixel est en mesure de fournir une information de distance. L'acquisition résulte en une carte de profondeur de la scène observée, pouvant aisément être convertie sous forme de nuage de points. Ainsi, à la différence du lidar qui fournit une information ponctuelle de distance et nécessite un mécanisme de balayage afin de couvrir la scène, la technologie des caméras temps de vol permet d'acquérir rapidement, à l'aide d'une unique émission et sans nécessité de déplacement, une image de profondeur de la scène selon un champ de vision donné, dépendant du capteur imageur.

À l'image de la technologie lidar, les caméras temps de vol peuvent s'appuyer à la fois sur le principe du temps de vol *direct*, ou sur la modulation en amplitude de l'onde émise (temps de vol *indirect*). Dans la pratique, pour des raisons de complexité de mise en œuvre et de coût, les caméras 3D appliquant le temps de vol *direct* sont plus rares. Les systèmes 3D Flash Lidar, utilisés dans les domaines de l'automobile et de l'aéronautique, appartiennent à cette catégorie. Néanmoins, la majorité des caméras temps de vol présentes sur le marché s'appuient sur la modulation en amplitude (Kinect v2, Swiss Ranger de PMD). Notons enfin pour conclure cette partie, que le principe du temps de vol n'est pas le seul principe associé aux caméras 3D. Ainsi, le principe de la triangulation active peut également être appliqué (à l'image du premier capteur Kinect de Microsoft), permettant ici aussi l'acquisition d'une carte de profondeur de la scène en une acquisition. Un motif composé de points lumineux est alors projeté, mettant en œuvre un principe qui s'apparente à celui de la lumière structurée mentionnée plus tôt.

1.1.3 Synthèse

Afin de mettre à profit au mieux chaque technologie exploitée dans un projet de numérisation, la connaissance des bénéfices mais aussi des limites imputables à chaque principe de mesure est nécessaire. La Figure 1.5 donne un premier aperçu général, sans ordre de grandeur, de la relation entre portée et incertitude de la mesure pour chaque principe envisagé.

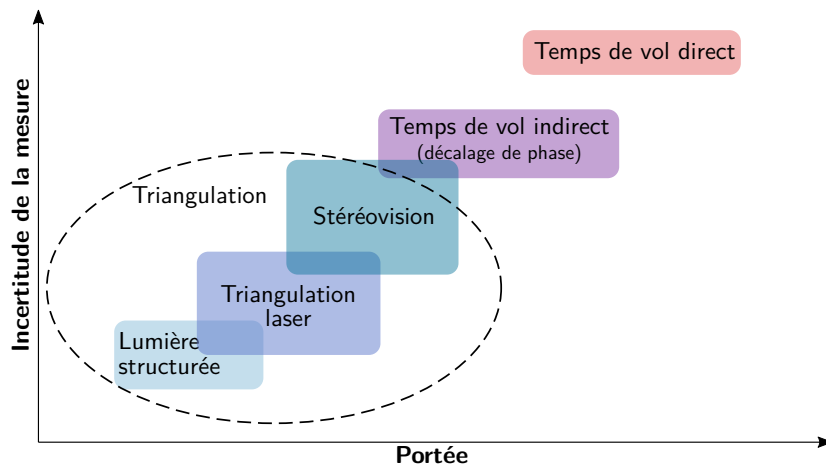


Figure 1.5 - Comparaison des principes de mesure 3D évoqués, en fonction de la portée atteignable et de l'incertitude de la mesure fournie (sans ordre de grandeur).

Méthodes actives ou méthodes passives Le fait que les systèmes actifs possèdent leur propre source d'illumination de la scène présente deux avantages principaux, quel que soit le principe de mesure adopté :

- l'**absence de texture** sur des surfaces lisses n'est pas un frein à la reconstruction 3D. À l'inverse, les méthodes passives qui s'appuient sur le traitement d'images auront des difficultés à extraire des correspondances pertinentes dans de telles zones. Ces procédés sont en effet sensibles à la texture de l'objet, qui influe la détection des points d'intérêt.
- quelles que soient les propriétés de la surface observée, le problème de **mise en correspondance** est écarté pour les méthodes actives, dans la mesure où soit un unique faisceau de lumière est émis, soit la structure du motif projeté est prédéfinie. En revanche, la mise en correspondance des clichés reste une étape sensible pour l'imagerie passive, bien que les algorithmes récents de traitement d'image en améliorent la performance.

Outre la texture de la surface observée qui est déterminante pour les méthodes passives, d'autres propriétés propres à l'objet sont à considérer. Ainsi, la **réflectivité de l'objet** mais aussi sa **couleur** (pour l'absorption du faisceau) auront davantage d'influence sur les méthodes actives que passives, le faisceau laser pouvant subir différents types de réflexions (diffusion, réflexion spéculaire, absorption) en fonction de ces caractéristiques.

Pour ce qui est des données acquises, les méthodes actives fournissent instantanément la géométrie de la surface de manière automatique, sans **nécessité de post-traitement des données brutes**. Les efforts de calcul restent en revanche bien présents dans les méthodes passives, afin de transformer l'information issue d'images en une donnée tridimensionnelle. Ce propos mérite pour autant d'être nuancé, dans la mesure où les évolutions algorithmiques permettent une large automatisation des traitements photogrammétriques dans les logiciels actuels. Aussi, la phase d'acquisition des images requiert désormais davantage de compétences de l'utilisateur que la phase de post-traitement.

Enfin en matière d'**ergonomie et de coût**, les appareils photographiques et diverses caméras employés dans les méthodes passives sont généralement plus avantageux que la plupart des solutions actives. En outre, les systèmes basés sur les images sont appréciés notamment dans les applications mobiles, rendant possible l'acquisition d'images à des fréquences élevées.

Comparaison des méthodes actives En ce qui concerne la **triangulation active**, il ressort que l'emploi d'une source laser s'intègre plus aisément dans des dispositifs variés et portables (scanners à main, bras de mesure) que ne le permet la lumière structurée. Les portées atteintes sont plus importantes avec les dispositifs laser par triangulation, néanmoins le principe de lumière structurée offre généralement de meilleures résolution et précision. La lumière structurée permet de couvrir plus rapidement des zones larges sans nécessité de déplacement mécanique, et les données ainsi produites sont en moyenne moins bruitées car l'utilisation de lumière blanche réduit la réflexion spéculaire associée aux lasers. Néanmoins les conditions d'éclairage doivent être relativement constantes dans ce cas, car la lumière ambiante affecte la qualité de la mesure.

Comme évoqué lors de la description des principes de mesure, la triangulation active reste malgré tout limitée à des **portées courtes** (généralement quelques mètres) et à des objets de petites dimensions, en comparaison aux autres systèmes actifs. En vue de mesurer des structures larges selon de longues portées, les dispositifs s'appuyant sur le temps de parcours d'une onde lumineuse sont à privilégier. Parmi ces derniers, le principe du temps de vol *direct* permet d'atteindre des portées plus importantes que l'observation du décalage de phase. Cependant, ce dernier principe fournit des mesures généralement plus précises à une cadence plus élevée, étant donné qu'il n'est pas affecté par les potentiels problèmes de synchronisation des horloges utiles à la mesure du temps de parcours.

Pour les méthodes actives, le choix du principe de mesure (triangulation, temps de vol ou décalage de phase) va donc principalement dépendre de la taille de l'objet à numériser, ainsi que de la distance séparant l'objet de l'instrument si celle-ci est imposée. Un ordre de grandeur de ces caractéristiques, ainsi qu'un aperçu des cas d'application de ces méthodes actives sont résumés dans le Tableau 1.1.

1.2 Diversité des techniques de relevé

Les principes d'estimation de distance introduits dans la section précédente sont dans la pratique appliqués au sein d'une **grande variété d'instruments et de dispositifs de mesure**. Dans les paragraphes qui suivent, ces dispositifs ont été classés en premier lieu selon l'échelle du projet à numériser. Les évolutions technologiques permanentes ont un impact évident sur les performances et les types d'instruments de mesure présents sur le marché à un instant donné, rendant ambitieux l'établissement d'un aperçu exhaustif. En outre, afin d'éviter de faire de cette section un catalogue d'instruments, seuls quelques exemples de solutions commerciales actuelles jugés pertinents sont mentionnés par la suite. Pour ce qui est des techniques actives de mesure, un état de l'art récent est disponible dans [Boardman et Bryan, 2018], couvrant un grand nombre d'instruments couramment employés dans la littérature ainsi que quelques nouveautés dernièrement sorties sur le marché.

Principe et système de mesure		Champs d'application	Précision moyenne (mm)	Portée moyenne (m)
Triangulation active	Système fixe, monté sur un bras ou un tripode	Numérisation de petits objets	< 1	0,1 - 3
	Scanner à main	Numérisation de petits objets	~1	~0,3
	Système mobile	Utilisation en intérieur	1 - 30	< 20
Temps de vol direct	Terrestre statique	Analyse et modélisation d'environnements bâtis intérieurs / extérieurs	1 - 6	0,5 - 1000
	Terrestre mobile	Analyse et modélisation d'environnements urbains	10 - 50	10 - 200
	Aéroporté (drones)	Cartographie et modélisation de zones inaccessibles (toitures) et de sites archéologiques	20 - 200	10 - 125
	Aérien	Inspection et cartographie de zones étendues	50 - 300	100 - 3500
Décalage de phase	Terrestre	Analyse et modélisation d'environnements bâtis intérieurs / extérieurs	2 - 10	1 - 300

Tableau 1.1 - Champ d'application, portée et précision caractéristiques des systèmes de mesure actifs (inspiré de [Boardman et Bryan, 2018]).

1.2.1 Levés de zones étendues

L'acquisition de mesures de distances dans des zones vastes, où les portées de mesure sont importantes, peut être abordée de deux manières :

- à l'aide de *dispositifs statiques*, à déplacer au fur et à mesure de la numérisation du site ;
- à l'aide de *dispositifs mobiles*, où les capteurs de mesure sont embarqués sur des plateformes en mouvement.

Systèmes statiques

Instrumentes empruntés à la géodésie et à la topographie Lorsqu'un nombre limité de points représentatifs (coins, jonctions, etc.) est suffisant pour figurer la scène à évaluer, l'utilisation de **distancemètres** ou de **stations totales** est envisageable. Dans ce cas, le choix du nombre strictement nécessaire et de la situation des points d'intérêt à relever est dicté par l'interprétation de l'opérateur, comme dans le cas d'un simple levé de façade par exemple. Les stations totales mesurent des angles verticaux et horizontaux ainsi que des distances, transformés en coordonnées cartésiennes. Les observations effectuées sont utiles non seulement à la réalisation de **levés de détails**, mais aussi à l'établissement de réseaux de stations sous la forme de **cheminements polygonaux**. Ces derniers peuvent être rattachés ou non à un système global, en fonction de la présence de références. L'obtention de coordonnées de référence connues dans un *datum* en particulier est possible grâce aux systèmes de localisation par satellites, ou **GNSS** (*Global Navigation Satellite System*).

Ces outils de mesure servent à l'acquisition de données ponctuelles éparses, mais elles ne permettent pas à elles seules d'entreprendre des levés denses pour la numérisation de grande ampleur. Leur mention dans cette section se justifie cependant par le fait qu'il s'agit de méthodes complémentaires, souvent employées dans les projets de numérisation lorsqu'il est nécessaire de **référencer les données** dans un système particulier, ou pour effectuer des **mesures de contrôle**.

Lasergrammétrie terrestre Lorsqu'il est mis en œuvre de manière statique, le **scanner laser terrestre** est généralement placé sur un trépied, à l'image de la station totale. Il s'agit de l'instrumentation statique associée à la technologie lidar évoquée plus haut, fonctionnant selon le principe d'un télémètre. L'acquisition de données denses depuis une unique station est rendue possible par la mise en rotation de son boîtier. Le faisceau laser est dévié par un miroir rotatif qui va permettre de propager le faisceau selon une ligne de numérisation. La double rotation (du miroir selon un axe horizontal, et du corps de l'instrument selon un axe vertical) permet un **balayage complet de la scène** par le faisceau laser. Celui-ci livre finalement un jeu de mesures de distances, auxquelles sont associés deux angles (angle horizontal et angle vertical). Le passage de ces coordonnées sphériques, rattachées au centre du système rotatif pris comme origine des mesures, en coordonnées cartésiennes, aboutit à la génération d'un **nuage de points dense** pouvant compter plusieurs milliers de points.

L'acquisition de données 3D denses est possible de manière **rapide et automatique** grâce à la lasergrammétrie terrestre, aussi l'application de cette technique est très **répandue dans de nombreux domaines scientifiques**. Néanmoins lorsque sa mise en œuvre est statique, une unique station de numérisation suffit rarement à couvrir l'intégralité de la scène, en fonction de la complexité et de l'étendue de sa géométrie. Les stations successives effectuées livrent autant de nuages de points individuels, dont les coordonnées sont exprimées dans des systèmes indépendants et qui nécessitent d'être regroupés, dans une étape nommée consolidation (voir Chapitre 3).

Le scanner laser terrestre applique l'un des principes de mesure décrits dans la section précédente, à l'issue de laquelle leurs avantages et inconvénients ont également été mis en avant. Quelques caractéristiques techniques sont partagées par l'ensemble des instruments appliquant la technologie lidar (scanners laser 3D statiques ou mobiles), qui livrent certaines données supplémentaires



Figure 1.6 - Exemples de scanners laser terrestres utilisés lors des acquisitions relatives à ces travaux de thèse : (a) FARO Focus^{3D} X330 (temps de vol *direct*), (b) Leica ScanStation C10 (décalage de phase), et (c) Trimble TX8 (temps de vol, selon une technologie mixte propre au constructeur)².

en complément du nuage de points :

Les caractéristiques techniques d'un scanner laser 3D sont liées d'une part au faisceau laser employé (taille de l'empreinte laser à une distance donnée, portées minimale et maximale), mais aussi à sa composante mécanique. Ces informations sont en principe fournies par le constructeur, et varient d'un instrument à l'autre. On peut ainsi citer : (i) la **portée** ; (ii) la **cadence d'acquisition**, qui indique le nombre de mesures de distance effectuées par seconde ; (iii) le **champ de vision**, qui définit les plages angulaires dans lesquelles le scanner fournit des données ; (iv) la **résolution angulaire**, qui qualifie le plus petit déplacement angulaire du faisceau laser opéré par l'instrument, et dont dépend la résolution spatiale ; (v) la **précision de mesure angulaire**, ainsi que la **précision de mesure de la distance**.

Les données complémentaires du nuage de points fournies par un scanner laser sont des informations 2D, qui contiennent pour chaque position une information de distance ou une information radiométrique. Il s'agit de l'**image de profondeur** et de l'**image d'intensité**, sur lesquelles à chaque pixel est associée respectivement une distance ou une valeur d'intensité. Cette dernière est représentative de la magnitude de l'impulsion laser renvoyée par la surface. Dans le cas du scanner laser terrestre qui mesure selon des coordonnées sphériques, les images de profondeur et d'intensité sont des matrices dont la trame est définie par les angles horizontaux et verticaux.

Notons enfin qu'un certain nombre de scanners laser, terrestres notamment, sont équipés d'une caméra permettant d'associer à chaque point du nuage une **information colorimétrique**. Lorsque tel n'est pas le cas, l'acquisition d'un nuage de points colorisé est tout de même possible par combinaison d'une caméra externe avec le système de mesure. Les systèmes d'imagerie sphérique, permettant l'acquisition d'**images panoramiques** à l'aide d'un montage de plusieurs capteurs optiques, peuvent être appliqués dans ce cas. Certains dispositifs produisant des images panoramiques sont également montables sur des véhicules, offrant des solutions d'imagerie mobile pouvant être associées aux techniques mobiles présentées dans le paragraphe suivant.

2. Sources des images : FARO, Leica, et Trimble

Systèmes mobiles

Dans le cas de la numérisation à grande échelle, lorsqu'une précision élevée et une forte densité ne sont pas essentielles, les systèmes d'acquisition mobiles sont plus adaptés car ils offrent un gain de temps non négligeable en comparaison avec les solutions statiques. Initialement dédiés à la cartographie d'environnements urbains et aux levés en extérieur, les systèmes mobiles **terrestres** se sont aujourd'hui étendus au cadre de la numérisation d'environnements bâtis en intérieur. Les acquisitions mobiles **aéroportées** sont également brièvement évoquées, étant donné qu'elles peuvent fournir des données intéressantes relatives aux façades des bâtiments.

Systèmes d'acquisition mobiles terrestres Le principe du balayage laser peut être envisagé de manière dynamique lorsqu'un scanner laser (la plupart du temps rotatif, de manière unidirectionnelle ou bidirectionnelle) est embarqué à bord d'un dispositif mobile. Le scanner laser constitue le **système de perception**, pouvant être complété par d'autres capteurs optiques (caméras, stéréo-caméras, etc.). Une seconde composante est essentielle au fonctionnement des dispositifs mobiles, à savoir le **système de localisation**. Nécessaire à l'estimation de la trajectoire du mobile, celui-ci est composé généralement d'un système de positionnement par satellites (GNSS) associé à une centrale inertielle (IMU, *Inertial Measurement Unit*), et peut appliquer de surcroît le principe de l'odométrie visuelle. Un certain nombre de dispositifs dédiés à la cartographie mobile en extérieur sont présentés à travers le récent état de l'art dressé par [Vallet et Mallet, 2016]. Les auteurs y détaillent également les capteurs embarqués, ainsi que les méthodes de géoréférencement.

Dans le cas d'environnements intérieurs complexes, le développement plus récent de systèmes de **cartographie mobile en intérieur** (IMMS, *Indoor Mobile Mapping Systems*) offre de nombreuses pistes d'applications, à l'heure notamment de l'émergence de la maquette numérique (ou BIM, pour *Building Information Model*). Outre la rapidité d'acquisition en comparaison avec les méthodes statiques, ils permettent de s'affranchir du recalage des données en post-traitement, et de réduire les zones masquées dans les nuages acquis en facilitant l'accès à certaines zones de géométrie complexe. L'absence de signal nécessaire au fonctionnement du GNSS en intérieur implique l'emploi d'autres stratégies pour la localisation des mobiles, empruntées notamment à la robotique. Aussi, des méthodes davantage basées sur la vision sont appliquées, faisant appel aux algorithmes de **localisation et cartographie simultanées**, principe connu en anglais sous le nom de SLAM (*Simultaneous Localization And Mapping*) [Durrant-Whyte et Bailey, 2006]. Une première estimation de la trajectoire est la plupart du temps fournie par une centrale inertielle. L'affinage de la trajectoire s'appuie ensuite souvent sur la donnée acquise, c'est-à-dire sur le nuage de points ainsi qu'éventuellement sur des images sphériques. Un processus itératif de recalage en temps réel est mis en place, qui fournit des résultats optimaux lorsque le mobile revient sur sa position de départ afin de **former une boucle**.

Les **plateformes** généralement retenues pour la cartographie mobile sont :

- des **véhicules**, en extérieur [Mezian *et al.*, 2016];
- des **chariots** poussés par un utilisateur, en intérieur (Figure 1.7a);
- des **robots autonomes** pour la numérisation d'environnements intérieurs inconnus : [Adan *et al.*, 2019] proposent un état de l'art des systèmes les plus récents dans ce domaine. Le

déplacement autonome du mobile est assuré par des capteurs de vision et des algorithmes de prédiction de la trajectoire, s'appuyant sur la création de grilles d'occupation de l'espace en temps réel afin d'estimer la meilleure position à suivre (NBV ou *Next Best View*).

Pour améliorer l'ergonomie et offrir davantage d'aisance de déplacement, des solutions mobiles *transportées par l'utilisateur* ont fait leur apparition sur le marché. Elles se présentent alors sous la forme :

- d'un scanner laser portatif (Figure 1.7b), tenu à la main ;
- d'un sac à dos porté par l'utilisateur (Figure 1.7c).

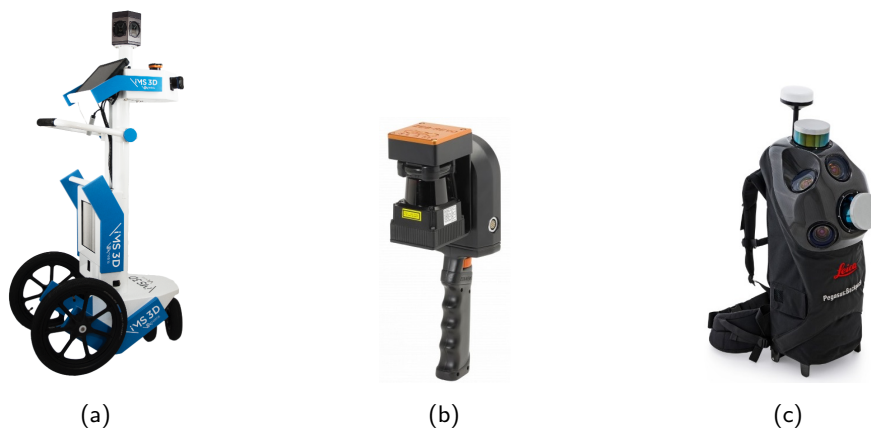


Figure 1.7 - Solutions d'acquisition mobiles en intérieur et extérieur : (a) iMS3D de Viametris (relevés intérieurs), (b) ZEB-REVO de GeoSLAM (relevés intérieurs et extérieurs), et (c) Leica Pegasus Backpack (relevés intérieurs et extérieurs)³.

Un aperçu plus complet des principaux systèmes mobiles actuellement utilisés pour les levés en intérieur est possible grâce aux états de l'art respectifs de [Karam *et al.*, 2018] et [Maboudi *et al.*, 2018]. Les travaux de [Thomson *et al.*, 2013] mettent en place l'iMMS de Viametris pour des relevés en intérieur, tandis que [Maboudi *et al.*, 2018] présentent une évaluation de la version plus récente de cet instrument (iMS3D, vu sur la Figure 1.7a). Les articles de [Nocerino *et al.*, 2017] et [Tucci *et al.*, 2018] proposent une évaluation des systèmes vus sur les Figures 1.7b et 1.7c, pour des levés en intérieur et en extérieur. L'un des avantages imputable aux solutions d'acquisition mobiles est la possibilité, dans la plupart des cas, de visualiser en temps réel les acquisitions effectuées et ainsi la couverture assurée par les données. Notons cependant que la précision offerte par les systèmes mobiles est en moyenne centimétrique, tel qu'appuyé par les résultats des travaux susmentionnés, tandis que la précision à attendre d'un levé lasergrammétrique statique est généralement millimétrique. Aussi, les solutions mobiles sont à privilégier en vue d'un gain de temps, tout en considérant ces différences de précision.

Systèmes d'acquisition mobiles aéroportés Lorsque la zone géographique à numériser dépasse une certaine échelle, le vecteur de déplacement du système de mesure peut devenir aérien,

3. Sources des images : Viametris, Geoslam, et Leica

l'unité d'acquisition prenant place à bord d'un aéronef. Historiquement, de tels levés ont été initiés par l'acquisition de clichés dédiés à la photogrammétrie, à l'aide de **chambres de prise de vues embarquées**. La cartographie, la réalisation de modèles numériques de terrain ou d'orthophotographies ont été facilitées par cette approche. Par la suite, des **scanners laser** (technologie lidar) ont pris place à bord des aéronefs, permettant l'acquisition directe de nuages de points denses sur de vastes zones. À l'image des systèmes mobiles terrestres, la connaissance de la trajectoire est nécessaire à l'acquisition des données de manière continue. La trajectoire de vol est restituée à l'aide de données GNSS servant à la détermination de la position, tandis qu'une centrale inertielle est nécessaire pour corriger les angles d'attitude de la plateforme. Notons enfin que le principe de mesure basé sur le **temps de vol direct** est dominant dans le domaine de la lasergrammétrie aéroportée. Les portées que cette méthode permet d'atteindre sont en effet plus en adéquation avec les altitudes de vol auxquelles les instruments sont employés. Le principe d'une acquisition laser aéroportée est schématisé sur la Figure 1.8a.

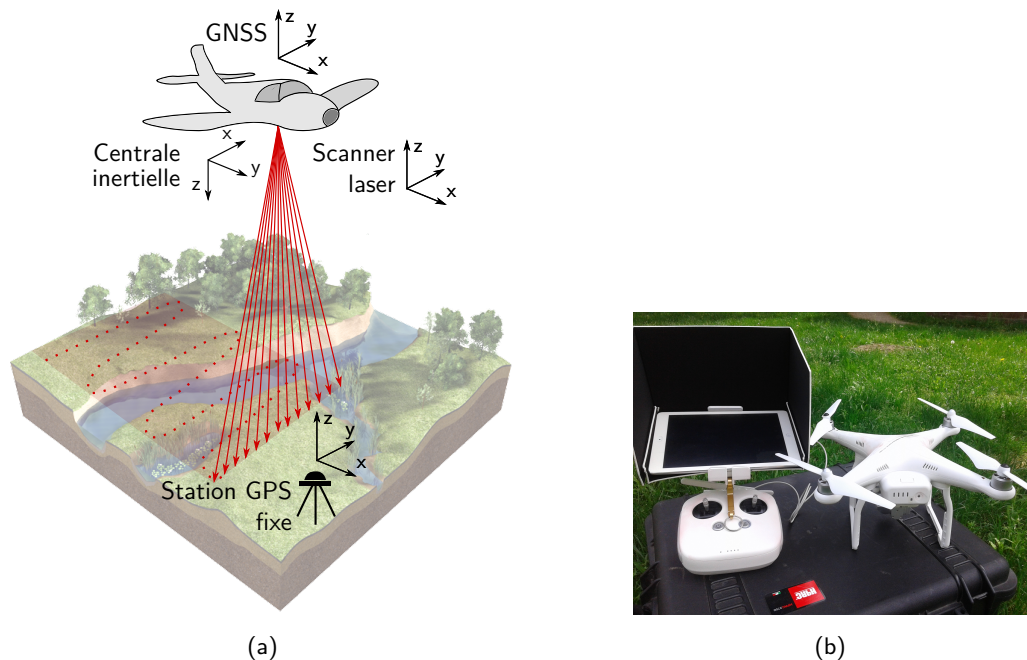


Figure 1.8 - (a) Principe de l'acquisition lasergrammétrique aéroportée (inspiré de [Beraldin *et al.*, 2010]), et (b) drone embarquant une caméra (crédit photo : A. Murtiyoso).

Au cours des dernières années, la démocratisation de l'utilisation des **drones** pour l'acquisition d'images et de vidéos commerciales ou grand public s'est transmise au domaine de la reconstruction 3D (Figure 1.8b). Ceci est devenu envisageable du fait du montage sur ces plateformes légères de capteurs optiques plus résolus. Les prises de vues (images ou vidéos séquencées) acquises grâce à ce type de plateforme, selon un plan de vol prédéfini, sont ensuite transformées en données 3D selon le principe de la photogrammétrie, à l'aide de logiciels de traitement appliquant des **algorithmes de SfM**. L'efficacité de ces approches pour les **levés de façades** et d'environnements extérieurs a été démontrée à de nombreuses reprises dans la littérature [Murtiyoso et Grussenmeyer, 2017]. Du fait de la miniaturisation des capteurs appliquant la technologie lidar, certains d'entre eux peuvent désormais prendre place à bord des drones. Les principaux avantages sont

notamment la réduction des coûts liés au vol, ainsi que l'accès à des zones plus difficiles.

L'absence de données GNSS en intérieur, qui rend le pilotage des drones complexe dans ce cas de figure, limite pour l'instant leur utilisation à des environnements extérieurs. Néanmoins, les travaux de [Kumar *et al.*, 2017] relatifs à la navigation des drones en intérieur, laissent à penser que la numérisation d'environnements intérieurs par ce biais pourraient devenir envisageables au fil des évolutions à venir. Ces travaux s'appuient sur l'utilisation de données laser et d'algorithmes de localisation et cartographie simultanées (SLAM).

1.2.2 Levés à courte portée

Les levés réalisés avec une courte portée s'attachent généralement à la numérisation de **zones de détails**, allant d'objets séparés à des parties remarquables de bâtiments dont le volume est restreint. Quelques outils à faible coût, parfois détournés de leur utilisation d'origine, peuvent également être cités dans cette catégorie.

Levés de détails

La photogrammétrie architecturale (ou photogrammétrie rapprochée) est particulièrement bien adaptée à la reconstruction de **façades de bâtiments**, de zones détaillées appartenant à ces façades, ou aux environnements intérieurs. En fonction de l'appareil photographique utilisé ainsi que de la qualité des clichés (images nettes, recouvrement de l'objet sur l'image, etc.), une précision millimétrique des nuages de points denses peut être obtenue [Murtiyoso et Grussenmeyer, 2017].

Scanners à main Lors de vastes projets de numérisation, le risque que certaines zones soient difficilement accessibles par le faisceau du scanner laser terrestre ou mobile n'est jamais exclu. En vue de **compléter les zones masquées ou manquantes**, ou d'acquérir une géométrie intéressante de manière plus détaillée, les **scanners à main** (Figure 1.9a) peuvent être utilisés [Lachat *et al.*, 2017c]. Ils mettent en œuvre le principe de triangulation (source laser ou lumière structurée), et leur principal avantage repose sur leur **flexibilité d'utilisation**. L'acquisition s'effectue par balayage de la surface considérée, rendu possible par le déplacement manuel du capteur de manière rigoureuse. Aussi, le principe de balayage n'est pas automatique comme dans le cas d'un scanner laser terrestre, mais réalisé par l'opérateur qui choisit les zones d'intérêt. Dans la plupart des cas, l'opérateur a la possibilité de suivre en temps réel la reconstruction des zones balayées, afin de guider le déroulement de son acquisition.

Métriologie Bien que l'utilisation d'instruments de très haute précision soit plus restreinte dans le cadre de la numérisation du patrimoine, la qualité des données qu'ils produisent peut s'avérer intéressante pour la numérisation de petite statuaire ou de pièces archéologiques. Sous l'expression **Machine de Mesure Tridimensionnelle** (MMT) sont regroupés des instruments essentiellement dédiés au domaine de la métriologie (industrielle notamment). Avec une précision de mesure submillimétrique, les **bras de mesure** (Figure 1.9b) sont utilisés lorsqu'une représentation hautement fidèle d'un objet est requise, sous la forme d'un nuage de points très dense. Le bras articulé sert à estimer les poses successives de la tête de numérisation, qui émet un faisceau laser

(généralement une ligne laser) et détermine la distance par triangulation. La grande précision qu'ils offrent permet notamment d'acquérir des **données de référence**, lorsque le résultat fourni par une autre méthode de numérisation doit être comparé à la réalité terrain (voir Chapitre 2, sous-section 2.3.1). En revanche, ces outils onéreux et difficilement déplaçables sont utilisables essentiellement lorsqu'il s'agit de numériser des objets ayant des volumes de quelques cm³ à m³. Notons que certains dispositifs statiques utilisant la lumière structurée permettent également des inspections submillimétriques.

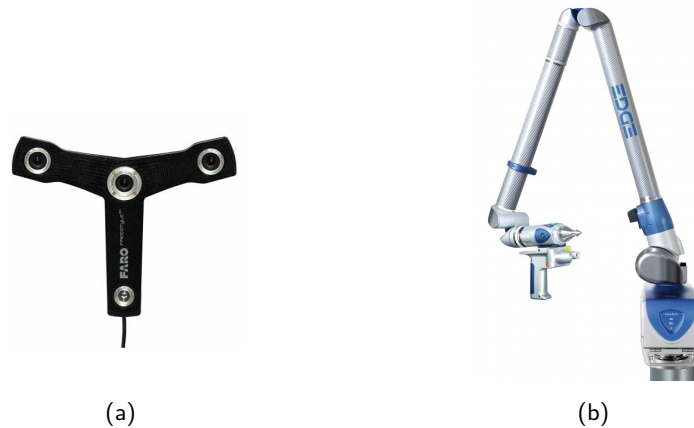


Figure 1.9 - Exemples d'instruments de mesure pour des portées courtes, utilisés dans le cadre de ces travaux de thèse : (a) scanner à main FARO Freestyle^{3D} X, et (b) bras de mesure FARO Edge⁴.

Instruments à faible coût

Initialement réservée au domaine industriel (métrologie) ainsi qu'aux spécialistes de la mesure, la pratique de la numérisation 3D s'est largement démocratisée à un public non expert, qui en fait usage dans des applications à vocation professionnelle ou de loisirs. Les avancées en matière d'impression 3D ont également porté le développement de stratégies de numérisation 3D présentant des prix abordables, et simples de prise en main. Ces dernières sont généralement limitées à de **courtes portées**.

Scanners à main grand public et dispositifs statiques Un nombre croissant de **scanners à main** destinés essentiellement au **grand public** permettent la numérisation de petits objets à des prix abordables, dans l'optique éventuelle de les imprimer en 3D. Le principe de la triangulation y est généralement appliqué, par projection de motifs infrarouges (plus rarement laser) ou par lumière structurée. Au-delà des faibles dépenses engendrées, la qualité des mesures effectuées reste discutable en vue de leur implication dans un projet de numérisation. Ces scanners à main sont flexibles en matière de déplacements, néanmoins des dispositifs statiques existent également sur le marché. Dans ce cas, ils peuvent parfois être munis d'un plateau tournant sur lequel placer l'objet, si bien que ces systèmes sont limités à la numérisation d'éléments non solidaires d'un

4. Source des images : FARO

ensemble plus vaste. L'exemple du système DAVID Laserscanner peut être cité, bien que la technologie ait été rachetée par Hewlett Packard et ne soit de ce fait plus commercialisée sous ce nom (Figure 1.10a). L'engouement actuel pour l'impression 3D et pour ces systèmes se traduit par l'existence de nombreux sites Internet, proposant des comparatifs de ces outils en matière de coût, de technologie et d'aisance à l'utilisation.

Caméras de profondeur Parmi ces systèmes *low-cost*, les **caméras RGB-D** constituent également des solutions peu onéreuses aboutissant à l'acquisition de cartes de profondeur transformables en nuages de points, voire parfois directement de maillages. Citons par exemple ici le capteur de jeu Kinect commercialisé par Microsoft (Figure 1.10b), dont l'utilisation première a été détournée dans de nombreux projets pour en faire soit un outil de numérisation [Lachat *et al.*, 2015b] (voir Chapitre 2, sous-section 2.3.2), soit un outil de visualisation en robotique mobile [Mittet, 2015]. La notion de faible coût peut être nuancée pour cette catégorie de capteurs, leur prix pouvant varier de manière assez significative en fonction du principe de mesure adopté (caméras temps de vol, ou appliquant la triangulation).

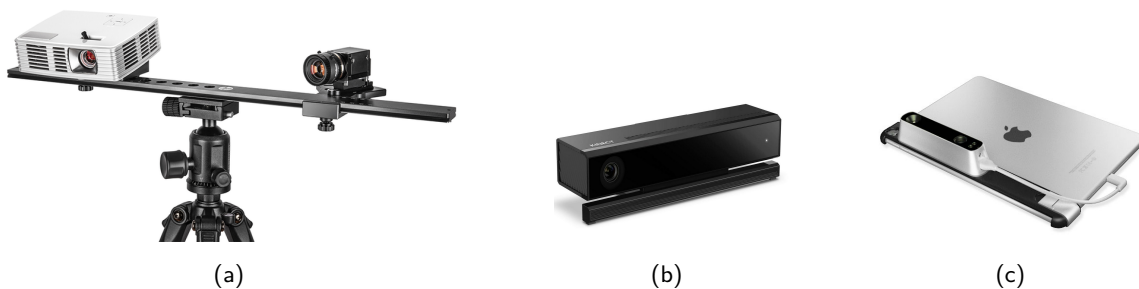


Figure 1.10 - Exemples de capteurs *low-cost* utilisables pour des numérisations à courte portée : (a) Scanner HP Pro S3 à lumière structurée (remplace le David Laserscanner), (b) caméra 3D Kinect v2 (Microsoft), et (c) capteur Structure (Occipital) monté sur une tablette ⁵.

Autres outils abordables Des solutions également plutôt destinées au grand public ont été proposées au cours des dernières années, tirant profit de capteurs de profondeur miniaturisés : tel est le cas du projet Tango développé par Google, ou du capteur Structure (Figure 1.10c) de la compagnie Occipital. Tandis que le capteur Structure est un outil à part entière qui s'adapte sur une tablette ou un smartphone, le projet Tango avait été conçu dès 2014 comme une application fonctionnant sur certaines tablettes dotées des capteurs nécessaires. Cette solution permettait entre autres fonctionnalités la numérisation d'environnements intérieurs, présentant des intérêts pour le domaine de la construction notamment. Le projet a cependant été abandonné par Google en 2018, qui se tourne désormais davantage vers des applications de réalité augmentée. Le capteur Structure, qui utilise le principe de la triangulation grâce à la lumière structurée, est toujours présent sur le marché dans une nouvelle version améliorée permettant de l'embarquer à bord de plateformes mobiles (robot, drones, etc.). Enfin, si l'on considère le fait que certains **logiciels de reconstruction 3D à partir d'images** sont gratuits, et étant donné les prix abordables des

5. Sources des images : HP 3D Scan, Microsoft Developer, et Structure by Occipital

appareils photographiques, l'approche photogrammétrique peut être sous certaines conditions classée parmi les solutions à faible coût.

1.2.3 Caractéristiques du nuage de points

Les techniques de relevé précédemment évoquées fournissent généralement l'un des deux types de données suivants :

- soit une **carte de profondeur**, qui associe à chaque position spatiale (x, y) une information z de profondeur,
- soit un ensemble de **coordonnées sphériques**, ou directement de **coordonnées cartésiennes**.

Quelle que soit l'information brute recueillie, une transformation simple des cartes de profondeur ou des coordonnées sphériques aboutit à l'obtention d'une liste de coordonnées (X, Y, Z) , qui forment dans un espace cartésien tridimensionnel un **nuage de points**. C'est cette dernière représentation qui est retenue pour la majorité des traitements et applications qui découlent de l'acquisition. Le nuage de points constitue une **représentation discrète** de la géométrie d'une surface, dont il offre un certain échantillonnage. En fonction de la technique de relevé employée, ainsi que des conditions d'acquisition, les propriétés de cette donnée brute peuvent varier selon certains critères, résumés ici. Les solutions d'homogénéisation et de filtrage des nuages de points sont également brièvement évoquées.

Une autre particularité du nuage de points, à prendre en compte lorsque des données proviennent de plusieurs sources, est le format numérique dans lequel il est enregistré. Les formats les plus courants sont présentés dans l'Annexe B.

Propriétés géométriques et défauts du nuage de points brut

Densité du nuage La densité correspond à la distribution des points qui échantillonnent la surface numérisée, et peut être déterminée en fonction du nombre de points contenus dans une unité de volume donnée. Bien que l'échantillonnage des cartes de profondeur et la trame d'acquisition des coordonnées sphériques soient tous deux réguliers, après passage en coordonnées cartésiennes, la densité de points est généralement variable au sein d'un même nuage. Elle dépend de plusieurs facteurs, principalement :

liés à l'instrument : la **résolution du capteur** (angulaire pour les scanners laser rotatifs, spatiale pour les scanners à main ou caméras 3D, résolution du capteur optique pour les appareils photographiques) va influencer sur l'espacement entre les points acquis ou reconstruits.

liés à la configuration du levé : le pas choisi par l'utilisateur (lorsque celui-ci est configurable, avec un scanner laser par exemple), la distance à l'objet ainsi que l'angle d'incidence, ou encore le niveau de densification retenu (cas de la photogrammétrie à l'aide d'algorithmes de SfM), sont autant de facteurs qui vont faire varier la densité du nuage de points brut.

L'**anisotropie** du nuage de points désigne un échantillonnage non uniforme, caractérisé par une diminution quadratique de la densité des points lorsque la distance au capteur augmente. Cette distribution particulière affecte principalement les nuages acquis par lasergrammétrie mobile ou terrestre, en extérieur ou dans de vastes espaces. Notons également que lorsqu'un nuage de points est constitué de plusieurs acquisitions individuelles brutes qui ont été assemblées, un nombre grandissant de nuages superposés au niveau d'une même **zone de recouvrement** va par définition faire augmenter la densité. Dans les zones de recouvrement, la densité est ainsi fonction du nombre de stations de numérisation possédant cette vue commune (cas du scanner laser terrestre), ou du nombre de balayages effectués sur la surface (cas des acquisitions dynamiques).

Voisinage d'un point Le voisinage d'un point dépend directement de la densité du nuage, et il permet de décrire localement la géométrie de la surface, par détermination de normales notamment. Le voisinage d'un point p peut être défini : (i) en considérant un nombre k de points les plus proches selon une certaine métrique, généralement une distance euclidienne (définition connue sous le nom de méthode des plus proches voisins) ; (ii) en considérant l'ensemble des points contenus dans une sphère d'un rayon donné comme étant les voisins du point p .

Masques et occlusions L'objectif d'une numérisation est d'assurer une couverture maximale de la zone d'intérêt. Cependant, lorsque des objets naturellement présents dans la scène s'intercalent entre l'instrument de mesure et la scène observée, des occlusions peuvent être présentes dans un nuage de points brut. Ces observations sont particulièrement vraies dans les environnements intérieurs et encombrés. La multiplication des stations de numérisation en lasergrammétrie terrestre, ou des angles et points de vue lors d'acquisitions dynamiques (scanner à main par exemple) permet de réduire ce phénomène. Néanmoins certaines zones complexes ou difficilement atteignables seront absentes des nuages de points. Notons également qu'avec le principe de triangulation, des masques peuvent apparaître lorsque l'objet n'est pas visible conjointement par la source d'illumination et par le capteur optique.

Bruit de mesure Caractériser le bruit de mesure qui affecte un nuage de points brut est une tâche ambitieuse car les facteurs externes et internes qui influencent la mesure sont nombreux. Le bruit est en effet fonction à la fois de l'instrument employé et de sa calibration, mais également de facteurs propres à l'objet ou à l'environnement. La littérature permet de lister les différentes sources d'incertitudes qui affectent la mesure, variables d'une technique de relevé à l'autre. Une analyse plus détaillée de ces sources d'erreurs est proposée dans le Chapitre 2 dédié à l'analyse qualitative des données brutes, dans la section 2.1.2.

Phénomène de « double peau » Dans le cadre d'acquisitions mobiles ou dynamiques, des **problèmes de superposition** des données acquises en temps réel peuvent apparaître au niveau de leurs zones de recouvrement. Ces effets négatifs sont imputables à une mauvaise calibration des systèmes ou à un défaut dans les algorithmes de recalage instantané des informations successives, menant à un phénomène qualifié de « double peau » du fait de l'espacement perceptible entre les surfaces normalement superposées. **Cet effet indésirable a notamment été observé lors de certaines acquisitions effectuées à l'aide du scanner à main Freestyle^{3D} X, tel que montré dans [Lachat et al., 2017c] (voir la Figure 7 de l'article consultable en Annexe A.3).**

Notons enfin que dans le cadre d'acquisitions statiques, des problèmes de double peau peuvent apparaître suite au recalage entre eux des nuages de points individuels, bien que le nuage de points recalé ne constitue plus une donnée brute dans ce cas. Outre les variations de densité, les zones de recouvrement entre données individuelles sont donc également le lieux de potentiels défauts liés au recalage, dont il sera question plus en détails dans la suite de ce manuscrit.

L'ensemble des défauts observables pour un nuage de points brut sont résumés sur la Figure 1.11, reprise de l'article de [Berger *et al.*, 2017].

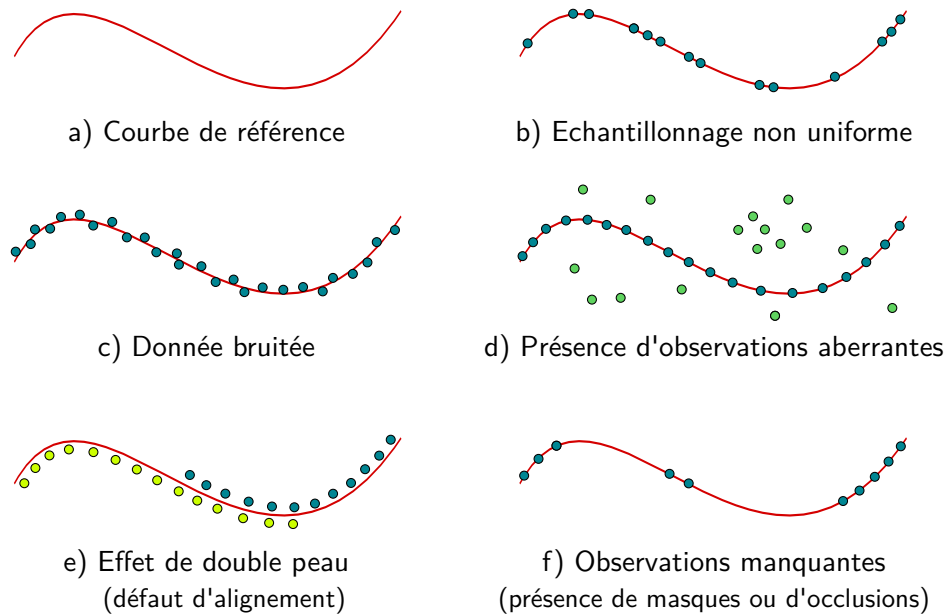


Figure 1.11 - Différents types de défauts pouvant affecter un nuage de points, représentés sur l'exemple d'une courbe en 2D (inspiré de [Berger *et al.*, 2017]).

Solutions pour l'homogénéisation et le filtrage des nuages de points

Rééchantillonnage Les différences de densité au sein d'un même nuage de points génèrent un échantillonnage irrégulier des points. Cette hétérogénéité peut fausser l'interprétation de la structure de la scène, et ainsi rendre moins efficaces certains traitements à appliquer par la suite. Procéder à un rééchantillonnage du nuage de points permet non seulement de le décimer et donc de réduire son poids, mais également d'**atténuer les changements de densité** en modifiant artificiellement l'espacement entre les points. De ce fait, les données brutes sont souvent rééchantillonnées assez tôt dans la chaîne de traitement, en vue d'aider à améliorer la performance des éventuelles étapes à suivre (ajustement et extraction de primitives, recalage, ou modélisation de surfaces). Les approches les plus communes sont le **rééchantillonnage spatial** (diminution du nombre de points selon une trame constante), ou le **rééchantillonnage aléatoire** (conservation d'un certain pourcentage de points choisis aléatoirement). Néanmoins, des approches plus adaptées à certains traitements en particulier sont proposées dans la littérature, citons notamment [Glira *et al.*, 2015] ou [Puttonen *et al.*, 2013].

Filtrage Le filtrage a pour but de *lisser certains défauts* du nuage de points tels que le bruit de mesure, ou encore les doubles peaux observables dans un nuage de points brut ou issu du recalage de plusieurs entités individuelles. Ces défauts peuvent notamment affecter le processus de modélisation, ou encore la réalisation de coupes dans les nuages. Outre le filtrage en fonction de l'*intensité*, courant lorsque cette information est disponible, l'article de [Han *et al.*, 2017] propose un état de l'art récent des méthodes de filtrage de nuages de points, qui ne seront pas détaillées dans ce paragraphe. Dans le cas plus particulier d'acquisitions réalisées à l'aide de méthodes actives utilisant une source laser pour la mesure, les travaux de [Weinmann, 2016] font état de méthodes de filtrage spécifiques, basées sur la qualité individuelle des points du nuage. L'information de qualité attribuée à chaque point est définie sur la base de son voisinage dans la carte de profondeur associée au nuage, et dépend soit d'un critère de *planéité locale* (fonction de l'angle d'incidence), soit d'un critère de *fiabilité de la mesure* (fonction du bruit et des mesures erronées, au niveau des arêtes notamment). Ces informations sont ainsi consignées dans des cartes de confiance des données. Ces dernières interviennent dans un processus de recalage basé sur les cartes de profondeur des nuages, en amont de la détection des points d'intérêt 2D afin d'établir des correspondances fiables.

1.2.4 Synthèse

Acquisition de nuages de points denses

Les nuages de points issus des différentes techniques de relevé mentionnées sont des représentations discontinues d'une scène observée, suivant des trames régulières (scanner laser) ou non (reconstruction photogrammétrique). Ils constituent des grands volumes de données couvrant des surfaces entières plus ou moins étendues. À la différence des levés ponctuels de points caractéristiques sélectionnés par tachéométrie, la mesure de chaque point n'est pas guidée par l'opérateur car l'acquisition est automatique. Aussi, des étapes de *traitement du nuage de points* brut sont nécessaires pour interpréter et rendre compréhensible la scène, à travers un processus de *séman-tisation*. La réflexion entre information strictement nécessaire et volume de données acquis est ainsi à considérer (voir Chapitre 3, sous-section 3.1.1).

Lasergrammétrie *versus* photogrammétrie

La lasergrammétrie terrestre et la photogrammétrie terrestre représentent de loin les deux techniques de relevé les plus répandues dans le cadre de la numérisation du patrimoine bâti, les autres techniques (scanners à main par exemple) intervenant davantage en tant que compléments. Aussi, comparer ces deux techniques afin de mettre en évidence leurs différences ainsi que les opportunités offertes par chacune d'elles est intéressant. Une comparaison plus générale des avantages et inconvénients propres aux méthodes actives et passives, dont chacune des deux techniques est une représentante, a d'ores et déjà été établie dans la synthèse de la précédente section au 1.1.3. Cette comparaison-ci se veut plus axée sur les caractéristiques d'application.

Les nombreux développements technologiques connus par la lasergrammétrie (au sens des scanners laser, quel que soit leur principe de mesure) au cours des dernières décennies ont permis de rendre cette méthode plus compétitive en matière de résultats produits. En outre, son utiliza-

tion peut sembler de prime abord plus accessible, bien que la mise en œuvre concrète des levés nécessite quelques règles (voir Chapitre 3). Cependant, l'évolution des recherches liées à la reconstruction 3D à partir d'images au cours des dernières années rend cette approche attractive, du fait des faibles coûts engendrés et de l'augmentation de l'automatisation des processus. Bien que des connaissances techniques soient préférables en vue d'obtenir des levés complets et de grande précision, la photogrammétrie reste une approche compétitive qui tend à se démocratiser rapidement [Remondino *et al.*, 2014]. Les auteurs évoquent également dans cet article les avantages et inconvénients propres à chaque technique, en rappelant que le choix entre les deux reste souvent lié aux besoins du projet, au budget alloué ainsi qu'à l'expérience des opérateurs. Des études comparatives entre photogrammétrie et lasergrammétrie selon différents points de vue sont naturellement présentes dans la littérature, et [Ramos et Remondino, 2015] en dressent un résumé.

Complémentarité des méthodes de relevé

En fonction des caractéristiques de la donnée produite, celle-ci va être utile à différents niveaux du projet de numérisation. Le Tableau 1.2, repris de l'article de [Ramos et Remondino, 2015], résume les différentes échelles du relevé, ainsi que les objets à numériser correspondants et les techniques d'acquisition associées. Bien que les auteurs orientent cette étude au domaine de l'archéologie, ce tableau analytique est en réalité extensible à une large majorité des projets de numérisation des environnements bâtis.

Échelle du relevé	Objets à numériser	Techniques d'acquisition
Échelle régionale	Paysage Topographie Zone étendue	Imagerie satellite Photogrammétrie aérienne Lasergrammétrie aéroportée Système GNSS
Échelle locale	Zone restreinte Bâtiments Zone de fouille (archéologie)	Photogrammétrie aérienne (avion, drone) Lasergrammétrie aéroportée Lasergrammétrie terrestre Photogrammétrie rapprochée Station totale, système GNSS
Échelle de l'objet	Artéfacts (archéologie) Petites pièces	Photogrammétrie rapprochée Lasergrammétrie à courte portée (triangulation)

Tableau 1.2 - Liens entre différentes échelles pour le relevé, objets d'étude associés et techniques d'acquisition disponibles (inspiré de [Ramos et Remondino, 2015]).

La complémentarité de ces techniques de relevé entraînent la nécessité de les mettre en œuvre de manière concomitante au sein d'un même projet, car leur combinaison représente souvent un compromis intéressant. L'intégration de ces données hétérogènes soulève néanmoins des questions quant au niveau de l'intégration et aux stratégies à déployer, tel qu'évoqué dans la section suivante.

1.3 Bénéfices et enjeux liés à l'intégration de données multi-sources

Les techniques de relevé présentées dans la Section 1.2 précédente fournissent des données tridimensionnelles aux caractéristiques variables, propres à la méthode employée. Il s'agit donc de données **hétérogènes**, au regard des propriétés définies dans la sous-section 1.2.3 pour les nuages de points qui en découlent. L'idée de **combiner les données** issues de plusieurs sources pour tirer profit de chacune d'entre elles n'est pas nouvelle dans la littérature. La *fusion* ou *intégration* des données hétérogènes, souvent **complémentaires**, produit autant de bénéfices qu'elle ne nécessite de réflexions pour sa bonne mise en œuvre.

1.3.1 À propos de la fusion de données

La notion générale de **fusion** désigne le fait que différentes sources d'information soient combinées, en vue d'**améliorer les performances** d'un système. L'intégration de données géospatiales est un concept bien installé dans la littérature depuis de nombreuses années, et touche un grand nombre de champs d'application allant de la robotique [Durrant-Whyte, 1990] à la documentation du patrimoine ([Guidi *et al.*, 2009], [Bastonero *et al.*, 2014], [Serna *et al.*, 2015]), en passant par le suivi de déformations de terrains naturels [Zieher *et al.*, 2018]. Les intérêts multiples incitant à mettre en œuvre la fusion de données ont été plus longuement discutés dans l'introduction de ce manuscrit.

Degré d'interaction entre les capteurs

Un premier aspect relatif à la fusion de données consiste à observer les liens qui existent entre les différents capteurs mis en œuvre. À cet effet, [Durrant-Whyte, 1990] propose de distinguer différentes configurations, selon que les capteurs soient :

complémentaires : cas de figure où les capteurs sont indépendants les uns des autres, mais la combinaison des informations qu'ils produisent permet de fournir une **vue d'ensemble plus complète** de la scène observée. Cette configuration permet de prévenir le manque de résolution spatiale de certains capteurs, et d'assurer l'acquisition d'un maximum d'information en réduisant les zones non couvertes.

en compétition : lorsque pour une surface donnée, chaque capteur fournit une observation individuelle, il y aura **redondance** des données. Cette configuration permet d'une part d'**améliorer la qualité** (par exemple en moyennant les observations), et d'autre part d'**augmenter la robustesse** des résultats, grâce à la possibilité de détecter des données aberrantes ou fausses.

coopératifs : cas de figure où l'information produite par un capteur seul n'est pas exploitable, nécessitant les informations fournies par plusieurs capteurs indépendants afin d'obtenir une information complète. L'exemple des relevés photogrammétriques peut être pris, dans le sens où plusieurs prises de vues consécutives et indépendantes sont nécessaires à l'obtention d'une information de distance. Cette configuration est la plus risquée à mettre en

place, car les imprécisions liées à chaque capteur individuel influent directement sur le résultat final.

Selon les bénéfices attendus (information plus complète, plus précise, etc.), l'une ou l'autre configuration devra être mise en place au moment du levé.

Niveaux de fusion des données

Afin d'uniformiser les échanges relatifs à la fusion de données et de définir un ordre d'intervention, trois niveaux de fusion ont été introduits dans la littérature associée. Dans l'article de [Bastonero *et al.*, 2014] traitant de la fusion de modèles 3D pour la documentation du patrimoine, la définition de ces niveaux est reprise :

La fusion de bas niveau ou *fusion de données brutes* consiste à **combiner des données brutes** provenant de plusieurs sources, en vue d'obtenir un nouveau jeu de données plus représentatif et synthétique que les données initiales.

La fusion de niveau intermédiaire ou *fusion d'attributs* met en jeu des **éléments caractéristiques** (lignes, sommets, points d'intérêt, etc.) extraits des données brutes, provenant de sources multiples. Ces éléments peuvent être utilisés dans des traitements à suivre.

La fusion de haut niveau ou *fusion de décisions* fait intervenir des décisions issues de **méthodes statistiques** (stratégie de vote, logique floue ou *fuzzy logic*).

L'intégration de données brutes (ou bas niveau) suppose que les données fournies par les capteurs sont de même type, c'est-à-dire des mesures d'une même grandeur physique. Le cas échéant, les niveaux supérieurs devront être appliqués. [Ramos et Remondino, 2015] suggèrent d'étendre cette classification initiale, en la transposant au cas de la modélisation du patrimoine à partir de nuages de points ou de modèles 3D ainsi que d'images. Les approches de fusion sont alors considérées selon différents aspects, offrant une description plus globale :

Niveaux de fusion basés sur la finalité : trois niveaux, plus ou moins similaires à ceux définis dans la classification d'origine, sont alors considérés en fonction de l'objectif recherché.

Niveaux de fusion basés sur les données : trois possibilités se distinguent dans ce cas, la fusion pouvant s'appuyer sur l'utilisation (i) de **points** communs, (ii) d'**éléments caractéristiques** communs, ou (iii) de **surfaces** communes. Ce choix s'apparente aux problématiques liées aux méthodes de consolidation des données de manière générale, qu'il s'agisse des données hétérogènes ou non.

Niveaux de fusion basés sur la dimension : les données considérées sont des informations 3D (nuages de points, modèles 3D) ou 2D (images). En fonction des dimensions associées, trois niveaux de fusion sont à considérer : (i) **3D avec 3D**, (ii) **3D avec 2D**, ou (iii) **2D avec 2D**.

S'appuyant sur cette classification, les auteurs précisent que les approches de fusion à haut niveau, basées sur des surfaces communes et combinant des données 3D entre elles sont les plus fréquentes. Cette observation est notamment valable pour l'exemple de la documentation du patrimoine, à l'image des travaux de [Guidi *et al.*, 2009].

Point lexical

Comme indiqué précédemment, le terme *fusion de données* est utilisé par de nombreux domaines scientifiques. Dans tous les cas d'application de ce principe, des problématiques communes sont partagées : citons notamment la volonté d'améliorer la qualité des données produites, ainsi que la nécessité de connaître les performances propres à chaque capteur couplé au système. Néanmoins, une distinction majeure peut être faite quant à la mise en place de cette fusion selon une dimension temporelle. En effet, la fusion de données pour des problématiques de robotique mobile ou de navigation autonome doit avoir lieu en **temps réel**. À cet effet, la synchronisation des capteurs est primordiale. En outre, des méthodes probabilistes permettant de prédire un état à venir (en l'occurrence la position de mobile) à partir de modèles de mesures sont employées, comme expliqué dans les travaux de thèse de [Mittet, 2015].

Cette nécessité d'opérer en temps réel ne se retrouve pas dans la fusion de données issues de multiples sources, telle qu'elle est discutée dans les articles de [Bastonero *et al.*, 2014] et [Ramos et Remondino, 2015] pour la documentation du patrimoine, ainsi que dans ce manuscrit. En effet, bien que différents niveaux de fusion aient été définis notamment en matière de données utilisées (données brutes ou pré-traitées), d'un point de vue temporel la combinaison des données acquises sera toujours effectuée *a posteriori*, selon des opérations de post-traitement. Procéder à la fusion en temps réel de données 3D et 2D dans ce contexte consisterait à développer un dispositif multi-capteurs synchronisé, dont il n'est pas question dans ces travaux. Aussi, afin de lever toute ambiguïté avec ce concept et avec les recherches liées au traitement en temps réel d'informations reçues, nous préférons dans la suite de ce manuscrit parler plus simplement d'**intégration** ou de **combinaison de données 3D hétérogènes**. Notons que dans les articles cités au début de ce paragraphe, dont les thématiques sont proches de celles soulevées par ces travaux, les auteurs ont fait le choix de conserver le terme de *fusion*.

1.3.2 Enjeux

Défauts propres aux données et notion d'hétérogénéité

La problématique inhérente à la combinaison de données provenant de dispositifs de mesure différents repose sur l'**hétérogénéité**, c'est-à-dire les disparités présentes au sein des données qu'il est question de coupler. Les disparités rencontrées peuvent être de plusieurs natures :

- il peut s'agir d'une **hétérogénéité liée aux données acquises** : différences dans la nature des données (images 2D, nuages de points ou maillages), de leur format, ou plus simplement variations géométriques et en matière de précision (bruits de mesure variables au sein des nuages de points, notamment).
- il peut s'agir d'**incohérences, de déformations ou de masques importants** (et variables) lorsque les données sont acquises à des périodes différentes, ou dans des conditions différentes (conditions environnementales ou configuration du levé).

La présence d'au minimum l'un de ces critères d'hétérogénéité (notamment le critère de précision) est inévitable, lorsque les données à combiner ont été acquises selon différents procédés.

Pistes d'intervention

Combiner des données affectées par les disparités énoncées dans le paragraphe précédent présente le risque d'aboutir à un modèle final faussé, dans lequel les effets des incertitudes se sont accumulés. Afin que la combinaison des données produise un résultat cohérent et non impacté par ces hétérogénéités, une réflexion est à mener à plusieurs niveaux :

- L'**analyse des sources d'erreurs** propres à chaque technique de relevé permet d'appréhender leur influence sur les données produites. Les incohérences spatiales et temporelles qui existent entre les différents jeux de données doivent aussi être considérées. L'analyse des sources d'erreur est développée dans le Chapitre 2.
- La combinaison des données s'effectue concrètement lors de leur **assemblage dans un repère commun**. Il convient donc d'adapter cette méthode à des données hétérogènes, notamment en permettant une **pondération différentiable** selon leurs propriétés, et en rendant le processus **robuste** à la présence de bruit et de potentielles observations aberrantes (Chapitres 4 et 6).
- Une autre approche consiste à proposer des solutions d'**homogénéisation des données**, au moment de leur assemblage ou à l'issue de cette étape. En dépit du risque de perdre ou fausser une partie de l'information, ces solutions permettent de réduire les incertitudes liées aux données. Des pistes sont étudiées dans le Chapitre 6.

Bilan

[Durrant-Whyte, 1990] affirme que « *la clé pour une fusion intelligente d'informations venant de capteurs divers est l'apport d'un modèle efficace des performances des capteurs* ». Dans le cadre de la documentation du patrimoine, les auteurs de [Ramos et Remondino, 2015] rapportent également l'importance de connaître les performances des techniques de relevé employées, non seulement dans l'optique de les appliquer à bon escient, mais aussi afin de les associer au mieux. Pour ces raisons, le second chapitre de ce manuscrit sera dédié à l'étude des performances de quelques instruments fréquemment employés en vue de numériser les environnements bâtis.

Conclusions du chapitre 1

La numérisation 3D à l'échelle d'environnements bâtis ou d'éléments constitutifs de ces environnements est entreprise à l'aide de méthodes de relevés sans contact, qui s'appuient pour la grande majorité sur les propriétés d'une source lumineuse ainsi que sur des capteurs optiques. Trois grands principes d'évaluation de la distance séparant le capteur de l'objet observé existent. Chaque approche présente ses avantages et ses inconvénients en matière de portée de mesure, de précision et de comportement vis-à-vis des caractéristiques de la surface de l'objet. Ces contraintes sont à prendre en compte en amont du choix de la méthode.

Ces principes de mesure trouvent leur application à travers un large panel d'instruments de mesure et de techniques de relevé, statiques ou dynamiques. Tandis que certains instruments sont distinctement destinés à la métrologie industrielle ou aux applications d'ingénierie présentes dans divers domaines scientifiques, des capteurs au prix abordable et simples d'utilisation voient le jour depuis quelques années. Ce phénomène s'explique par la démocratisation de l'utilisation des données 3D, ainsi que l'émergence de l'impression 3D grand public. La qualité des données produites, ainsi que les spécificités des nuages de points produits sont naturellement variables, en dépit des stratégies existantes pour l'homogénéisation des nuages de points.

La grande diversité d'instruments dédiés aux acquisitions tridimensionnelles soulève la question du choix à effectuer par l'opérateur, en début de projet. Bien que les caractéristiques techniques constituent une première piste de décision, un nombre grandissant de projets explorent la possibilité de tirer profit des avantages de plusieurs instruments. Utilisés indépendamment lors de la phase d'acquisition, les données qu'ils fournissent sont par la suite combinées. Au-delà des bénéfices qu'elle procure, l'intégration de données provenant de plusieurs sources pose le problème du traitement conjoint de données aux propriétés hétérogènes. La connaissance des performances propres à chaque capteur est à ce titre importante.

Qualification des données acquises

2.1	Qualité <i>a priori</i> d'un jeu de données	40
2.1.1	À propos des incertitudes de mesure	40
2.1.2	Facteurs susceptibles d'affecter la qualité de la mesure d'un point	43
2.1.3	Transmission d'incertitudes et précision <i>a priori</i>	47
2.2	Définition d'un modèle stochastique	49
2.2.1	Intérêt de la modélisation stochastique	49
2.2.2	Choix du modèle	50
2.2.3	Synthèse	53
2.3	Évaluation <i>a posteriori</i> de la qualité des données acquises	54
2.3.1	Approches pour l'évaluation effective des données acquises	55
2.3.2	Évaluation pratique de la performance des capteurs	59

Être en mesure d'apprécier les erreurs qui risquent d'affecter ou affectent effectivement un jeu de données est une étape clé à plusieurs titres. D'une part, connaître les capacités et les performances des techniques de relevé constitue une aide à la décision, à la fois dans le choix du matériel mais aussi des méthodes à mettre en place. D'autre part, les conclusions du chapitre précédent relatives à l'intégration de données hétérogènes ont permis d'établir que l'obtention d'un résultat cohérent, suite à l'assemblage des données, passait par la connaissance des techniques de relevé, ainsi que de la confiance à leur accorder.

L'évaluation de la qualité des données peut être entreprise *a priori*, connaissant le bilan des erreurs affectant la mesure, ou *a posteriori* lorsque les données produites sont observables : on parle alors respectivement d'études théorique et effective. Tandis que l'étude théorique sert à enrichir le jeu de données en lui attribuant un degré de confiance, l'observation des erreurs intrinsèques aux données acquises permet de décrire leur qualité géométrique effective. Dans ce chapitre, les facteurs qui influent sur la mesure sont en premier lieu considérés, afin de déterminer des modèles

d'erreurs adaptés aux différentes techniques de levé. Les principes d'évaluation théorique de la qualité sont finalement appliqués à quelques instruments choisis.

2.1 Qualité *a priori* d'un jeu de données

Évaluer la qualité *a priori* d'un jeu de données consiste à effectuer une **étude théorique** des erreurs susceptibles d'affecter son acquisition. Cette étude sert à estimer la précision théorique qui peut être atteinte par la donnée produite, autrement dit par les coordonnées 3D des points du nuage dans le cas présent. La connaissance de **paramètres internes et externes** au dispositif d'acquisition qui vont influencer sur la mesure de distance est nécessaire, afin d'une part de proposer un **étalonnage** visant à réduire leur influence, et d'autre part de **modéliser le plus fidèlement possible ces incertitudes** ainsi que leur impact.

Pour procéder à une calibration efficace des dispositifs et établir une modélisation des incertitudes affectant le système la plus fidèle possible à la réalité, il est nécessaire en premier lieu de définir les facteurs qui influencent la mesure de distance.

2.1.1 À propos des incertitudes de mesure

Bilan des différents types d'erreurs

On considère généralement que les observations qui constituent un jeu de mesures, dont on cherche à effectuer l'étude statistique, peuvent être entachées par des erreurs divisées en trois catégories :

Les erreurs accidentelles (ou *aléatoires*) sont des incertitudes de la mesure dont le caractère aléatoire rend imprévisible la manière dont elles varient. Ces erreurs se cumulent et s'annulent, et elles peuvent être détectées par **répétition de la mesure**. Leur distribution suit les lois de probabilité et peut être rapportée à son espérance mathématique, généralement supposée nulle. Aussi, le fait de répéter les mesures ne réduit pas les erreurs en tant que telles, mais permet une estimation plus réaliste de leur distribution et donc de leur valeur moyenne. La présence de telles erreurs est gérée au sein des calculs de compensation. Les erreurs accidentelles sont imputables à des facteurs d'influence liés à l'opérateur, à l'instrument ou encore à l'environnement de travail.

Les erreurs systématiques sont des inexactitudes dont les effets sont constants ou varient de façon prévisible. Ayant un ordre de grandeur et un signe constants, ces systématismes se cumulent, ce qui leur vaut parfois la dénomination de **biais de mesure**. Ces erreurs sont principalement dues à des phénomènes constants, tels qu'un léger dérèglement de l'instrument ou un facteur environnemental non variable dans l'intervalle de temps de la mesure. Si l'erreur systématique et ses causes sont connues, elle peut être corrigée notamment par **l'étalonnage du système de mesure**, ou par un mode opératoire adapté (par exemple, double retournement de la lunette en tachéométrie). Leur élimination ou leur prise en compte en amont du calcul de compensation est souhaitable, et leur détermination nécessite une mesure de référence.

Les **erreurs parasites** ou **fautes** sont des erreurs grossières, généralement repérables car elles sortent des tolérances fixées pour la mesure. Dues à de mauvaises pratiques de l'opérateur ou à un dérèglement important de l'instrument, les fautes doivent être éliminées du jeu de mesures afin de limiter leur influence sur l'estimation du résultat final, dans le cadre d'un calcul de compensation.

Chaque technique de relevé possède son propre bilan des erreurs, et les sources de ces erreurs peuvent être plus ou moins évidentes à identifier, selon les cas de figure. Dans le cas simple de la station totale en topographie par exemple, on relève un certain nombre d'erreurs systématiques (défaut de verticalité, excentricité des cercles, etc.) mais aussi d'erreurs accidentelles qui peuvent intervenir (erreur de centrage, erreur de pointé, erreur de lecture, etc.) [Brabant, 2011].

Précision et exactitude

Malgré la mise en place de pratiques rigoureuses de levé, la présence d'incertitudes et éventuellement d'inexactitudes sur une mesure est inévitable. Décrire la qualité d'une mesure ou d'un jeu de données passe donc par l'évaluation des grandeurs statistiques que sont la précision et l'exactitude. Ces grandeurs permettent d'apprécier l'influence des erreurs sur une mesure, et viennent la compléter en lui conférant un certain niveau de confiance. Précision et exactitude peuvent être définies de la manière suivante ¹ :

La dispersion statistique des mesures permet de décrire le comportement et la distribution des **erreurs aléatoires**. C'est un indicateur de la **précision** (en anglais *precision*) des mesures, qui s'exprime principalement à travers deux facteurs : la répétabilité (capacité d'un instrument à répéter une même mesure dans des conditions stables et une période courte) et la reproductibilité de la mesure (capacité d'un instrument à reproduire une même mesure dans des conditions variables et après un certain laps de temps). Si les erreurs aléatoires en présence sont faibles, alors la dispersion des mesures est limitée autour d'une valeur centrale dite la plus probable. Ainsi, la précision s'exprime par le calcul d'un **écart-type** noté σ .

L'exactitude de la mesure (en anglais *accuracy*) caractérise l'écart entre une grandeur mesurée et une **valeur de référence** (externe au jeu de données), désignée comme étant la valeur vraie de la mesure. Le calcul de l'**erreur moyenne quadratique** (en anglais *RMSE*, pour *Root Mean Squared Error*) permet de quantifier l'**exactitude**.

Notations La précision σ et l'exactitude, notée *EMQ*, ont pour formules respectives :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n v_i^2} \quad \text{et} \quad EMQ = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (2.1)$$

où $v_i = l_i - \bar{L}$ est l'**erreur apparente** d'une mesure, écart entre l'observation l_i et la valeur la plus probable \bar{L} (moyenne arithmétique des n mesures si leur distribution suit une loi normale),

1. Ces définitions sont inspirées d'extraits de l'ouvrage [Brabant, 2011]

tandis que $e_i = l_i - L$ représente l'**erreur vraie** d'une mesure, écart entre l'observation l_i et la valeur vraie \bar{L} (grandeur acquise selon un mode opératoire plus fiable).

Les erreurs systématiques sont responsables de la déviation d'une mesure par rapport à sa valeur vraie ; aussi, précision et exactitude livrent le même résultat lorsque le jeu de données est exempt d'erreurs systématiques. Dans ce cas, assez courant si l'instrument est calibré et si le mode opératoire suivi est adéquat, la valeur la plus probable est alors proche de la valeur vraie. Le cas échéant, un jeu de mesures peut être précis sans pour autant être exact, et inversement. La Figure 2.1, reprise de l'article [Javanmardi *et al.*, 2017], est un bon exemple pour confronter les notions de précision et d'exactitude sur la base du recalage de nuages de points issus de la cartographie mobile.

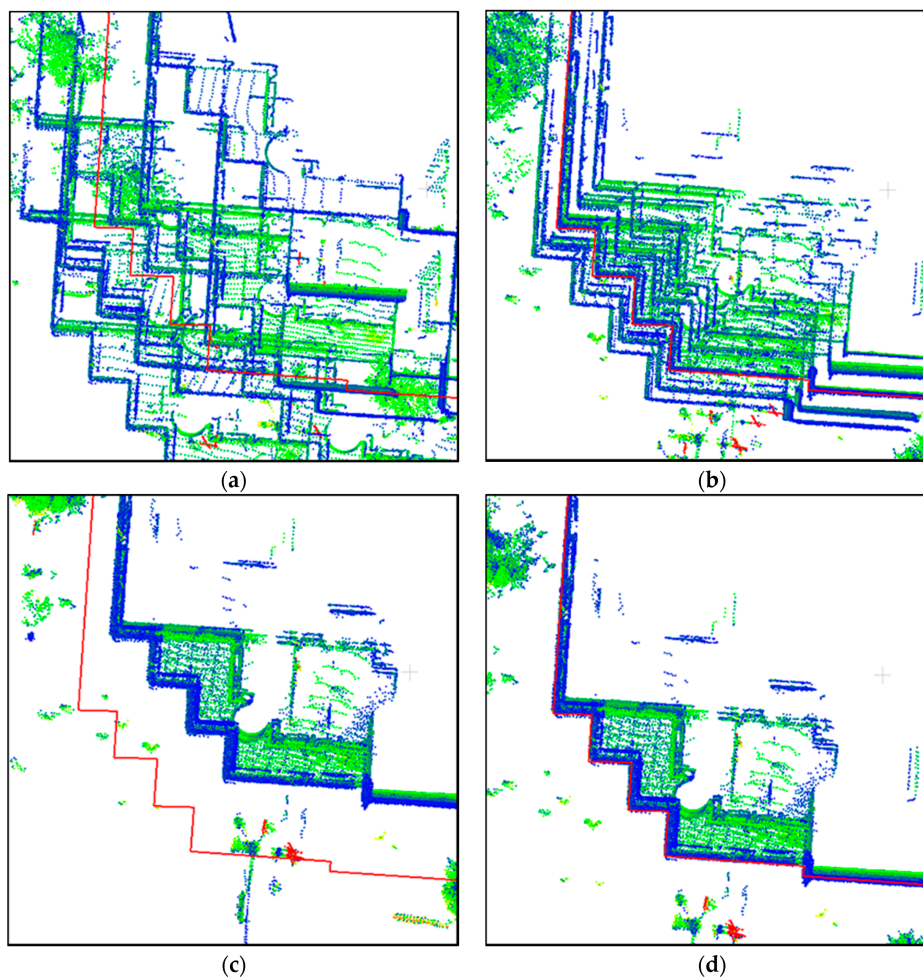


Figure 2.1 - Notions de précision et d'exactitude selon l'exemple du recalage de données de cartographie mobile. La polygone rouge représente la donnée de référence, et les levés respectifs sont : (a) ni précis ni exact, (b) exact mais pas précis, (c) précis mais pas exact, et (d) précis et exact (repris de [Javanmardi *et al.*, 2017]).

2.1.2 Facteurs susceptibles d'affecter la qualité de la mesure d'un point

Identifier l'ensemble des erreurs qui affectent une technique de relevé n'est pas aisé, car elles peuvent être de natures diverses et leurs sources sont nombreuses. En outre, les facteurs internes ou externes impactant la qualité de la mesure produisent des effets qui peuvent interférer, par accumulation ou par atténuation. Tous les instruments appliquant une même technique d'acquisition ne présentent pas des caractéristiques techniques identiques. Cependant, les sources d'incertitudes sont communes, aussi les bilans des erreurs propres à quelques techniques de relevé courantes sont développés ici.

Lasergrammétrie terrestre

L'utilisation croissante de la lasergrammétrie terrestre pour un grand nombre d'applications fait du scanner laser terrestre un instrument dont le comportement et les caractéristiques ont été largement étudiés. Comme rappelé dans le Chapitre 1, les mesures effectuées par l'instrument et permettant d'aboutir aux coordonnées cartésiennes des points sont deux mesures angulaires ainsi qu'une mesure de distance. Aussi, les sources d'erreurs sont proches de celles établies dans le modèle d'erreurs relatif à une station totale, à la différence près que les incertitudes liées au mécanisme de balayage doivent être ajoutées. L'ensemble de ces erreurs systématiques et accidentelles s'accumulent dans le nuage de points produit. [Staiger, 2005] ou [Reshetyuk, 2009] proposent de classer les facteurs ayant un impact sur la qualité de la mesure des points individuels selon quatre catégories :

Les erreurs instrumentales sont des erreurs systématiques et aléatoires directement liées au système d'acquisition et à sa conception technique, qui affectent les mesures angulaires et de distance. Ces erreurs peuvent être liées à la fois aux éléments constitutifs de l'instrument (source laser utilisée, miroir, etc.), mais aussi au mécanisme contrôlant les mouvements automatiques de rotations. Tandis que les erreurs aléatoires inhérentes aux propriétés physiques des différentes composantes sont difficilement évitables, l'influence des erreurs systématiques liées à des défauts de mécanisme peut être réduite par une calibration régulière du système. La divergence du faisceau laser, qui va générer une taille de l'empreinte laser plus ou moins élevée et donc un éventuel affaiblissement du signal retour, peut également être citée parmi les erreurs instrumentales.

Les erreurs environnementales sont causées par les propriétés du milieu dans lequel les acquisitions sont effectuées. Les facteurs environnementaux affectent non seulement le signal laser du fait de sa propagation de proche en proche dans l'atmosphère, mais également les autres composants, et peuvent mettre en péril la stabilité du dispositif de mesure. Les facteurs atmosphériques tels que température, pression et humidité relative sont influents, mais aussi les conditions d'éclairage et de luminosité [Pfeifer *et al.*, 2007]. Bien que chaque instrument possède ses propres plages de fonctionnement optimal, dans lesquelles la qualité de la mesure est assurée par le constructeur, les effets induits par l'environnement de mesure ne sont pour autant pas toujours négligeables.

Les erreurs liées à l'objet numérisé sont essentiellement liées aux propriétés de réflectance de la surface rencontrée par le faisceau laser. En effet, le principe de mesure utilisé s'appuie

sur la simple réflexion du faisceau laser émis au contact de la surface à évaluer. La variation de la réflectance, dont va dépendre la quantité de signal réfléchi, est liée d'une part au signal émis (longueur d'onde et angle d'incidence), et d'autre part aux propriétés de l'objet. La couleur (absorption plus ou moins importante du signal), la rugosité (réflexion plus ou moins spéculaire ou diffuse), mais aussi la température du matériau ou son humidité sont autant de paramètres qui ont un impact. De nombreux travaux décrivent des tests effectués avec différents scanners laser dans l'optique d'observer l'impact de ces facteurs, citons entre autres [Pfeifer *et al.*, 2007], [Voegtle *et al.*, 2008] ou [Kaasalainen *et al.*, 2009].

Les erreurs méthodologiques proviennent essentiellement de choix faits par l'opérateur lors de la mise en place du mode opératoire, qui vont influencer sur la configuration du réseau de stations. Malgré l'important degré d'automatisation du balayage de la scène par le faisceau laser, qui limite les interactions de l'opérateur avec la mesure, certaines décisions lui incombent à savoir le choix de quelques paramètres (le pas notamment), mais surtout l'emplacement des stations.

Dans la classification établie par [Reshetyuk, 2009], les erreurs méthodologiques se limitent principalement aux erreurs de géoréférencement. Elles dépendent de l'approche adoptée (géoréférencement direct ou indirect), tel qu'étudié par [Lichti *et al.*, 2005]. Cependant d'autres erreurs peuvent être classées dans cette dernière catégorie, car les emplacements des stations sont décisifs à double titre. Outre la configuration du réseau dans son ensemble qui peut entraîner une propagation plus ou moins importante des erreurs, au moment du recalage dans un repère commun notamment, la configuration de balayage depuis une station donnée est également à considérer. En effet, [Soudarissanane *et al.*, 2011] ou [Kaasalainen *et al.*, 2011] entre autres ont démontré que la portée et l'angle d'incidence (angle formé par le faisceau laser lors de son contact avec la surface) sont des facteurs influents. À cet effet, les travaux de [Soudarissanane et Lindenbergh, 2011] évoquent le problème de la configuration optimale de levé pour une unique station, qui relève donc de la méthodologie adoptée.

Synthèse [Staiger, 2005] résume à travers un tableau relativement exhaustif les paramètres qui influencent la qualité d'un nuage de points acquis par lasergrammétrie. Une analyse plus poussée de ces sources d'erreurs est consultable dans la thèse de [Reshetyuk, 2009], dans laquelle des modèles mathématiques permettant de décrire ces erreurs sont proposés, lorsque ceci est possible. Enfin pour compléter les sources d'erreurs liées à l'objet numérisé, il est possible de tenir compte de la complexité de sa surface. En effet, la rencontre du faisceau laser avec une arête risque de produire une mesure de distance qui n'est pas fiable, et les travaux de [Weinmann, 2016] proposent des solutions de filtrage pour de telles circonstances.

Enfin, notons que dans la plupart des cas, l'opérateur ne peut pas réellement influencer sur les trois premières catégories d'erreurs, ou seulement en partie à travers l'étalonnage de l'instrument. En revanche, les erreurs méthodologiques peuvent être réduites en respectant quelques règles de mise en place (voir Chapitre 3, sous-section 3.1.1). Ces bonnes pratiques permettent de limiter l'influence d'éventuels systématismes, ainsi qu'une propagation trop importante des erreurs de recalage.

Acquisitions dynamiques

Lorsque l'acquisition du nuage de points s'effectue de manière dynamique, les incertitudes propres au dispositif d'acquisition et aux facteurs environnementaux doivent être complétées par d'autres sources d'erreurs, liées au **déplacement continu** de la plateforme transportant le capteur.

Systemes mobiles La provenance et l'importance des incertitudes affectant la position d'un point, dans un nuage produit par un système d'acquisition mobile, sont multiples. De nombreuses études ont été menées en vue de déterminer ces sources, et il en ressort qu'elles sont similaires dans le cas d'acquisitions lasergrammétriques aéroportées [Schaer *et al.*, 2007] ou terrestres mobiles [Mezian *et al.*, 2016]. Trois catégories d'incertitudes ressortent :

- les incertitudes liées au **positionnement du mobile** et à sa navigation : elles comprennent la précision absolue de localisation offerte par le système GNSS, ainsi que la précision relative d'estimation de la trajectoire liée aux systèmes inertiels.
- les incertitudes liées à la **calibration** du système, dont va dépendre la synchronisation de l'ensemble des capteurs. La qualité de ces paramètres est généralement connue, car elle dépend de la procédure d'étalonnage mis en place. Les erreurs de navigation et d'étalonnage du système impactent le géoréférencement des données, et produisent un biais de mesure (ou systématisme) sur l'ensemble des points du nuage.
- les incertitudes liées au **capteur laser** de mesure des distances. Ces dernières induisent un certain bruit de mesure, et produisent des déformations locales du nuage de points. Elles correspondent à peu de choses près aux erreurs instrumentales, environnementales et liées à la surface observée, propres au dispositif de mesure et telles que définies plus tôt pour le scanner laser terrestre.

Scanner à main La définition des sources d'erreurs dans le cadre d'une acquisition effectuée avec un scanner à main est plus subjective [Lachat *et al.*, 2017c]. Les facteurs influents vont en outre différer en fonction du principe de mesure retenu (triangulation laser ou lumière structurée). Dans les deux cas, une première catégorie d'incertitudes comprend celles qui sont liées au principe de mesure. Ici encore, des erreurs instrumentales (propriété du faisceau laser, ou étalonnage entre le projecteur et le capteur optique notamment), environnementales ou liées à l'objet observé sont à rapporter. Néanmoins, les conditions d'éclairage ou les propriétés de la surface de l'objet qui influent sur la mesure de distance ne sont pas les mêmes pour les deux principes de mesure, tel que décrit dans le Chapitre 1 (sous-section 1.1.3).

À l'image des dispositifs mobiles terrestres ou aéroportés, une seconde catégorie d'incertitudes est liée au déplacement du capteur. L'identification claire des erreurs de trajectoire est plus complexe dans ce cas, l'instrument étant déplacé par l'opérateur. La mise en œuvre du relevé par l'opérateur peut être source d'erreurs, en fonction notamment de :

- la **vitesse moyenne de déplacement** de l'instrument, ou les changements brutaux de vitesse de déplacement
- les **multiples passages** sur une même zone à numériser

- la **configuration du levé** : nombreuses rotations de l'instrument pour tourner autour de l'objet, possibilité de revenir au point de départ du levé pour réaliser une boucle ou non, etc.

Notons que cette liste n'est pas exhaustive, et dépend essentiellement de l'expérience de l'opérateur. Ces sources d'erreurs s'assimilent davantage à des **erreurs méthodologiques**, telles que mises en avant dans le cas de la lasergrammétrie terrestre, qu'aux erreurs de trajectoire explicitées pour les systèmes mobiles.

Levés photogrammétriques

L'acquisition de nuages de points denses à partir de relevés photogrammétriques est un processus *indirect* de reconstruction de la géométrie, dans la mesure où la donnée brute acquise n'est pas directement un objet 3D, mais un jeu d'images 2D. En ce sens, les facteurs qui influencent la qualité des points présents dans le nuage reconstruit suite aux traitements, sont davantage liés à la méthode d'acquisition des images et à leur qualité, ainsi qu'aux traitements appliqués.

L'aspect qualitatif des images repose essentiellement sur leur **netteté**. La luminosité ambiante ainsi que la réflectivité de l'objet ou de la scène vont influencer cette qualité de l'image, dans la mesure où il s'agit d'une technique optique. Concernant la méthode d'acquisition, un changement important de **mise au point** entre des clichés successifs peut également affecter la qualité du nuage de points triangulé. Cependant, le facteur certainement le plus décisif pour la qualité de la géométrie reconstruite est la configuration des acquisitions, puisque la **convergence** des points de vue est nécessaire en vue de former des angles d'intersection favorables entre faisceaux. Enfin, la **distribution des points homologues** (pourcentage d'occupation des prises de vue par l'objet) ainsi que celle des points d'appui (pour la mise à l'échelle du nuage de points) sont deux facteurs supplémentaires qui risquent d'impacter la géométrie finale du modèle.

Bilan L'ensemble de ces facteurs constituent davantage des notions qu'il est utile de conserver à l'esprit et de mettre en œuvre au moment de l'acquisition des clichés. Une étude plus approfondie des facteurs importants et des configurations critiques qui affectent la qualité des nuages de points est disponible dans [Dai *et al.*, 2014]. Quelques conseils d'acquisition limitant la présence des sources d'erreurs sont dispensés dans [Bedford, 2017].

Étalonnage des instruments

L'étalonnage (ou **calibration**) d'un instrument est intimement lié à la définition du bilan des erreurs qui affectent sa mesure. De manière générale, cette procédure a pour objectif d'améliorer la qualité de la donnée acquise, en lui apportant un certain nombre de corrections. Ces facteurs correctifs, appelés **paramètres de calibration**, visent à diminuer l'influence des erreurs systématiques sur la mesure produite. À cet effet, deux connaissances sont requises : celle des différentes sources d'erreurs systématiques qui affectent le système, ainsi que la connaissance de valeurs standards de référence, permettant de faire ressortir ces systématismes par comparaison. Procéder à un étalonnage permet d'atteindre un second objectif, à savoir la capacité à évaluer quantitativement la précision de la mesure atteignable grâce à l'instrument considéré.

Les différentes étapes de l'étalonnage consistent tout d'abord à identifier les systématismes significatifs, afin de regrouper ces sources dans un modèle d'erreurs. L'acquisition répétée de mesures permet d'estimer les paramètres du modèle d'erreurs, de telle sorte que les mesures effectuées par la suite soient corrigées à partir de ce modèle. De ce fait, des approches empiriques de calibration des instruments peuvent être envisagées, aussi désignées par le terme d'**auto-calibration** ou **calibration en ligne**. L'auto-calibration permet notamment de valider les performances annoncées par le constructeur, mais aussi de vérifier le fonctionnement de l'instrument après une longue période d'inactivité, ou encore d'établir des modèles de calibration les plus complets et adaptés possible. Le principe de l'étalonnage attaché à différentes techniques de mesure est abordé dans l'Annexe C.

Travaux associés Sans pouvoir réellement parler d'un étalonnage de ces instruments, **les travaux menés dans le premier volet de cette thèse à partir de la caméra 3D Kinect [Lachat et al., 2015a] et du scanner à main Freestyle^{3D} X [Lachat et al., 2017c] ont permis d'aborder la question des sources d'erreurs qui influent sur leurs mesures respectives**. Des corrections aux mesures brutes produites par la Kinect, et des conclusions quant à l'utilisation optimale du scanner à main en vue de réduire ses incertitudes de mesure, ont pu être dérivées de ces expérimentations.

2.1.3 Transmission d'incertitudes et précision *a priori*

Les sources d'incertitudes qui affectent une mesure, notamment une mesure de distance dans le cas présent, ont été identifiées. Connaissant l'ordre de grandeur de ces différentes incertitudes, il est alors possible d'estimer leur influence sur la précision attendue pour la mesure. Cette précision *a priori* est déterminée par des méthodes de **propagation des incertitudes**.

Loi de transmission des incertitudes

Soient deux variables $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ et $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_m)$, fonction de X , de telle sorte que $Y = F(X)$, X et Y suivant toutes deux une loi normale. Connaissant la matrice de variances-covariances *a priori* Σ_{XX} associée à la variable X , ainsi que le modèle fonctionnel F qui lie les deux variables, la propagation des variances permet de déterminer la matrice de variances-covariances Σ_{YY} de la variable Y .

La transmission d'incertitudes généralisée s'écrit :

$$\Sigma_{YY} = J_{Y|X} \Sigma_{XX} J_{Y|X}^T \quad (2.2)$$

avec $J_{Y|X} = \frac{\partial(Y_1, \dots, Y_m)}{\partial(X_1, \dots, X_n)}$ la matrice Jacobienne des dérivées partielles de Y par rapport à X , de dimension $(m \times n)$ dans ce cas. Rappelons que la matrice de variances-covariances Σ_{XX} contient sur sa diagonale les variances notées $\sigma_{X_i}^2$, tandis que les covariances se trouvent hors diagonale et sont nulles dans le cas où les réalisations (X_1, X_2, \dots, X_n) de la variable X sont indépendantes.

Cas simple selon l'exemple du scanner laser

Pour illustrer le principe de transmission des incertitudes, l'exemple du scanner laser a été retenu. Considérons le cas simple où les incertitudes considérées se limitent aux erreurs aléatoires présentes sur les observations élémentaires effectuées par le scanner, à savoir les coordonnées sphériques des points mesurés.

Modèle fonctionnel Les observations élémentaires fournies par le scanner laser sont la distance notée ρ , l'angle vertical θ et l'angle horizontal φ . Le modèle fonctionnel est constitué dans ce cas des relations qui permettent de déterminer les coordonnées cartésiennes d'un point (c'est-à-dire l'observation finale), à partir des coordonnées sphériques (ρ, θ, φ) . Les formules de passage entre les deux types de coordonnées s'écrivent :

$$\begin{cases} x = \rho \cos \theta \cos \varphi \\ y = \rho \cos \theta \sin \varphi \\ z = \rho \sin \theta \end{cases} \quad (2.3)$$

Application de la transmission d'incertitudes Les précisions *a priori* σ_ρ , σ_θ et σ_φ des coordonnées sphériques permettent de générer la matrice de variances-covariances des observations élémentaires, que nous noterons $\Sigma_{\rho\theta\varphi}$. En émettant l'hypothèse que l'instrument est calibré, il est supposé que les sources d'erreurs individuelles ne sont pas corrélées. Ainsi la matrice de variance-covariances des observations brutes est diagonale et s'écrit :

$$\Sigma_{\rho\theta\varphi} = \text{diag}(\sigma_\rho^2, \sigma_\theta^2, \sigma_\varphi^2)$$

Les variances des coordonnées sphériques s'expriment σ_ρ^2 , σ_θ^2 et σ_φ^2 respectivement, et représentent les précisions *a priori* élevées au carré. Des valeurs chiffrées peuvent être associées à ces incertitudes, soit à l'aide des caractéristiques techniques fournies par les constructeurs, soit à travers les approches d'auto-calibration évoquées précédemment qui permettent de les estimer de manière empirique. Notons que la précision *a priori* sur les mesures de distance σ_ρ peut également être estimée de manière théorique à l'aide des formules données dans [Grussenmeyer *et al.*, 2016], variables selon le principe de mesure du scanner laser (temps de vol, décalage de phase ou triangulation).

En appliquant la loi de propagation des incertitudes au modèle fonctionnel établi en 2.3, la matrice de variances-covariances Σ_{xyz} d'un point exprimé selon ses coordonnées cartésiennes est donnée par :

$$\Sigma_{xyz} = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy} & \sigma_{xz} \\ \sigma_{xy} & \sigma_y^2 & \sigma_{yz} \\ \sigma_{xz} & \sigma_{yz} & \sigma_z^2 \end{pmatrix} = J \Sigma_{\rho\theta\varphi} J^T \quad (2.4)$$

avec la matrice Jacobienne $J = \begin{pmatrix} \cos \theta \cos \varphi & -\rho \sin \theta \cos \varphi & -\rho \cos \theta \sin \varphi \\ \cos \theta \sin \varphi & -\rho \sin \theta \sin \varphi & \rho \cos \theta \cos \varphi \\ \sin \theta & \rho \cos \theta & 0 \end{pmatrix}$.

Bilan

La matrice de variances-covariances des observations finales (ici les coordonnées cartésiennes d'un point, dans l'exemple donné) permet d'une part d'obtenir des informations quant à la précision *a priori* de ce point. Cependant son intérêt est plus vaste puisqu'elle peut également être utilisée à de nombreuses fins, notamment pour le tracé d'indicateurs tels que les ellipses ou ellipsoïdes d'erreur (voir Chapitre 5), ou encore pour la pondération des observations. L'objectif de la **modélisation stochastique**, dont il est question dans la section suivante, est de fournir des matrices de variances-covariances des observations les plus complètes et réalistes possibles.

2.2 Définition d'un modèle stochastique

Le terme *stochastique* fait référence à un phénomène aléatoire, incertain. Modéliser le comportement stochastique d'observations a pour objectif de prédire des résultats avec un certain **degré d'incertitude**. En effet la modélisation stochastique repose sur la prise en compte des incertitudes *a priori* des observations, utilisées comme données d'entrée dans un processus d'estimation. Le modèle associé, appelé **modèle stochastique**, s'appuie à cet effet sur la **matrice de variances-covariances** propre aux observations, qui fait ressortir leur qualité *a priori*. Pour être efficace, un modèle stochastique doit être capable de retranscrire une grande partie des aspects qui influent sur la qualité des données, afin d'effectuer des estimations réalistes.

2.2.1 Intérêt de la modélisation stochastique

Dans la pratique, toutes les observations réelles sont entachées de petites incertitudes. En outre, la précision individuelle des points au sein d'un même nuage n'est pas uniforme, car les différentes sources d'erreurs présentées au début de ce chapitre n'ont pas la même influence sur l'ensemble de la géométrie. De ce fait, associer un degré de confiance constant à l'ensemble des données semble biaisé. Aussi, la définition d'un modèle stochastique adapté, faisant ressortir ces **variations d'incertitudes**, présente un intérêt certain car il permet de propager les erreurs associées dans les traitements à suivre, menant à l'obtention de résultats plus fidèles. Parmi les étapes de traitement qui peuvent bénéficier de la prise en compte d'un modèle stochastique, citons notamment l'étalement des instruments dans le cas des scanners laser terrestres [Lichti, 2007], le recalage de nuages de points [Grant *et al.*, 2012], le géoréférencement direct de stations de lasergrammétrie terrestre [Scaioni, 2005] ou la modélisation d'incertitudes dans le cas de la cartographie mobile [Mezian *et al.*, 2016]. Lors de l'estimation d'un jeu de paramètres à partir d'observations redondantes, le modèle stochastique permet d'**intégrer les incertitudes *a priori* sur les observations en introduisant une notion de pondération**.

Matrice de variances-covariances des observations et matrice des poids Dans le cadre de procédures d'ajustement (ou méthodes de compensation), [Ghilani, 2010] soulève l'intérêt de la

connaissance des propriétés stochastiques des observations en vue de leur pondération. L'auteur explique en effet que les poids variables permettront de contrôler les dimensions des corrections à appliquer aux observations. Le poids de chaque observation i est alors **inversement proportionnel à sa variance a priori** σ_i^2 .

Soit Σ_{ll} la matrice de variances-covariances des observations (définie éventuellement par transmission d'incertitudes), dont la diagonale porte les variances *a priori* des observations. Cette matrice est diagonale en l'absence de corrélations entre les variables. La matrice de variances-covariances est liée à la matrice des cofacteurs, notée Q_{ll} , par le biais de la variance de l'unité de poids *a priori* s_0 . Cette constante, généralement arbitrairement fixée égale à 1, représente la variance d'une observation de poids unitaire. Sachant que la **matrice des poids P** correspond à l'inverse de la matrice des cofacteurs, il vient alors :

$$Q_{ll} = \frac{1}{s_0^2} \Sigma_{ll}, \quad \text{et} \quad P = Q_{ll}^{-1} = \begin{pmatrix} s_0^2/\sigma_1^2 & & & 0 \\ & s_0^2/\sigma_2^2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & s_0^2/\sigma_n^2 \end{pmatrix} \quad (2.5)$$

Utilisée dans le cadre d'une compensation par le biais des **moindres carrés pondérés** (voir Chapitre 4), cette matrice P permet donc d'associer un poids plus élevé à une observation présentant peu d'incertitudes (variance faible), et inversement.

2.2.2 Choix du modèle

Analyser le comportement stochastique des observations consiste à prendre en compte les sources d'erreurs les plus représentatives, parmi celles citées dans la section précédente pour les différentes techniques de levé. L'objectif est de définir un modèle stochastique qui traduit au mieux le **budget global des erreurs** à travers la matrice de variances-covariances des observations. Néanmoins les sources d'erreurs étant variables d'un instrument à l'autre, la définition de ce modèle n'est pas unique, y compris pour une catégorie donnée d'instruments.

Cas du scanner laser terrestre

Les erreurs de mesure qui affectent les observations élémentaires issues d'un scanner laser ne sont pas isotropes. En outre, certaines sources d'erreurs propres au scanner laser ne suivent pas une distribution normale [Lichti *et al.*, 2005]. Aussi, la définition d'un modèle stochastique présente un intérêt non négligeable dans ce cas. Le modèle d'erreurs le plus simple à mettre en place s'appuie sur les **incertitudes angulaires et de distance** fournies par le constructeur. La propagation d'incertitudes telle que décrite plus tôt dans la sous-section 2.1.3 est alors appliquée. Dans ce cas en revanche, le modèle d'erreurs n'est pas dépendant du point car les valeurs de précision sont fixes, si bien que chaque point du nuage se voit attribuer la même matrice de variances-covariances.

Suivant cette même méthodologie pour la propagation des erreurs, il est possible d'étoffer davantage le modèle associé, en déterminant les incertitudes qui affectent les mesures de l'instrument

de manière empirique. Quelques travaux sont présents dans la littérature, parmi lesquels nous retiendrons :

- l'article [Ozendi *et al.*, 2016] est dédié à l'établissement d'un modèle d'erreurs empirique, dont les paramètres (précisions angulaires et de distance) sont déterminés suite à une série de tests. Tandis que les incertitudes angulaires *a priori* sont constantes, la précision sur la mesure de distance est variable pour chaque point puisqu'elle est définie selon une relation empirique, prenant en compte la portée, l'angle d'incidence ainsi que la réflectivité. Ces travaux appliqués au scanner laser terrestre FARO Focus^{3D} X330 sont étendus à deux autres instruments comparables, dans [Ozendi *et al.*, 2017].
- les travaux décrits dans [Wujanz *et al.*, 2017] formalisent un modèle stochastique basé sur l'intensité du signal réfléchi. Les auteurs justifient ce choix par le fait que la précision des mesures de distance est fortement corrélée avec l'intensité, étant donné que les mêmes facteurs (portée, angle d'incidence et réflectivité) influent à la fois sur la puissance du signal retour et sur la précision des mesures. L'avantage de cette approche est de bénéficier de propriétés stochastiques pour chaque point du nuage, sans requérir d'informations relatives aux propriétés de la surface ou à la configuration du balayage puisque ces informations sont sous-jacentes à l'intensité mesurée. Les paramètres du modèle fonctionnel liant l'incertitude *a priori* sur la distance aux valeurs d'intensité sont déterminés de manière empirique, tandis que les incertitudes angulaires sont empruntées aux données constructeurs pour compléter le modèle stochastique. Dans [Wujanz *et al.*, 2018a], les auteurs complètent le modèle fonctionnel en y ajoutant une constante afin de représenter un bruit blanc Gaussien.

Quelle que soit l'approche envisagée, les paramètres déduits de manière empirique sont naturellement valables pour l'instrument considéré, aussi les expérimentations nécessitent d'être réitérées en cas de changement d'instrument. Notons encore dans ce paragraphe la présence des approches de filtrage proposées dans les travaux de [Weinmann, 2016], sur la base des notions de *fiabilité de la portée* et de *planéité locale* introduites par l'auteur. En effet, les facteurs calculés dans ce cas, et à partir desquels le filtrage est effectué par seuillage, pourraient être intégrés comme information supplémentaire dans les modèles stochastiques.

Application au recalage de nuages de points Dans le contexte particulier du recalage de nuages de points, abordé dans la suite de ce manuscrit, des travaux ont été publiés à propos de l'intégration de poids dans le processus d'estimation des paramètres de transformation. Dans les cas les plus simples, une matrice de variances-covariances prenant en compte les seules incertitudes relatives à la mesure de distance est utilisée [Okatani et Deguchi, 2002]. [Elkhrachy et Niemeier, 2006] rapportent une comparaison entre trois modèles stochastiques différents, basés sur la prise en compte de la portée entre le scanner et la cible. Tandis que la première matrice de poids est une matrice identité, les poids sont ensuite définis de manière inversement proportionnelle à la portée, puis au carré de la portée respectivement. Bien que ces modèles stochastiques soient loin d'être exhaustifs, les auteurs rapportent que la dernière pondération, discriminant les portées les plus élevées, fournit les meilleurs résultats. Quelques tests relatifs à nos travaux à ce sujet sont rapportés dans le Chapitre 6.

Des modèles stochastiques plus complets impliqués dans le recalage de nuages de points ont été testés, à l'image de [Scaioni, 2012] qui utilisent les incertitudes *a priori* angulaires et de distance. Dans leur approche de recalage pondéré, [Grant *et al.*, 2012] font appel aux données constructeur pour ces mêmes incertitudes, mais proposent d'améliorer le modèle en tenant compte de l'angle d'incidence du faisceau. S'appuyant sur les travaux de [Soudarissanane *et al.*, 2011] à ce sujet, les auteurs suggèrent de faire varier la précision sur la mesure de distance en la divisant par le cosinus de l'angle d'incidence, fournissant ainsi une incertitude sur la distance propre à chaque point du nuage. Citons encore l'article [Boström *et al.*, 2008], dans lequel les auteurs introduisent un modèle d'erreurs visant à associer à chaque point du nuage une incertitude ϵ . Cette dernière est calculée de manière empirique, par accumulation quadratique des incertitudes liées à plusieurs facteurs variables selon la technique d'acquisition (dont portée, erreurs angulaires et angle d'incidence notamment).

Cas des systèmes mobiles

Dans ce cas, le modèle fonctionnel sur lequel s'appuie la propagation des erreurs est plus complexe que celui décrit pour le scanner laser terrestre. En effet, les relations qui permettent de déterminer les coordonnées géoréférencées des points du nuage tiennent compte des informations de trajectographie, et davantage de sources d'erreurs sont à rapporter. L'article de [Mezian *et al.*, 2016] présente un modèle d'incertitude propre aux acquisitions terrestres mobiles. Les auteurs s'appuient sur des données constructeur pour appliquer la transmission d'incertitudes et tracer des ellipsoïdes de confiance rattachées aux points du nuage. Les effets de l'angle d'incidence du faisceau et de la réflectivité de la surface sont négligés dans ce cas.

Concernant les levés lasergrammétriques aéroportés, les travaux de [Schaer *et al.*, 2007] peuvent être cités. Aux erreurs aléatoires également présentes pour les levés terrestres sont ajoutées les incertitudes liées à l'angle d'incidence, estimées à partir des normales au terrain directement à l'aide des données. L'accumulation de ces sources d'erreurs permet aux auteurs d'établir un facteur de qualité propre à chaque point du nuage produit, sans indications relatives à la réflectivité de la surface néanmoins.

Cas particuliers

Les modèles fonctionnels propres à un scanner laser terrestre ou à un système d'acquisition mobile, exprimant respectivement la relation entre coordonnées sphériques et cartésiennes ou le géoréférencement des coordonnées cartésiennes, sont bien maîtrisés et simples d'expression. L'interaction entre ces formulations et les éventuelles sources d'incertitudes est également explicite, pour la plupart des facteurs. Pour certaines techniques d'acquisition en revanche, le modèle fonctionnel, comme le lien entre les paramètres qui le composent et les sources d'incertitudes, peuvent être plus complexes. Les cas de la photogrammétrie et des scanners à main sont discutés ici, pour lesquels la formulation d'un modèle d'erreurs n'est pas triviale.

En photogrammétrie, définir un modèle d'erreurs nécessite d'estimer l'impact des facteurs propres aux images tels que définis plus tôt, et de repartir des relations de colinéarité qui définissent le lien entre coordonnées *image* et coordonnées dans le modèle 3D. Néanmoins, quan-

tifier les erreurs imputables au manque de netteté des images ou à des angles d'intersections défavorables est une tâche ambitieuse.

D'après la littérature, l'étude théorique de la précision attendue pour les coordonnées *objet* est effectuée de manière empirique, comme abordé par [Kraus et Waldhäusl, 1998] dans le cas de la photogrammétrie aérienne. L'étude de [Kraus et Waldhäusl, 1998] s'appuie notamment sur la connaissance de la taille du pixel sur l'objet (GSD, ou *Ground Sampling Distance*). Bien qu'appliquée à la photogrammétrie digitale, une telle étude empirique est naturellement discutable dans la mesure où elle se rapporte au problème de l'aérottriangulation, et où les techniques ont depuis évolué. Aussi, des paramètres nouveaux seraient à prendre en compte avec les moyens et méthodes actuels. Pour autant, les formules initialement établies peuvent fournir un ordre de grandeur de la précision atteignable, certains travaux récents y faisant appel [Murtiyoso et Grussenmeyer, 2017]. [Remondino *et al.*, 2017] expliquent qu'une approche plus rigoureuse est envisageable, en simulant une propagation d'incertitudes à partir des formules de l'ajustement de faisceaux. En effet, la variance attendue pour les coordonnées *objet* dépend du réseau de caméras. Dans les deux cas de figure rapportés ici, la définition d'un modèle d'erreurs pour un levé photogramétrique terrestre et réalisé avec les outils actuels reste un sujet complexe et méritant discussion.

Pour ce qui est des scanners à main, des données constructeur relatives à la précision des mesures de distance sont généralement disponibles, permettant d'initier la définition d'un modèle stochastique. En revanche, les solutions technologiques employées sont parfois protégées par le brevet et non clairement explicitées, ce qui entraîne la difficulté à définir un modèle fonctionnel sur lequel pourrait s'appuyer la transmission d'incertitudes. En outre, on constate qu'il est ambitieux de vouloir prendre en compte l'intégralité des erreurs qui affectent la mesure d'un scanner à main. En effet, les erreurs induites par l'éventuelle dérive des mesures, liée non seulement à l'algorithme de reconstruction mais aussi à la manipulation non rigoureuse de l'instrument, sont difficilement quantifiables. En ce qui concerne les caméras de profondeur, pouvant être utilisées de manière dynamique également, le constat est similaire. Cependant, le modèle fonctionnel liant les coordonnées d'un pixel sur la carte de profondeur aux coordonnées 3D, tel que rappelé dans [Lachat *et al.*, 2015c], pourrait aisément être utilisé en vue d'appliquer une transmission d'incertitudes.

2.2.3 Synthèse

Il ressort de cette analyse de la littérature que, quelle que soit la technique de mesure considérée, **la définition d'un modèle stochastique n'est pas unique** étant donné que les facteurs pris en compte peuvent varier d'une approche à l'autre. En outre, plusieurs sources d'erreurs sont négligées dans les modèles stochastiques, lorsque celles-ci sont difficiles voire impossibles à quantifier. Une évaluation théorique exhaustive pour certaines techniques de levé, notamment la lasergrammétrie ou les scanners à main, semble fastidieuse et difficilement atteignable.

Validité du modèle stochastique En vue de tester l'**efficacité du modèle stochastique** ainsi que sa **cohérence avec le modèle fonctionnel**, un test dit *global* peut être mis en place à l'issue

d'un ajustement. Il est généralement effectué par application d'un test du χ^2 [Ghilani, 2010], tel que présenté dans le Chapitre 5 de ce manuscrit (sous-section 5.3.3). Néanmoins en partant du principe que le modèle fonctionnel est adapté et qu'il n'y a pas de fautes parmi les observations, [Wujanz *et al.*, 2017] s'appuient sur une simplification de ce test afin de valider le modèle stochastique basé sur l'intensité et exposé dans leurs travaux. À partir de la valeur *a posteriori* de l'écart-type σ_0 , calculée à l'issue de l'ajustement (voir Chapitre 4), les auteurs exposent des seuils empiriques permettant de déterminer si la pondération mise en place était ***trop optimiste*** (observations moins précises que les prédictions du modèle), ou inversement ***trop pessimiste***.

Influence du modèle stochastique sur l'estimation Le choix du modèle stochastique exerce une influence sur les résultats finaux de l'estimation, comme exposé par [Elkhrachy et Niemeier, 2006] à l'aide d'un modèle d'erreurs simple, appliqué dans le cas du recalage de nuages de points. Des analyses plus poussées ont été effectuées récemment par [Kermarrec *et al.*, 2018]. Dans ces travaux, les auteurs s'appuient sur le modèle stochastique basé sur l'intensité pour les scanners laser établi par [Wujanz *et al.*, 2017]. L'influence de la modification des paramètres empiriques, utilisés pour modéliser le lien entre intensité et précision de distance, est observée sur les résultats finaux d'un ajustement. Il ressort des travaux de [Kermarrec *et al.*, 2018] que dans le cas d'une surface uniforme, le calcul d'un modèle d'erreurs basé sur l'intensité propre à chaque point n'est pas indispensable, proposant ainsi de simplifier le modèle d'erreurs en évitant de le recalculer pour chaque point du nuage.

Les mêmes auteurs s'intéressent, dans des travaux récemment publiés [Kermarrec *et al.*, 2019], à l'impact de la ***corrélation entre les variables*** dans les modèles stochastiques. En effet, on estime généralement que les facteurs ne sont pas corrélés pour établir le modèle stochastique, menant à l'établissement de matrices de variances-covariances initiales diagonales. Les auteurs rappellent à cet effet que la meilleure estimation des paramètres inconnus dans un ajustement est atteinte lorsque les observations sont pondérées selon leur vraie matrice de variances-covariances. Notons pour autant qu'en présence de suffisamment d'observations, le modèle stochastique par le biais de la matrice de variances-covariances n'a qu'un ***faible impact sur les paramètres inconnus recherchés***, d'après [Kutterer, 1999]. Seul le facteur de variance *a posteriori* est impacté par des changements dans le modèle stochastique, influant par conséquent sur les matrices de variances-covariances *a posteriori*.

2.3 Évaluation *a posteriori* de la qualité des données acquises

Tandis que l'évaluation *a priori* d'un jeu de données consiste en la réalisation d'un bilan des erreurs théorique, effectué en amont de toute mesure, l'évaluation *a posteriori* est entreprise à l'issue des acquisitions, lorsque les mesures sont à disposition. Les jeux de données constituent la base de ces ***évaluations effectives***, visant à estimer la qualité effectivement atteinte. Aussi, l'évaluation *a posteriori* des données laisse moins de place au doute et à l'interprétation que l'évaluation *a priori*, étant donné que les données effectivement obtenues sont observées de manière concrète. Une évaluation *a posteriori* peut être ***qualitative ou quantitative*** : l'objectif dans cette section consistant à déterminer la précision ou l'exactitude des données, des approches d'évaluations quantitatives sont discutées.

2.3.1 Approches pour l'évaluation effective des données acquises

L'évaluation effective d'un jeu de données ne peut être entreprise sans la présence de **données de référence**, qui servent d'étalon pour le calcul d'écarts : c'est donc l'**exactitude** des mesures qui est évaluée ici. La question de la qualité des données de référence est toujours primordiale dans ce cas, puisque les écarts sont établis par confrontation de l'entité évaluée avec ces références. Aussi, il convient d'utiliser des méthodes supposées plus fiables et plus précises pour l'acquisition des informations de référence. Les données considérées dans ces travaux sont des nuages de points ou des maillages, aussi les approches évoquées dans ce qui suit se rapportent à ce type de jeux de données. L'information de référence dans ce cas peut être de différentes natures : coordonnées ou cotes de contrôle, primitives géométriques ou autre nuage de points.

L'évaluation de nuages de points bénéficie d'un certain nombre d'approches de comparaison permettant le calcul d'écarts entre deux jeux de données, empruntées aux **techniques d'inspection et de suivi des déformations**. En effet, de nombreux domaines font appel à la lasergrammétrie pour l'inspection de la géométrie des surfaces et l'analyse de déformations dans les structures (structures industrielles, ouvrages d'art, terrains naturels, etc.), car les nuages de points sont des données surfaciques particulièrement adaptées à ce type de suivi. Ils offrent la possibilité d'observer des déformations globales au niveau des surfaces inspectées, à condition que les déformations aient des ordres de grandeur plus élevés que l'incertitude de mesure. La détection de changements géométriques peut être entreprise entre deux périodes (changements temporels) ou entre deux structures semblables. L'étape préliminaire à tout processus de détection de changements est le **calcul d'écarts**, par comparaison avec une référence [Girardeau-Montaut *et al.*, 2005]. Notons enfin que le calcul de ces écarts peut être faussé par la présence de bruit systématique ou d'observations erronées dans les données comparées. Lorsque l'hypothèse d'une distribution normale suivie par les erreurs n'est plus vérifiée, certaines études favorisent l'utilisation de critères de statistique robustes en vue d'évaluer l'exactitude [Toschi *et al.*, 2015]. Cette hypothèse est vérifiable en traçant l'histogramme des erreurs.

Comparaison par rapport à des mesures ou jeux de données de référence

Si les nuages de points à inspecter contiennent des points caractéristiques (cibles ou points marqués) connus en coordonnées d'un précédent levé, et si ces nuages sont eux-mêmes géoréférencés, alors l'évaluation la plus intuitive consiste à comparer les coordonnées de ces points caractéristiques. Une autre approche d'évaluation simple à mettre en place consiste à inspecter des distances supposées connues entre deux points du nuage. Ceci s'assimile à effectuer des **mesures de contrôle**, ce qui nécessite des coordonnées de référence ou une mesure étalon fournies par un autre instrument. Cependant ces approches sont spatialement limitées car plus ou moins ponctuelles, aussi elles ne permettent pas un aperçu exhaustif des éventuelles déformations.

Distances entre deux nuages de points Confronter deux nuages de points dont l'un est choisi comme référence tandis que l'autre est évalué, représente aujourd'hui l'une des méthodes d'évaluation quantitative parmi les plus courantes. Les travaux de [Girardeau-Montaut *et al.*, 2005] constituent une contribution importante sur la question du calcul de distances entre deux nuages de points. L'auteur de ces travaux est en outre le développeur du logiciel libre *CloudCompare*,

largement utilisé dans le domaine scientifique pour procéder à de telles comparaisons. L'article de [Lague *et al.*, 2013] propose également un état de l'art relatif au calcul de distances nuage à nuage, et introduit la méthode de calcul M3C2 (pour *Multiscale Model-to-Model Cloud Comparison*), actuellement disponible sous forme de plugin dans le logiciel CloudCompare. Cet algorithme de calcul d'écart entre deux nuages de points offre notamment davantage de robustesse face aux changements de densité ainsi qu'au bruit de mesure observables dans les nuages.

Outre le choix d'un **nuage de référence dont la qualité est présumée supérieure** au nuage comparé, quelques règles doivent être respectées afin d'aboutir à des évaluations non biaisées. Il est ainsi préférable d'utiliser un nuage de référence dont la densité de points est plus élevée, et de préférence présentant un bruit de mesure faible. Afin d'améliorer la méthode de comparaison entre deux nuages de points, tant en matière de fiabilité de l'écart mesuré que de rapidité, l'article de [Girardeau-Montaut *et al.*, 2005] soulève trois points importants :

Problème du recalage des données : Afin d'être comparés, les deux nuages de points doivent être exprimés dans un même référentiel. Ce point nécessite une attention particulière car les erreurs de recalage se propagent lors du calcul des écarts, et un recalage approximatif peut entraîner un biais systématique au niveau des surfaces à comparer. Si les nuages de points ne sont pas initialement géoréférencés dans un système de coordonnées global, le recalage est entrepris généralement à l'aide de l'algorithme de recalage ICP (*Iterative Closest Point*), car il s'appuie sur l'ensemble des points des nuages. Comme évoqué par [Girardeau-Montaut *et al.*, 2005] et [Chen *et al.*, 2018], des adaptations de cet algorithme peuvent être préférées.

Calcul de la distance : Une stratégie de calcul local des distances au niveau de tous les points du nuage évalué est nécessaire, sachant que les appariements entre les points des deux nuages confrontés ne sont pas connus. L'approche la plus simple, consistant à calculer la **distance au plus proche voisin** dans le nuage de référence (Figure 2.2a), peut conduire à de mauvaises estimations des écarts en fonction de l'échantillonnage du nuage de référence (peu dense ou non uniforme). Une amélioration pour le calcul des distances inter-nuages s'appuie sur une **modélisation locale de la surface** du nuage de référence. Pour un point du nuage évalué, les k plus proches voisins de son homologue dans la référence sont recherchés, permettant de modéliser localement une surface (généralement un plan) et ainsi de calculer l'écart entre le point et cette surface (Figure 2.2b). Différentes méthodes peuvent ainsi servir au calcul des écarts.

Subdivision en octree : Pour accélérer le processus de recherche des plus proches voisins, des solutions de structuration du nuage de points sont utilisées. L'octree est une structure sous forme d'arbre qui permet de subdiviser un volume cubique en cellules, de manière récursive. À chaque nouvelle subdivision, chaque cellule (ou *voxel*) est redivisée en huit entités volumiques de taille identique. Ce découpage du nuage de points permet de limiter l'étendue des zones de recherche aux voxels homologues, ce qui accélère de façon non négligeable les calculs. Notons que cette structure peut également être employée dans l'algorithme ICP (voir Chapitre 6 pour une illustration de la structure en octree), utilisé pour recalibrer les données à confronter.

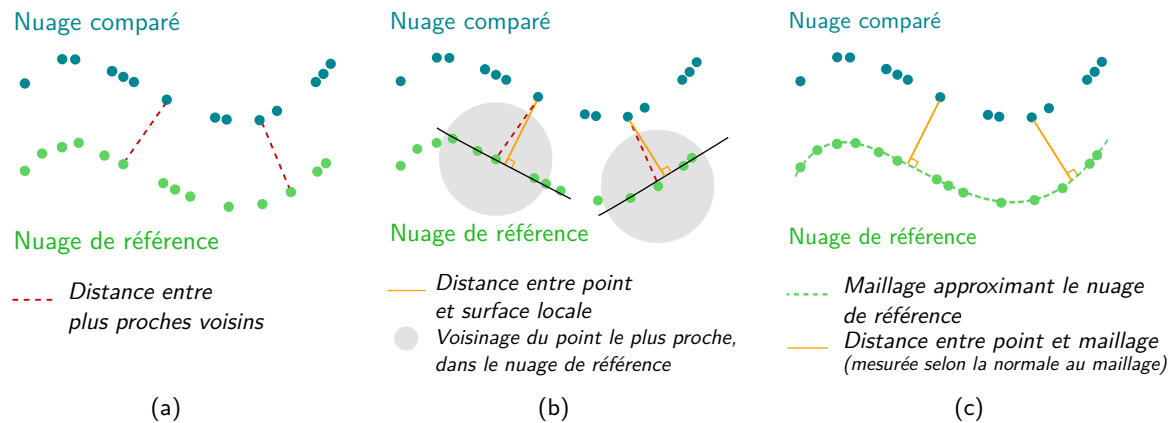


Figure 2.2 - Comparaison avec une donnée de référence par calcul de (a) l'écart entre deux points au sens des plus proches voisins, (b) la distance orthogonale entre un point du nuage comparé et la surface la plus proche modélisée localement dans le nuage de référence, et de (c) la distance orthogonale entre un point et le maillage de référence (adapté de [Lague *et al.*, 2013]).

Distances nuage-maillage Comme évoqué dans [Girardeau-Montaut *et al.*, 2005], les approches initialement proposées pour l'inspection de nuages de points s'appuyaient davantage sur la comparaison avec un modèle 3D de référence. Ce modèle peut être théorique, ou créé à partir des données de référence afin d'établir un maillage de référence. Dans ce cas, la **distance orthogonale entre un point du nuage évalué et la facette la plus proche** dans le maillage de référence est généralement calculée (Figure 2.2c).

Les maillages étant des surfaces orientées, l'avantage de cette approche est l'obtention de **distances signées**. Ainsi, il est possible d'analyser plus finement les déformations subies par la surface du nuage de points (renforcements ou protubérances). En revanche, la construction du maillage de référence en amont de la comparaison rend ce processus chronophage, ceci étant d'autant plus vrai que les données considérées sont vastes. En outre, le risque de faire apparaître des déformations qui ne sont pas liées au nuage évalué mais plutôt au modèle de référence n'est pas exclu, car l'opération de maillage peut lisser certains détails à la géométrie complexe, ou en interpoler d'autres lorsque des mesures sont manquantes.

Comparaison par rapport à des géométries connues

Différents types de primitives géométriques naturellement présentes dans les nuages de points, peuvent être utilisés afin d'estimer les déviations du nuage de points par rapport à la surface théorique de ces primitives. Lorsque l'équation paramétrique de l'entité considérée est connue, alors pour chaque point du nuage à évaluer, une distance signée par rapport à la modélisation paramétrique de la surface peut être calculée. Cependant, cette approche d'évaluation est largement influencée par la **qualité des primitives réelles** mesurées dans la scène. Par exemple dans un bâtiment, il est difficile de juger de la parfaite planéité des murs construits, à l'inverse de plaques d'étalonnage par exemple. Comme souligné par [Wujanz *et al.*, 2017], il est nécessaire que l'exactitude des caractéristiques géométriques des primitives utilisées soit plus élevée que les incertitudes de mesure. Le cas échéant, les imperfections liées aux primitives risquent de fausser

les écarts estimés.

Les primitives les plus couramment rencontrées sont des plans, des sphères ou des cylindres. Les algorithmes proposés par [Schnabel *et al.*, 2007] permettent la détection automatique de telles surfaces dans les nuages de points, à l'aide d'une solution robuste dérivée du répandu paradigme de RANSAC. Dans les environnements bâtis notamment, les **surfaces planes** sont les plus représentées. Aussi, de nombreux travaux dédiés à l'évaluation de techniques de levés en intérieur, à l'image de [Chen *et al.*, 2018] ou [Maboudi *et al.*, 2018], s'appuient sur la planéité supposée des murs afin de déterminer exactitude et précision des données. Notons enfin que la comparaison d'un nuage de points avec un modèle 3D ou un maillage se rattache à cette approche, les primitives considérées étant dans ce cas des plans.

L'évaluation de levés d'intérieur, qu'ils soient statiques ou mobiles, peut aisément être effectuée par comparaison avec des **plans existants ou une maquette numérique du bâtiment** faisant office de références, lorsque ceux-ci sont disponibles et fiables [Karam *et al.*, 2018]. Cette approche est notamment utilisée dans l'article [Chen *et al.*, 2018], où les dimensions globales des pièces du bâtiment numérisé sont vérifiées, ou encore par [Maboudi *et al.*, 2018] qui, au delà de comparaisons entre nuages de points ou par rapport à des primitives planes, évaluent les dimensions reconstruites par rapport à des cotes mesurées manuellement. Les travaux de [Nocerino *et al.*, 2017] relatifs à l'évaluation de systèmes mobiles en intérieur vont plus loin dans ce sens, puisque les écarts de mesure pour plusieurs dimensions du bâtiment sont confrontés avec des valeurs théoriques estimées en amont, dont les calculs sont détaillés par les auteurs.

Dans [Karam *et al.*, 2018], des méthodes d'évaluation de nuages de points acquis en intérieur sont proposées en l'absence de données de référence. Formulant l'hypothèse que la plupart des bâtiments possèdent des structures planes et verticales, l'évaluation s'appuie sur l'observation de **contraintes architecturales**, que sont les critères de parallélisme et de perpendicularité des murs. Des écarts angulaires et relatifs à l'épaisseur des murs sont alors estimés afin de quantifier les erreurs.

Évaluation des données issues d'un levé photogrammétrique

Les nuages de points acquis par photogrammétrie terrestre ou aérienne sont des données discrètes et surfaciques qui peuvent être évaluées, suite à la reconstruction de l'information 3D par corrélation et orientation des images, de la même manière que tout autre nuage de points selon les approches précédemment citées. En outre, l'éventuelle présence de points d'appui (ou GCP, pour *Ground Control Points*) utiles à la mise à l'échelle des données et à leur géoréférencement, peut aider à l'analyse quantitative du résultat. Si tous les points d'appui sont utilisés dans le calcul et donc non indépendants, alors une précision du calcul peut être estimée. En revanche, des points non impliqués dans le calcul de reconstruction 3D peuvent servir de **points de contrôle** (ou CP, pour *checkpoints*) pour déterminer l'exactitude du résultat.

Le mode de reconstruction de la donnée tridimensionnelle n'étant pas direct en photogrammétrie, on peut en réalité distinguer deux étapes majeures du traitement qui ont chacune un impact direct sur la qualité *a posteriori* du nuage. Ces étapes peuvent être évaluées séparément, selon des méthodes adaptées :

Orientation des images : la qualité de cette étape traduit la précision des résultats à l'issue du calcul en bloc d'ajustement de faisceaux (*bundle adjustment*). À cet effet, les coordonnées de points de contrôle présents dans la scène sont comparées à des valeurs de référence (levés tachéométriques par exemple), comme effectué dans [Murtiyoso *et al.*, 2018]. Bien qu'elle ne mène pas à la production du nuage de points dense définitif, cette étape est cruciale pour la qualité géométrique finalement atteinte.

Densification du nuage de points : cette seconde étape, menant au nuage de points dense finalement utilisé, dépend principalement de l'algorithme ou du logiciel retenu. Dans ce cas, les propriétés à observer dans le nuage final sont davantage relatives au bruit et à la densité de points. L'évaluation de la densification du nuage de points issu de la photogrammétrie s'effectue ainsi par comparaison avec un nuage de points de référence, acquis par lasergrammétrie par exemple [Murtiyoso et Grussenmeyer, 2017].

2.3.2 Évaluation pratique de la performance des capteurs

Les approches d'évaluation effective présentées précédemment sont régulièrement mises en place dans la littérature relative à l'analyse des performances des instruments. Au cours de cette thèse, elles ont également été appliquées à l'évaluation pratique des données produites par certains instruments, utilisables à l'échelle du bâtiment et étudiés plus en détail dans le cadre de premiers travaux. **Les principaux résultats des articles publiés à ce sujet entre 2015 et 2017, relatifs à l'analyse des instruments visibles dans le Tableau 2.1, sont repris dans cette sous-section et agrémentés d'études bibliographiques.**

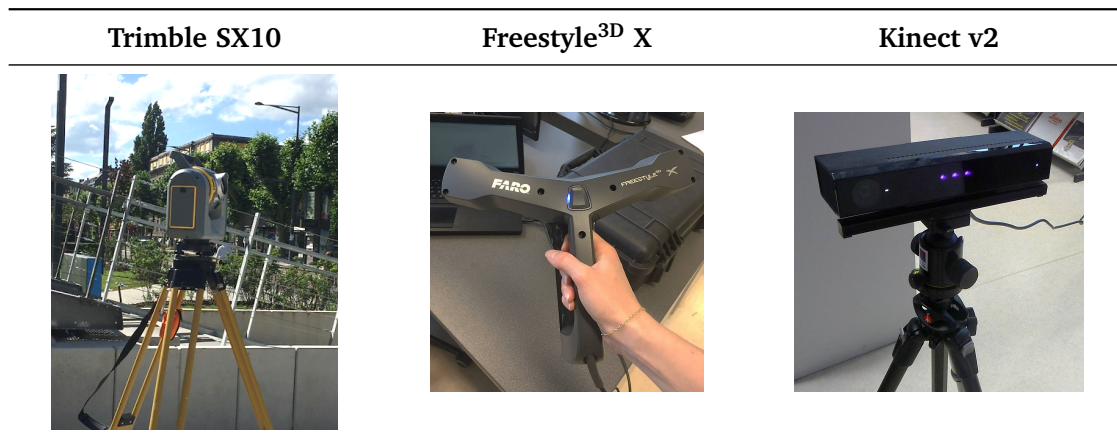


Tableau 2.1 - Aperçu de trois systèmes d'acquisition, dont l'évaluation a été entreprise dans les contributions [Lachat *et al.*, 2017a] et [Lachat *et al.*, 2017b] (Trimble SX10), [Lachat *et al.*, 2017c] (Freestyle^{3D} X), puis [Lachat *et al.*, 2015a], [Lachat *et al.*, 2015b] et [Lachat *et al.*, 2015c] (Kinect v2).

Lasergrammétrie terrestre

L'analyse des données issues de scanners laser terrestres est nécessaire à de multiples égards : les déviations des nuages de points par rapport à des plans sont par exemple observées dans

[Ozendi *et al.*, 2016], afin de déduire les paramètres du modèle d'erreurs défini par les auteurs. Concernant l'évaluation de la qualité géométrique à proprement parler, l'article [Gonzalez-Jorge *et al.*, 2017] présente une analyse comparative de six scanners laser terrestres, effectuée sur la base de deux artéfacts imprimés en 3D et composés respectivement de sphères et de plans. Le protocole d'évaluation est détaillé par les auteurs, de manière à être reproductible pour tout instrument considéré.

Exemple du Trimble SX10 Cet instrument récent dans la gamme proposée par Trimble a été dévoilé à la fin de l'année 2016. Il s'agit d'un dispositif de mesure hybride et novateur, qui couple les fonctionnalités d'une station totale à celles de balayage d'un scanner laser terrestre. L'absence de lunette pour les visées de détails est contrebalancée par la présence de plusieurs caméras. Un prototype de l'instrument ayant été mis à notre disposition peu de temps avant sa commercialisation, ses fonctionnalités ont été mises à l'épreuve à travers différentes expérimentations. **De premiers résultats ont été présentés lors du workshop international 3D-Arch en mars 2017** [Lachat *et al.*, 2017a], abordant l'évaluation de nuages de points acquis sur une façade de bâtiment remarquable, ainsi qu'une comparaison entre deux stratégies de géoréférencement. Ces travaux ont été complétés par une publication dans le journal *Sensors* quelques mois plus tard [Lachat *et al.*, 2017b] (consultable dans l'Annexe A.2). **Il est ressorti de ces analyses que la précision géométrique du SX10 lui permet de rivaliser avec la plupart des scanners laser terrestres, bien que sa fréquence d'acquisition reste réduite en comparaison avec ces derniers. Néanmoins sa polyvalence constitue une évidente plus-value pour certains projets.**

Scanner à main

Les scanners à main sont appréciés pour plusieurs aspects, notamment leur aisance d'utilisation sans expérience significative requise au préalable, ou encore la possibilité de visualiser les données numérisées en temps réel. Leur prix plus modéré les rend également concurrentiels vis-à-vis des systèmes appliquant la lumière structurée, plus précis mais également plus coûteux. Néanmoins la question de la qualité des nuages de points produits par les scanners à main est un critère important, d'autant plus qu'il est difficile d'établir un modèle d'erreurs théorique applicable de manière générique. Dans la littérature, des travaux issus de différents domaines d'application mettent en œuvre de tels instruments, sans forcément proposer d'analyse des performances géométriques atteintes. Les travaux de [Kersten *et al.*, 2016] sont intéressants dans ce contexte, car ils rapportent l'évaluation de l'exactitude géométrique des données produites par cinq scanners à main, appartenant à une gamme de prix intermédiaire. Les auteurs ont complété ces analyses dans [Kersten *et al.*, 2018], où au total sept scanners à main sont évalués selon les mêmes principes, dont quatre sont nouveaux par rapport à l'article précédent.

Exemple du FARO Freestyle^{3D} Bien que ce capteur récent (mis en vente en 2015) soit utilisé dans quelques travaux tirés de la littérature, l'évaluation détaillée des données ainsi produites est plutôt rare. [Di Pietra *et al.*, 2017] et [Calantropio *et al.*, 2017] offrent des exemples d'applications du scanner Freestyle^{3D} X pour la numérisation du patrimoine. Les nuages de points acquis sont comparés respectivement à des données acquises par photogrammétrie (cas d'une statue) et par lasergrammétrie (à l'échelle du bâtiment), et il ressort de ces deux analyses que les données

produites à l'aide du scanner à main sont plus bruitées.

Le scanner à main du constructeur FARO a été testé par nos soins à la fois dans des conditions de laboratoire, puis par la suite à travers un cas concret d'application. **Les études menées ainsi que les analyses qui en découlent ont été présentées dans le cadre de la conférence internationale du CIPA (Comité International de Photogrammétrie Architecturale) en août 2017 [Lachat *et al.*, 2017c]** (article consultable dans l'Annexe A.3). Il ressort de ces études liées au scanner Freestyle^{3D} X, que ***les mesures réalisées à l'aide de cet instrument sont davantage affectées par la portée que par l'angle d'incidence*** (voir Figures 4 et 5 de l'article en Annexe A.3). Les analyses effectuées sur des données réelles ont montré qu'***en dépit du bruit de mesure inéluctable, les nuages de points acquis présentent une exactitude millimétrique***, après comparaison avec des levés photogrammétriques utilisés comme références. Les géométries plus ou moins complexes des blocs archéologiques numérisés (volumes d'environ 1 m³) ont permis de mettre en avant les limites de l'instrument ainsi que certains cas critiques pour son utilisation.

Capteurs *low-cost*

Par rapport aux scanners à main abordés précédemment, de très nombreuses contributions relatives à l'évaluation de capteurs à faible coût peuvent être mentionnées. En dépit de leur prix abordable, la qualité des données produites est souvent discutable. Ces capteurs peuvent être portatifs et utilisés à la manière des scanners à main, ou fixes pour les dispositifs utilisant la lumière structurée. Dans [Kersten *et al.*, 2016], deux capteurs représentant respectivement chacune de ces catégories ont été évalués, en parallèle avec des acquisitions photogrammétriques réalisées sur les mêmes petits objets. Après comparaison avec une référence externe, il apparaît sans surprise que la photogrammétrie fournit de meilleurs résultats que les capteurs *low-cost*, dont l'utilisation pour certaines visualisations reste envisageable.

Exemple du capteur Kinect v2 La caméra de profondeur commercialisée par Microsoft, initialement destinée au grand public à travers les jeux vidéos, a fait l'objet de nombreuses publications quelle que soit la version du capteur considérée, comme en témoigne l'état de l'art réalisé dans [Lachat *et al.*, 2015a] (consultable dans l'Annexe A.1). La seconde version du capteur nous a intéressé par le biais de plusieurs analyses, visant d'une part à évaluer et améliorer la qualité des mesures de distances produites, et d'autre part à observer les possibilités de mise en œuvre de cet outil pour la création de nuages de points de petits objets. **Les expérimentations et résultats ont fait l'objet de publications et présentations lors de conférences internationales ([Lachat *et al.*, 2015c] et [Lachat *et al.*, 2015b]), dont un article paru dans le journal *Remote Sensing* [Lachat *et al.*, 2015a].** Ce dernier est consultable dans l'Annexe A.1.

Mise en application des nuages de points Kinect La reconstruction d'éléments de l'environnement bâti à l'aide de nuages de points issus du capteur Kinect a également été entreprise, en vue de compléter des levés lasergrammétriques terrestres. Les objets sur lesquels les acquisitions plus détaillées se sont portées sont les fenêtres et les portes, dont la géométrie peut s'avérer utile dans des maquettes numériques de bâtiments (BIM). **Les résultats obtenus pour la reconstruction de ces éléments ont été présentés dans l'article [Lachat *et al.*, 2016], paru lors du congrès**

2016 de l'ISPRS (*International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*). Dans cet article, les contraintes géométriques liées à la reconstruction ainsi que les avantages de l'approche ont essentiellement été mis en avant, au détriment des questions d'intégration des données hétérogènes, aspect limité à un recalage conventionnel des nuages de points. Le principe d'acquisition des jeux de données respectifs, le résultat de la reconstruction 3D pour un cadre de porte, ainsi que l'évaluation de la géométrie ainsi reconstruite sont visibles sur la Figure 2.3.

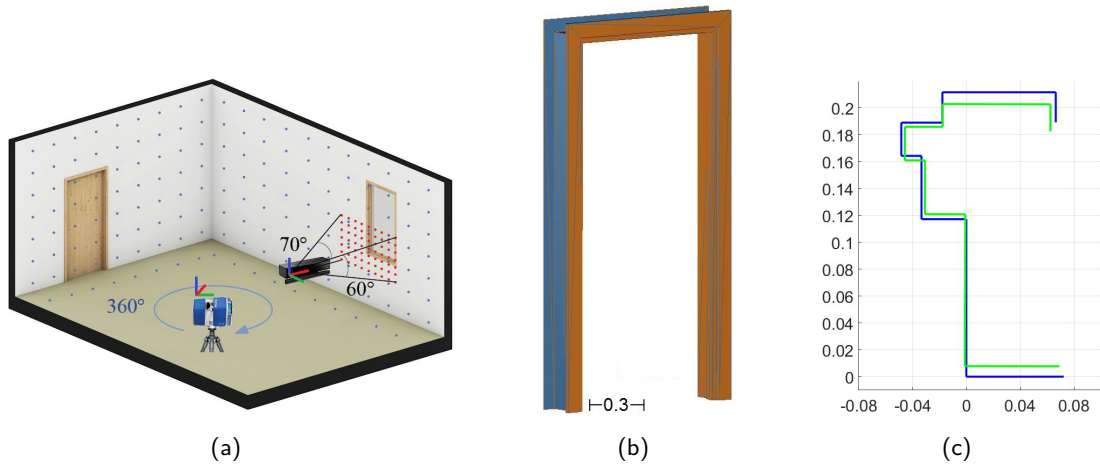


Figure 2.3 - (a) Acquisition combinée de nuages de points par lasergrammétrie terrestre et à l'aide du capteur Kinect v2 en environnement bâti, (b) modèle 3D d'un cadre de porte reconstruit à partir d'une portion de nuage de points Kinect, et (c) évaluation de la géométrie reconstruite par comparaison d'une section du modèle créé (en bleu) avec des mesures de référence (section réelle, en vert). Ces figures sont issues de l'article [Lachat *et al.*, 2016]. *Unité : mètre.*

Conclusions du chapitre 2

La présence d'incertitudes de mesure est inévitable lors de toute estimation d'une distance. Ces erreurs, pouvant être systématiques ou aléatoires, sont plus ou moins importantes en fonction de la technologie et de la méthodologie retenues, mais aussi de l'environnement d'acquisition. Il est ainsi possible de réduire en partie l'influence des sources d'erreurs, en limitant certains cas critiques afin de garantir la qualité de la mesure. À cet effet, l'étalonnage des instruments permet notamment d'éliminer d'éventuels systématismes.

Bien que l'énumération de l'ensemble des facteurs impactant une mesure soit dans la pratique ambitieuse, du fait de l'interaction entre les sources d'erreurs, la réalisation d'un bilan des erreurs le plus exhaustif possible est nécessaire à une évaluation théorique fiable des mesures. Connaissant l'influence des incertitudes en présence, l'estimation de la qualité pouvant être atteinte par un ensemble de mesures est en effet possible en amont des levés, par transmission des incertitudes. Les études théoriques de précision sont notamment utiles à l'établissement de modèles stochastiques, susceptibles d'intervenir dans les méthodes d'estimation.

Les nombreux facteurs influant sur la qualité de la mesure ne sont généralement pas constants pour l'ensemble de la surface observée, d'autant plus lorsque sa géométrie est complexe (variation de la portée, de l'angle d'incidence, etc.). Cette observation permet de conclure quant à la variabilité de la précision de chaque point mesuré, au sein d'un même nuage de points. La définition d'un modèle stochastique approprié permet de prendre en compte ces précisions individuelles, par le biais d'une matrice de variances-covariances pouvant servir à établir un modèle de pondération.

L'évaluation de la qualité effectivement atteinte par un jeu de données s'effectue à l'issue des acquisitions. L'étude qualitative *a posteriori* nécessite la connaissance de grandeurs de référence déterminées avec une confiance supérieure, permettant d'estimer l'exactitude des données considérées. Des méthodes courantes d'inspection de la qualité des nuages de points ont été appliquées afin d'évaluer la qualité des données produites par trois instruments choisis.

Du relevé à la production de livrables : principes de mise en œuvre

3.1	Étapes constitutives d'un projet de numérisation	66
3.1.1	Cahier des charges et planification des opérations de numérisation	66
3.1.2	Chaîne de traitement de la donnée brute	69
3.1.3	Recalage et géoréférencement	71
3.1.4	Principes de modélisation et création de modèles	74
3.2	État de l'art des méthodes de consolidation	78
3.2.1	Contexte et définitions	78
3.2.2	Méthodes basées sur des entités ponctuelles	80
3.2.3	Méthodes basées sur la géométrie du nuage de points	83
3.2.4	Méthodes basées sur les images	85
3.2.5	Synthèse	87
3.3	Recalage de nuages de points hétérogènes	88
3.3.1	Configurations rencontrées	89
3.3.2	État de l'art des approches de recalage pour des données hétérogènes	91

Les deux premiers chapitres de ce manuscrit ont permis de mettre en évidence la grande diversité des instruments de mesure applicables pour la numérisation tridimensionnelle, ainsi que les caractéristiques techniques et géométriques qui leur sont propres. Connaissant ces aspects, il incombe au responsable du projet de numérisation de choisir le ou les outil(s) qui lui semble(nt) le(s) mieux adapté(s) aux diverses contraintes et attentes relatives au projet. Une étape de définition des objectifs est donc nécessaire en amont, afin d'être en mesure de planifier les levés.

Dans ce chapitre, le déroulement des opérations de numérisation à partir de leur planification jus-

qu'à la production de livrables est tout d'abord discuté. L'observation de la chaîne de traitement générale des jeux de données nous conduit à constater l'importance du recalage des données individuelles, dont le résultat influence directement les étapes suivantes et finales. Pour ces raisons, un état de l'art plus approfondi sur ces méthodes de recalage est présenté dans un second temps.

3.1 Étapes constitutives d'un projet de numérisation

Avant d'entreprendre un projet de numérisation, il est nécessaire d'en connaître le cahier des charges permettant de définir les attentes, ainsi que d'élaborer des stratégies à mettre en place lors des levés. Une planification adaptée des opérations de numérisation permet non seulement de générer des gains de temps au moment du levé, mais également d'influer de manière positive sur la qualité des données produites. Les différentes étapes de la chaîne de traitement des données brutes, également discutées dans cette section, sont abordées différemment en fonction des objectifs définis initialement. La planification des levés est donc une phase préalable à ne pas négliger en vue de gagner en efficacité lors des phases d'acquisition et de traitement.

3.1.1 Cahier des charges et planification des opérations de numérisation

La définition du cahier des charges permet de fixer les attentes relatives aux livrables. Plusieurs critères sont à considérer à ce titre, tels que la finalité des livrables ou la précision requise pour ces derniers. De manière générale, réfléchir aux questions suivantes est un bon point de départ pour la planification d'opérations de numérisation :

- Quel est l'**objectif** de l'étude, et quel **type de livrable** est souhaité ?
- Quel est le **niveau de détails** requis, quelles caractéristiques doivent ressortir ?
- Quelles sont les **conditions du levé**, telles que environnement ambiant (luminosité, objets encombrants, etc.), échelle du projet, propriétés de la scène ?
- Quels sont les **moyens alloués** à l'étude ?

Au vu des besoins exprimés à travers le cahier des charges et des éventuelles contraintes à prendre en compte, planifier les levés vise à traduire en **termes techniques** les spécifications requises. Cette planification peut passer par une visite du site à numériser ou une reconnaissance en amont des levés. Il s'agit alors d'identifier d'une part l'instrumentation, et d'autre part la méthode de relevé les plus aptes à répondre aux spécifications décrites.

Choix de l'instrumentation

S'il n'est pas dicté par un matériel imposé et mis à disposition, le choix des techniques d'acquisition va essentiellement dépendre :

- de l'**échelle** du projet et de sa **complexité**, tel que dépeint sur le diagramme de la Figure 3.1a, mais aussi du degré d'accessibilité au site pour certains cas particuliers (souterrains, structures en hauteur, etc.) et du recul possible dans ces conditions

3.1. Étapes constitutives d'un projet de numérisation

- du **critère de précision** défini par le cahier des charges : la Figure 3.1b donne un aperçu de la précision atteignable par les techniques d'acquisition en fonction de la taille de la scène
- du **type de données produites** à l'aide de l'instrument : observations ponctuelles (station totale), ou nuages de points denses (lasergrammétrie)

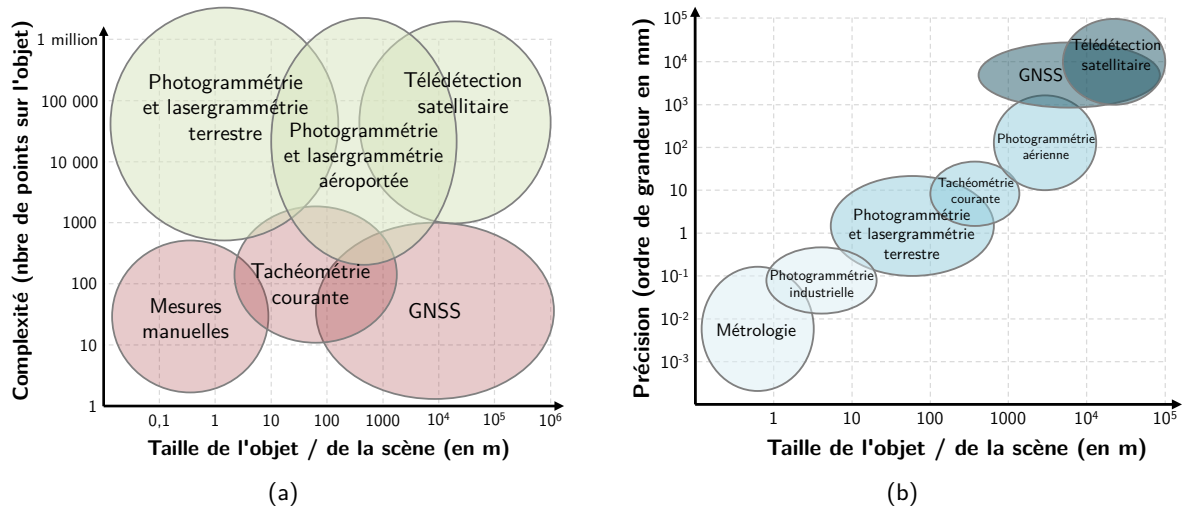


Figure 3.1 - (a) Techniques d'acquisition adaptées en fonction de la taille de l'objet à numériser et de sa complexité (inspiré de [Boardman et Bryan, 2018]). (b) Lien entre taille de l'objet à numériser et précision *a priori* de différentes techniques d'acquisition (inspiré de [Luhmann *et al.*, 2013]).

Observations ponctuelles versus nuage de points dense Les mesures ponctuelles réalisées à la main sont naturellement limitées à des portées courtes et laissent souvent la place à des levés tachéométriques, tandis que les mesures GNSS sont davantage adaptées à la détermination ponctuelle et à grande échelle de coordonnées, dans un système souhaité. Ces types d'observations sont notamment utiles à la mise en place d'un canevas de points, nécessaire au rattachement d'un projet de numérisation dans un référentiel en particulier. À l'inverse, les nuages de points denses (acquis à l'aide des techniques apparaissant sur fond vert sur la Figure 3.1a) couvrent des surfaces entières dont ils retranscrivent fidèlement la géométrie, à différentes échelles. Dans la pratique, observations ponctuelles et nuages de points denses sont souvent combinés au sein d'un même projet, en particulier lorsque ce dernier doit être géoréférencé.

Les informations contenues dans le nuage de points, certes discrètes mais étendues à l'échelle de la surface ou du volume, représentent de grands volumes de données qui nécessitent d'une part des capacités de stockage importantes, ainsi qu'une étape d'interprétation et éventuellement de sémantisation de la scène. Ces informations sont notamment avantageuses pour l'analyse des déformations surfaciques. En outre, de par leur versatilité, les scanners laser terrestres tendent à devenir des alternatives viables aux levés tachéométriques, comme démontré dans l'état de l'art réalisé pour l'article [Lachat *et al.*, 2017b]. Cet état de l'art retranscrit l'évolution de la station totale vers la station de balayage automatique qu'est le scanner laser terrestre, afin d'introduire

un instrument de mesure hybride qui s'inscrit dans une évolution en matière de besoins pour les spécialistes de la mesure.

Choix de la méthodologie et mise en place du levé

Sitôt la technique d'acquisition choisie, il convient de s'intéresser dans un second temps à la mise en place du levé. Tandis que certaines règles générales sont à respecter quel que soit le type de levé entrepris, à l'image de la présence de zones de recouvrement entre les données, d'autres critères (choix de la configuration, rattachement à un référentiel externe) relèvent davantage des attentes formulées dans le cahier des charges.

Approches conventionnelles et aide à la décision Quelle que soit la technique d'acquisition considérée, certaines **bonnes pratiques** sont à mettre en œuvre tant que possible afin d'obtenir des résultats cohérents et de meilleure qualité.

Lors d'opérations de lasergrammétrie terrestre, il est rare d'être en mesure de couvrir l'intégralité de la surface observée depuis une unique position. Aussi, un réseau constitué de multiples stations est généralement mis en place, au sein duquel il convient d'assurer la présence de **zones de recouvrement** entre nuages de points adjacents. Ces dernières doivent être suffisamment importantes afin de permettre la jonction entre les différentes entités lors du processus de recalage. À l'exception près du cas de *géoréférencement direct*, introduit dans la sous-section suivante 3.1.3, les positions successives occupées par le scanner laser terrestre sont des **stations libres**, qui ne sont ni centrées sur un point particulier, ni orientées. Ainsi la contrainte d'intervisibilité entre les stations, présente lors d'un cheminement polygonal à l'aide d'une station totale, n'est pas à respecter en lasergrammétrie terrestre, du moment que les zones balayées communes sont suffisamment importantes.

En photogrammétrie, certaines règles sont recommandées en vue d'assurer la bonne orientation des images, et ainsi une reconstruction 3D cohérente. La mise en place d'une calibration adaptée, la convergence ainsi que le fort taux de recouvrement entre les prises de vues successives peuvent entre autres être cités. Pour ce qui est de la photogrammétrie terrestre, certains **protocoles d'acquisition et de traitement** ont été introduits, à l'image des règles 3 × 3 du CIPA (*Comité International de Photogrammétrie Architecturale*) ou d'autres protocoles dont certains sont exposés dans [Murtiyoso et Grussenmeyer, 2017].

Pour rebondir sur la nécessité des zones de recouvrement entre nuages de points adjacents dans le cas de la lasergrammétrie, il est important de noter que l'objectif principal lors d'un tel levé est de réussir à couvrir l'ensemble de la scène étudiée tout en réalisant un nombre minimal de stations. À cet effet, certains travaux dans la littérature s'intéressent à des stratégies d'**optimisation des réseaux de stations**. L'objectif des algorithmes développés est de planifier l'emplacement idéal des stations successives, ce qui nécessite généralement la connaissance d'un plan de la scène, ou un balayage rapide (peu dense) d'une grande partie de la scène au préalable. Les travaux de [Soudarissanane et Lindenbergh, 2011] ou [Jia et Lichti, 2018] peuvent être cités à ce sujet.

Configurations possibles Lors d'acquisitions terrestres, on distingue principalement deux types de configurations pour les stations successives de numérisation, ou pour les positions successives du véhicule dans le cas d'acquisitions dynamiques. Tandis qu'un **levé en antenne** constitue une configuration non idéale, au sein de laquelle les erreurs de recalage peuvent aisément s'accumuler, les **configurations bouclées** sont à privilégier (Figures 3.2a et 3.2b). Ces dernières sont caractérisées par la présence d'une zone de recouvrement entre les premières et les dernières positions occupées par l'instrument, permettant la propagation des erreurs successives de recalage.

Les avantages à retrouver une position initiale connue en vue de former une boucle sont des problématiques également observées dans les algorithmes de SLAM, en robotique mobile notamment. Citons l'exemple de [Borrmann *et al.*, 2008], dont l'algorithme de SLAM basé sur un graphe de poses s'appuie sur un critère de distance entre positions du mobile, afin d'observer la fermeture d'une boucle. Il est généralement conseillé d'observer de telles configurations lors d'acquisitions effectuées à l'aide de scanners laser à main, également.

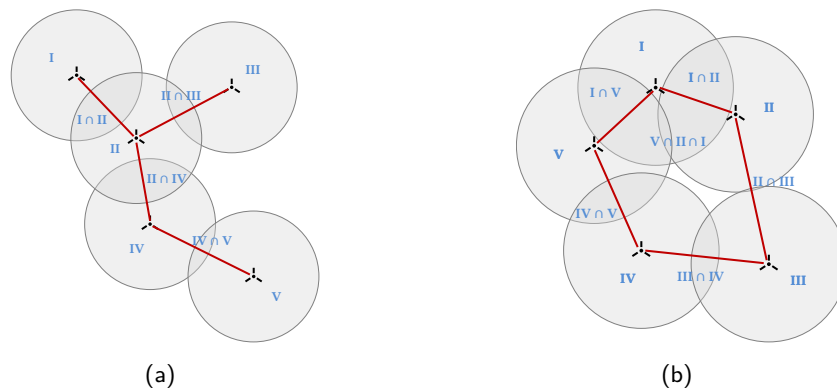


Figure 3.2 - Configuration d'un réseau de stations en antenne (a) et en boucle (b). En gris, les champs de vision (zones de balayage), en bleu les indices des nuages, et en rouge les côtés des cheminements.

Cas du rattachement à un référentiel externe Le choix de rattacher l'ensemble d'un projet de numérisation à un référentiel externe, national ou local, est également une contrainte qui doit être définie dans le cahier des charges du levé. Lorsque l'instrument utilisé n'est pas muni de son propre système de géolocalisation, un ensemble de points connus en coordonnées dans le référentiel de destination est alors nécessaire, en veillant à privilégier leur répartition homogène sur la majeure partie de la zone numérisée. L'établissement d'un canevas de points d'appui se fait généralement par tachéométrie et / ou levé GNSS. Cette transformation d'un projet vers un référentiel externe porte le nom de **géoréférencement**, dont les tenants et les aboutissants sont discutés dans la sous-section 3.1.3.

3.1.2 Chaîne de traitement de la donnée brute

Les nuages de points bruts, directement issus du levé ou d'un premier processus de reconstruction à partir d'images, sont soumis à plusieurs traitements successifs en vue de la création de livrables exploitables par l'utilisateur. Les étapes constitutives de la chaîne de traitement courante sont

résumées sur le diagramme de la Figure 3.3. Les données brutes sont généralement filtrées, afin notamment de réduire le bruit de mesure et de supprimer certains éléments non représentatifs (éléments mobiles ou dont la position change au cours du temps). Ces pré-traitements sont entrepris en vue d'améliorer l'efficacité du recalage, néanmoins il est parfois préférable de partir de données brutes non modifiées pour le recalage, afin d'éviter toute perte d'information. Aussi, les étapes marquées d'une astérisque sur la Figure 3.3 sont facultatives. De même, la segmentation n'est pas toujours un pré-requis à l'étape de modélisation qui suit, comme discuté dans la sous-section 3.1.4 à venir. Au sein de cette chaîne de traitement, les pré-traitements des nuages de points bruts ont été introduits dans le Chapitre 1, tandis qu'un état de l'art des méthodes de recalage est présenté dans la seconde section du présent chapitre.

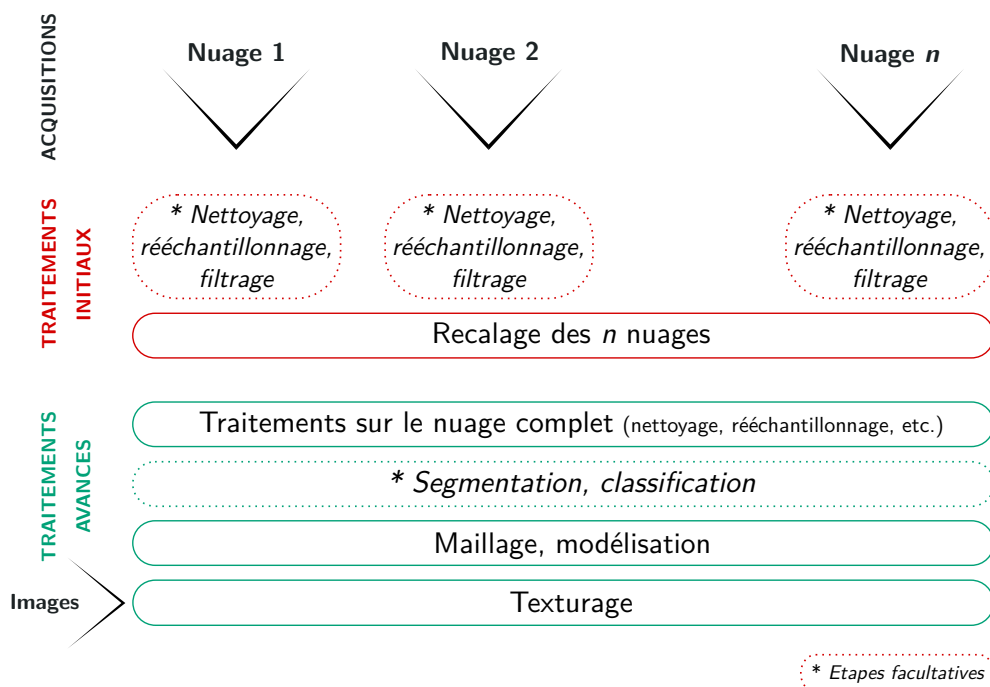


Figure 3.3 - Étapes constitutives de la chaîne de traitement des nuages de points bruts, menant à la production de livrables.

Sur le schéma emprunté à [Wujanz *et al.*, 2019] et visible en Figure 3.4, les grandes étapes d'un projet de numérisation allant de sa planification à sa finalisation, sont corrélées avec deux notions : la possibilité d'**intervenir sur la qualité finale** du résultat, ainsi que les **difficultés engendrées par ces interventions**. Le caractère décisif de la planification du levé ressort par le fort degré d'interaction entre les choix effectués lors de cette étape, et leur influence sur la qualité finale du projet. Au fil de l'avancement des traitements, la possibilité d'atténuer l'influence des erreurs propres aux étapes initiales diminue et se complexifie. L'évaluation des erreurs liées à la méthodologie de levé, ainsi qu'aux étapes primaires englobant essentiellement le recalage des données, est de ce fait cruciale afin de limiter leur propagation. Pour ces raisons, et du fait de leur apparition en début de chaîne de traitement, **les étapes de recalage et de géoréférencement ont été retenues pour aborder l'intégration de données hétérogènes**, dans la suite de ces travaux. L'importance d'une mise en œuvre rigoureuse de ces étapes, afin d'assurer la qualité des produits finaux, est en effet évidente.

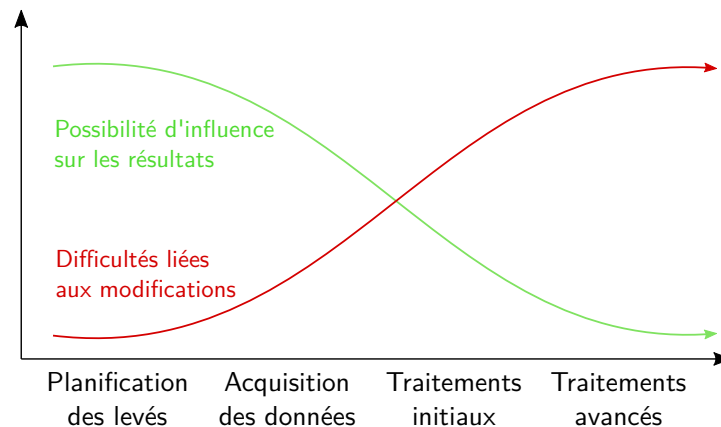


Figure 3.4 - Interaction entre les étapes majeures d'un projet de numérisation, la possibilité d'influer sur le résultat final du projet, et les coûts engendrés par ces interventions.

3.1.3 Recalage et géoréférencement

Définitions

Dans une large majorité des projets de numérisation, un unique nuage de points ne suffit pas à couvrir la surface observée dans son intégralité : **plusieurs nuages de points sont alors nécessaires**, d'où la présence d'une étape de recalage dans la chaîne de traitement standard (Figure 3.3). Le recalage peut être défini comme l'étape au cours de laquelle tous les nuages de points individuels, dont les coordonnées des points sont exprimées dans des repères locaux propres aux systèmes de mesure, vont être **rapportés dans un même référentiel**. Ainsi les différents points de vues sont assemblés, formant une vision d'ensemble de la scène ou de l'objet numérisé. En fonction du référentiel commun choisi pour l'expression des coordonnées du nuage complet, deux cas de figure peuvent être distingués :

- Lorsque tous les nuages sont regroupés dans un **repère local**, par exemple le référentiel attaché à l'un des nuages de points choisi comme référence, alors leurs positions respectives sont exprimées de manière relative les unes par rapport aux autres. Ce processus porte indépendamment le nom de **recalage** ou de **consolidation**. Le terme de recalage, plus générique, est utilisé par défaut dans ce manuscrit.
- Dans le cas où le projet final doit être exprimé dans un **repère général externe aux données brutes**, par exemple un système de coordonnées géographiques national, les positions de l'ensemble des nuages sont estimées de manière absolue par rapport à ce référentiel externe. Le terme de **référencement** ou **géoréférencement** est alors utilisé.

Tandis que les méthodes de consolidation sont détaillées dans la seconde section 3.2 de ce chapitre, la suite de ce paragraphe a pour objectif d'explicitier la notion de géoréférencement des données et notamment les méthodes associées.

Approches pour le géoréférencement

Le géoréférencement consiste à exprimer l'ensemble des nuages de points en présence dans un référentiel général extérieur aux données elles-mêmes, matérialisé par un repère cartésien à trois dimensions. En vue du rattachement à un tel référentiel, la seule présence des nuages de points acquis n'est pas suffisante et des données supplémentaires, obtenues indépendamment de ces nuages, sont nécessaires. Ces informations de géolocalisation sont disponibles grâce à des capteurs dédiés, ou suite à la réalisation d'un cheminement polygonal par tachéométrie permettant d'estimer les coordonnées de points caractéristiques. D'un point de vue géométrique, le géoréférencement d'un nuage de points fait appel à un modèle de transformation similaire à celui appliqué pour la consolidation, puisqu'il s'agit d'effectuer un **changement de repère**.

Le géoréférencement peut avoir lieu de manière concomitante ou non avec l'acquisition des données, si bien que l'on distingue les approches **directes** des approches **indirectes**. Le choix de l'une ou l'autre méthode de géoréférencement influence directement la configuration du réseau de stations, en lasergrammétrie terrestre [Soudarissanane *et al.*, 2011].

Le géoréférencement direct permet d'obtenir directement à l'issue de l'acquisition, et **sans post-traitement particulier**, un jeu de données dont les coordonnées des points sont exprimées dans le système général souhaité. Plusieurs cas de figure permettent d'aboutir à ce résultat, en fonction de la technique d'acquisition considérée :

- Dans le cadre de levés par **lasergrammétrie mobile** (terrestre ou aéroportée), les capteurs dédiés à la géolocalisation et à la navigation (système GNSS, centrale inertielle) embarqués par la plateforme permettent le géoréférencement direct et en temps réel des nuages de points. Dans ce cas, la qualité du rattachement au référentiel général est directement liée à celle des données fournies par ces systèmes de positionnement.
- Lors d'un levé par **photogrammétrie**, il est possible d'établir des points présents dans la scène (cibles ou points naturels) connus en coordonnées. Si les coordonnées de ces points d'appui sont renseignées au moment du calcul en bloc d'ajustement de faisceaux, alors les coordonnées des points du nuage reconstruit seront exprimées directement dans le référentiel général. La qualité du géoréférencement dépend alors non seulement de la précision des coordonnées des points, mais aussi de la précision de la détection de ces points d'appui dans les images.
- La mise en place du géoréférencement direct pour un **levé statique par lasergrammétrie** est également possible, à condition que le scanner laser terrestre employé possède les outils nécessaires à son orientation. Dans ce cas, l'instrument peut être centré sur un point connu en coordonnées, et orienté dans le plan horizontal grâce au balayage de cibles également situées sur des points connus.

Dans la pratique, tous les scanners laser terrestres ne sont pas munis d'un tel dispositif. En outre, cette pratique requiert la mise en place d'une configuration particulière liant les stations et les cibles balayées. Celle-ci peut se révéler chronophage au moment du levé, et nécessite davantage de compétences techniques de l'opérateur qu'un levé courant composé de stations successives avec recouvrement.

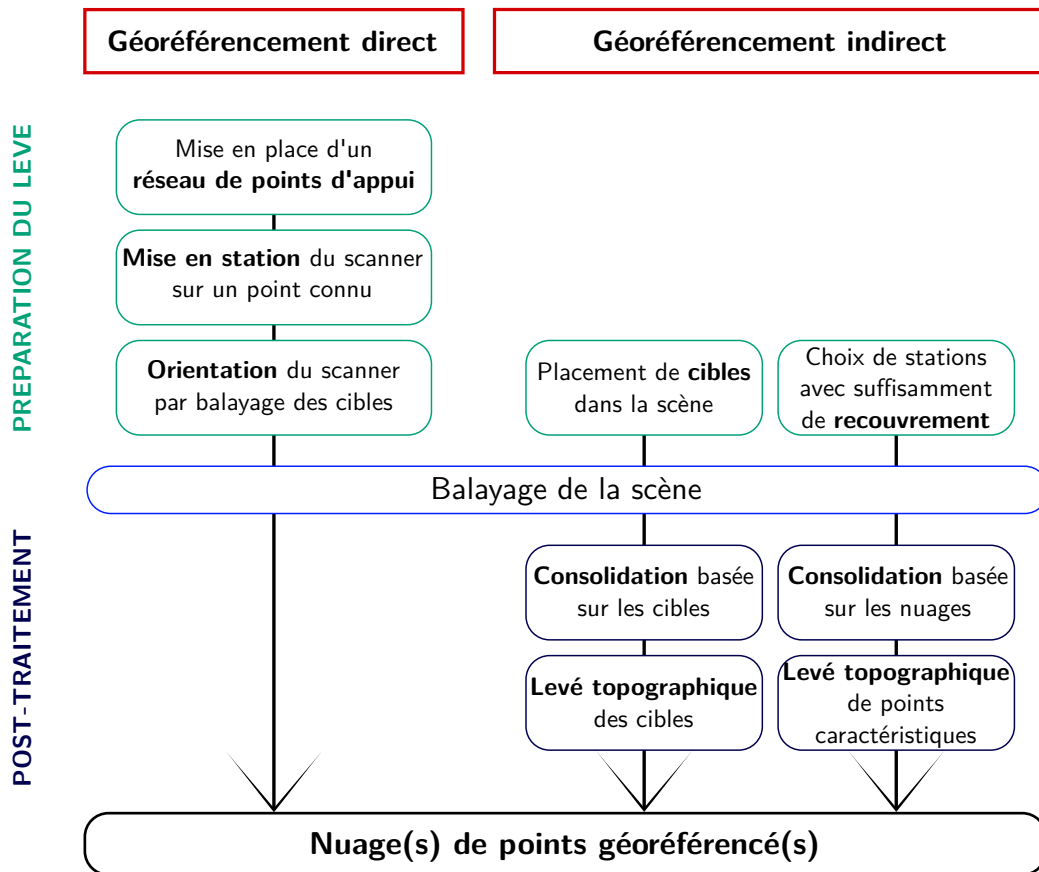


Figure 3.5 - Approches comparées de géoréférencement direct et indirect dans le cas d'un levé par scanner laser terrestre (adapté de [Landes *et al.*, 2011]).

Géoréférencement indirect Le terme *indirect* traduit le fait que la transformation du nuage de points vers un référentiel externe général intervient par post-traitement, et non directement lors de l'acquisition. Un ensemble de points d'appui connus en coordonnées dans le repère de destination, et idéalement distribués dans la scène, est alors indispensable afin d'estimer le changement de repère. Le géoréférencement indirect peut être entrepris de deux manières différentes :

- par **transformation de l'ensemble du projet** : l'opération s'effectue alors en deux étapes, puisque le géoréférencement fait suite à la consolidation des nuages dans un repère local commun
- par **transformation de chaque nuage individuellement** : dans ce cas, consolidation et géoréférencement sont simultanés au cours d'une même étape. Dans la pratique, cette approche est plutôt rare car elle nécessite la présence d'un minimum de trois points d'appui dans chacun des nuages de points, afin d'estimer leur transformation individuelle.

Le géoréférencement indirect est une transformation appliquée aux nuages de points bruts, indépendamment de leur méthode d'acquisition. Dans le cas de levés par scanner laser terrestre, la Figure 3.5 résume les différences entre géoréférencement direct et indirect. Tandis que le géoréférencement direct nécessite l'utilisation de cibles artificielles, le géoréférencement indirect peut être entrepris à partir de points caractéristiques de la scène.

Évaluation du géoréférencement L'un des avantages à l'utilisation d'informations externes pour le géoréférencement est la possibilité de réaliser des **contrôles par rapport à des données de référence**. L'estimation d'une exactitude est donc envisageable, tandis qu'une précision relative caractérise la consolidation. L'évaluation du géoréférencement pour des données issues de scanners laser terrestres est abordée de manière détaillée dans les travaux de [Reshetyuk, 2009]. Il en ressort que **le géoréférencement indirect fournit de meilleurs résultats** en matière de précision que la méthode directe. **Une conclusion identique a pu être établie avec le récent scanner hybride Trimble SX10 dans l'article [Lachat et al., 2017a], les fonctionnalités couplées de scanner laser et de station totale offertes par l'instrument permettant un géoréférencement direct des nuages acquis.**

Enfin, la question du **modèle d'erreurs** lié au géoréférencement direct a été traitée par [Lichti et al., 2005] ou plus récemment [Pandzic et al., 2017]. Dans le cas de données laser mobiles ou de levés photogrammétriques directement géoréférencés, la question de la qualité du géoréférencement est en réalité intrinsèquement abordée à travers l'évaluation effective des données produites.

Récapitulatif et processus concret de recalage des données

Le géoréférencement est un cas particulier du recalage de données, à travers lequel le ou les nuage(s) de points est (sont) rapporté(s) dans un référentiel cartésien 3D général. Sa mise en place n'est pas requise de manière systématique et dépend du cahier des charges du projet. Tandis que le recalage ne s'appuie que sur les informations géométriques présentes dans les nuages, le géoréférencement nécessite la présence d'informations extérieures. Cette étape peut intervenir au niveau des données brutes, ou faire suite à un recalage préalable. Les différentes pratiques menant soit à l'obtention de données recalées de manière relative, soit géoréférencées, sont schématisées sur la Figure 3.6.

3.1.4 Principes de modélisation et création de modèles

La conception de modèles numériques présentant des surfaces continues et éventuellement texturées s'entend soit par reconstruction à partir d'hypothèses et de photographies, soit sur la base de mesures de l'existant. Dans le second cas, on parle également de la réalisation d'un **modèle « tel que saisi »**. Ce principe est discuté brièvement à travers cette dernière sous-partie, afin de présenter les différents types de livrables qui découlent de l'étape finale d'un projet de numérisation.

Le nuage de points seul, tel qu'obtenu à l'issue du recalage ou du géoréférencement, constitue un livrable en soi, mais aussi un premier outil intéressant à de nombreuses fins (réalisation de sections, mesures dans le nuage, analyse de déformation d'une surface, etc.). **Porteur de l'information géométrique**, ce dernier s'inscrit également comme un excellent point de départ pour la modélisation de l'existant. La transformation de ces données discrètes en une **représentation continue** permet d'aboutir à un rendu visuel plus fidèle à la réalité, et ainsi souvent plus aisé à

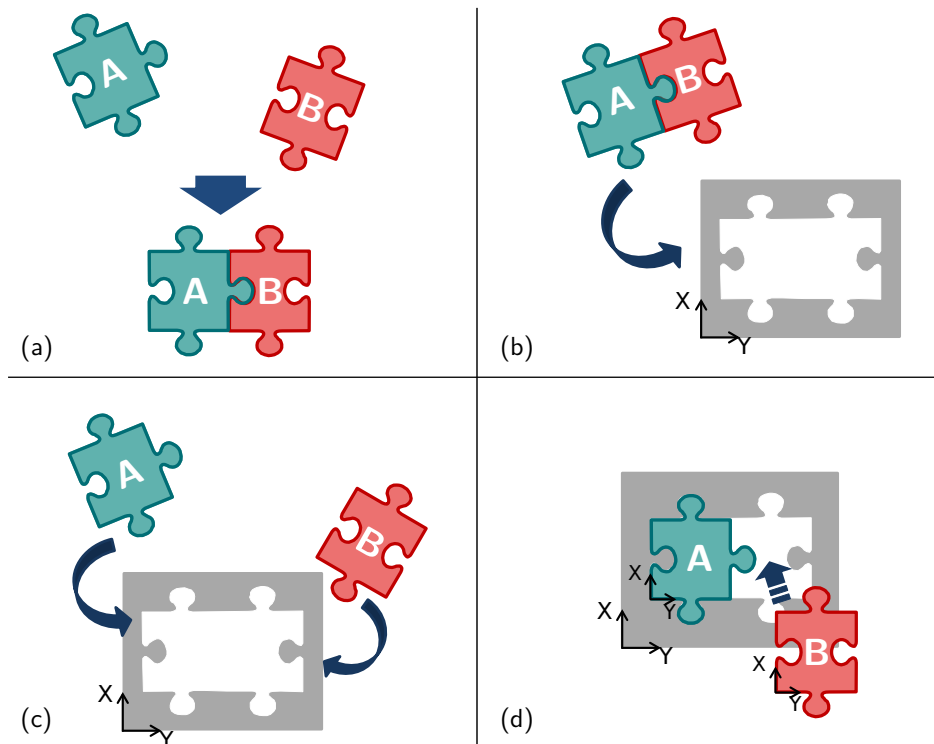


Figure 3.6 - Schéma de principe des méthodes de consolidation et de géoréférencement. (a) Consolidation simple de deux nuages de points. (b) Géoréférencement indirect en deux étapes : consolidation des nuages, puis géoréférencement de l'ensemble. (c) Géoréférencement indirect des entités individuelles : consolidation et géoréférencement sont alors simultanés. (d) Géoréférencement direct.

appréhender. Notons qu'une information aussi dense que le nuage de points n'est pas toujours indispensable pour la modélisation de géométries simples, où seules quelques mesures judicieusement choisies peuvent s'avérer suffisantes. Le cahier des charges du projet permet de définir ces besoins variables, et de retenir l'approche la plus appropriée.

Procédés de modélisation à partir de l'existant

Quel que soit le principe de reconstruction envisagé, l'objectif de la modélisation de scènes existantes à partir de nuages de points reste inchangé : sur la base d'un ensemble discret de points supposés se trouver sur ou à proximité directe d'une surface, on cherche à construire un modèle qui représente au mieux cette surface réelle. Deux approches principales se distinguent et sont implémentées dans la plupart des logiciels de traitement de données 3D :

Reconstruction de surfaces par maillage : cette approche est particulièrement adaptée à la modélisation de *surfaces complexes et irrégulières*. Dans ce cas, l'ensemble des points du nuage ou un échantillonnage important est utilisé. Ces points sont alors reliés entre eux par des arêtes, et forment les sommets d'une multitude de *facettes* contiguës permettant de générer une surface continue. De nombreux algorithmes plus ou moins complexes existent

dans la littérature [Berger *et al.*, 2017], traduisant un domaine de recherche vaste en informatique. Ces algorithmes se retrouvent dans un grand nombre de logiciels, gratuits ou commerciaux [Remondino, 2003].

Modélisation à partir de primitives géométriques : ce second principe a pour but la reconstruction d'une scène dont la géométrie est plus régulière, à partir d'un ensemble d'éléments géométriques (plans, cylindres, etc.) connectés. Les différentes primitives sont ajustées au mieux dans le nuage de points, qui sert de base à la modélisation. Le modèle ainsi produit peut être **surfactive ou volumique** (primitives géométriques sous forme d'éléments solides). Ceci dépend essentiellement de la stratégie adoptée : la priorité peut être donnée aux objets (utilisation d'une librairie d'objets à ajuster dans le nuage de points, par exemple), ou à l'inverse au nuage (recherche des primitives qui s'ajustent le mieux aux mesures). Ces approches présentes dans les logiciels de modélisation peuvent être manuelles ou automatiques, ou semi-automatiques lorsque l'utilisateur fournit les positions approchées des objets. Dans sa forme la plus aboutie, une telle démarche de modélisation vise à créer des **objets paramétriques**, plus flexibles et auxquels des propriétés peuvent être associées (dimensions, paramètres divers) [Boulaassal *et al.*, 2010].

Étapes préalables à la modélisation Les pré-traitements à appliquer au nuage de points diffèrent en fonction du principe de modélisation considéré. La reconstruction par maillage peut être ralentie par une densité de points trop élevée ou un bruit de mesure trop présent, aussi **le filtrage et le rééchantillonnage** des données en entrée sont des étapes courantes en amont du maillage. Dans les zones où des points sont manquants du fait de masques, l'interpolation de nouveaux points peut être envisagée. Pour ce qui est de la modélisation géométrique, un prérequis pour l'accélération du processus est la **segmentation** du nuage de points. Cette étape consiste à séparer le nuage en sous-ensembles de points propres à une même entité, et de nombreuses approches sont envisageables à cet effet, comme relaté dans l'état de l'art de [Grilli *et al.*, 2017].

Différents types de modèles

Différents types de modèles peuvent être générés selon ces principes :

- les **modèles maillés** sont généralement utilisés pour la **reconstruction de petits objets, ou de zones détaillées** (statuaire, moulures, etc.) à l'échelle d'un bâtiment. À la fidélité des modèles maillés vis-à-vis de la surface de l'objet réel, s'oppose leur poids de stockage généralement élevé du fait des nombreuses informations contenues au sein du fichier. Des stratégies de compression peuvent être relevées.
- les **modèles géométriques** sont plus simplifiés et plus épurés que les maillages, et les fichiers associés sont de ce fait plus légers. Ce type de modèle est particulièrement adapté pour la **reconstruction de bâtiments et de façades**, constitués majoritairement de surfaces planes et d'éléments à la géométrie régulière. Les modèles vectoriels (à la suite d'une extraction de contours) et paramétriques sont des cas particuliers de modèles géométriques.

3.1. Étapes constitutives d'un projet de numérisation

- les **modèles hybrides** joignent au sein d'un même modèle des primitives géométriques, ainsi que des modèles maillés. Cette pratique est courante dans le cadre de la numérisation du patrimoine (Figure 3.7b). L'idée est de représenter les parties simples à l'aide de primitives géométriques, tandis que la reconstruction par maillage est privilégiée dans les parties détaillées. Il s'agit d'un compromis intéressant, combinant la réduction de la taille des données avec un niveau élevé de détails préservé dans les zones d'intérêt.
- les **modèles filaires** peuvent être extraits des types de modèles précédents. Dans cette représentation, seules les arêtes des facettes constitutives du modèle sont visibles, ou les intersections des primitives géométriques le cas échéant (Figure 3.7a). Les surfaces délimitées par ces arêtes ne sont pas représentées, par opposition aux modèles surfaciques.

La Figure 3.7a illustre la transition à travers une même représentation entre un nuage de points ainsi que les modèles géométriques et filaires qui en découlent, tandis que la Figure 3.7b présente un exemple de modèle hybride, au sein duquel les modèles maillés de la statuaire ont été couplés aux primitives géométriques modélisant la structure de l'édifice.

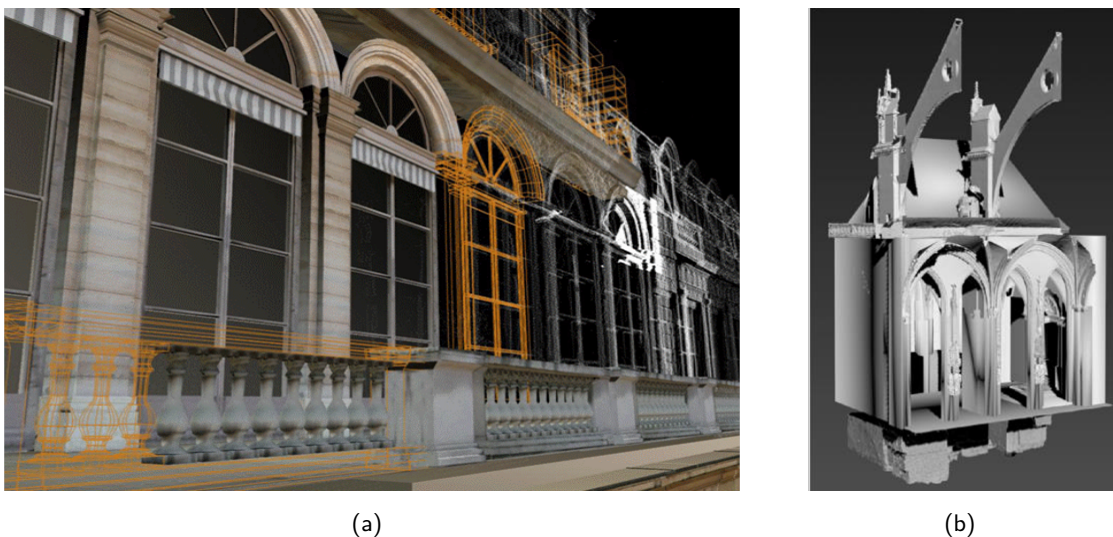


Figure 3.7 - (a) Visualisation conjointe d'un nuage de points avec les modèles géométriques et filaires qui en découlent (source : [Dekeyser *et al.*, 2003]). (b) Modèle hybride de l'intérieur de la Cathédrale de Strasbourg : la structure de l'édifice est modélisée à partir de primitives géométriques, tandis que les modèles de statues ont été maillés (source : [Landes *et al.*, 2015]).

Autres applications Le modèle 3D brut fournit une visualisation précise de la surface observée, et constitue un livrable en soi. Il peut également servir de base pour la création d'autres produits, comme des modèles texturés photoréalistes, des modèles numériques de terrain ou des orthophotos. À l'image du nuage de points, le modèle 3D « tel que saisi » ne contient initialement pas d'information sémantique. À l'échelle du bâtiment, l'ajout de telles informations au sein de maquettes numériques « intelligentes » est une pratique en plein essor dans les milieux industriel et de la construction, à travers la pratique du BIM.

3.2 État de l'art des méthodes de consolidation

Dans cette seconde section, les tenants et les aboutissants de l'étape de consolidation des nuages de points, dont l'importance a été soulignée dans le paragraphe 3.1.2, sont discutés. Après avoir évoqué l'état des recherches à ce sujet, quelques approches couramment utilisées dans les projets de numérisation à l'échelle de l'environnement bâti sont exposées.

3.2.1 Contexte et définitions

Le recalage de données 2D ou 3D est un sujet largement discuté au sein de nombreuses communautés scientifiques, allant de la vision par ordinateur à l'imagerie médicale, en passant par la robotique. Les différents champs d'applications et enjeux ont poussé chaque communauté à apporter ses propres contributions lors des dernières décennies. Les travaux produits ne sont pour autant pas cloisonnés, et des croisements entre les méthodes existent parfois. Ces intérêts communs font du recalage un sujet richement documenté, ce qui peut entraîner certaines confusions lexicales et de compréhension. La diversité des méthodes rend également une classification unique impossible, si bien que les états de l'art présents dans la littérature abordent souvent le problème du recalage selon des classifications différentes.

Bien qu'il semble ambitieux de vouloir couvrir l'ensemble des méthodes proposées, tant le nombre de publications relatives à ce sujet est important, des états de l'art récents et relativement exhaustifs peuvent être cités tels que [Tam *et al.*, 2013], [Maiseli *et al.*, 2017], [Cheng *et al.*, 2018], ou encore [Zhu *et al.*, 2019]. Tandis que l'article de [Cheng *et al.*, 2018] se concentre essentiellement sur les méthodes applicables aux nuages de points laser, des approches plus diversifiées et étendues au recalage simultané de plus de deux nuages sont présentées par [Maiseli *et al.*, 2017] et [Zhu *et al.*, 2019]. [Tam *et al.*, 2013] abordent également un grand nombre de solutions empruntées aux différentes communautés scientifiques, du recalage rigide au recalage non rigide. Du fait de l'instrumentation employée, les algorithmes parfois complexes proposés dans les domaines de l'infographie et de l'imagerie médicale sont généralement appliqués à des cartes de profondeur ou à des nuages de points restreints en taille, et souvent testés sur des jeux de données simulés. Bien que certaines idées apportées par ces algorithmes puissent être dans une certaine mesure étendues au recalage de nuages de points vastes (lasergrammétriques ou photogrammétriques), nous nous concentrerons dans cet état de l'art sur les **méthodes de consolidation les plus éprouvées**, dans le cadre de projets de numérisation à l'échelle du bâtiment.

Recalage grossier *versus* recalage fin

En dépit des divergences existantes lorsqu'il s'agit d'établir une classification des méthodes de recalage, la plupart des contributions s'accordent pour distinguer deux étapes majeures dans les algorithmes de recalage : le recalage grossier, suivi du recalage fin. Cette distinction n'a de sens que **lorsque les données à recaler se trouvent dans des repères initiaux éloignés**, un recalage fin étant suffisant le cas échéant. En effet, pour des données acquises grâce aux systèmes mobiles et donc géoréférencées, le problème du recalage se résume au recalage fin, visant à pallier les éventuelles dérives liées aux erreurs des systèmes de navigation.

En lasergrammétrie statique, ou lorsque les nuages de points utilisés proviennent de sources multiples et ne sont pas géoréférencés, le **recalage grossier** (ou *approché*, ou *initial*) a pour objectif d'estimer de manière rapide une transformation approchée entre les nuages à recaler, permettant de **pré-aligner les jeux de données** considérés. Les paramètres de transformation estimés initialement peuvent ensuite être affinés dans un second temps, afin de minimiser de manière optimale les écarts d'alignement résiduels au niveau des zones de recouvrement. Pour chacune de ces deux étapes, de nombreuses méthodes existent en fonction des données utilisées. En outre, les défis propres à chaque étape diffèrent quelque peu :

- l'objectif lors du **recalage grossier** est de tendre vers une **automatisation maximale** du processus, afin de limiter l'intervention de l'opérateur (éviter la disposition de cibles lors du levé, ou la sélection manuelle de points dans les nuages par exemple)
- les défis à relever pour les algorithmes de **recalage fin** sont davantage relatifs à une **amélioration des performances calculatoires**, ainsi que de leur **robustesse** face à tous types de données.

Souvent, les performances des méthodes de recalage fin dépendent de la qualité de l'alignement obtenu à l'issue du recalage grossier. En effet, un mauvais recalage initial peut mener à des résultats faux avec certains algorithmes de recalage fin, ce qui se traduit pour les algorithmes itératifs (tels que l'ICP) par l'absence de convergence ou la convergence vers un minimum local. Cette constatation a motivé le choix de **se concentrer, dans un premier temps, sur le problème initial du recalage grossier** des données. L'état de l'art qui suit est donc consacré à la présentation de méthodes de consolidation fournissant des recalages approchés, tandis que l'amélioration des résultats à l'aide de l'algorithme ICP sera abordée plus tard dans ce manuscrit (Chapitre 6). La notion de *recalage grossier* est néanmoins à nuancer, étant donné que les performances sont variables en fonction de la méthode retenue. Ce point sera abordé dans le paragraphe de synthèse.

Éléments caractéristiques d'un processus de consolidation

Un processus de consolidation se distingue par les quatre aspects suivants :

- le choix du type d'**entités caractéristiques**, utilisées pour constituer des **points ou éléments de jonction** entre les nuages. L'idée est de sélectionner ou de détecter automatiquement dans les nuages de points des entités qui sont associées aux mêmes éléments caractéristiques de la scène. Ces entités doivent être **invariantes à la transformation**.
- la stratégie de **mise en correspondance** des entités extraites. Cette étape est cruciale dans la mesure où elle permet d'**établir le système de contraintes**, que le calcul d'estimation des paramètres de transformation va chercher à minimiser. L'appariement automatique des entités caractéristiques peut avoir plusieurs solutions : l'observation d'un critère de similarité locale entre les entités, l'utilisation de contraintes géométriques entre les sous-ensembles d'entités de deux nuages, ou encore des approches heuristiques à l'instar du paradigme de RANSAC.
- le choix du **modèle de transformation géométrique**, dont vont dépendre les paramètres recherchés. Pour le recalage de nuages de points issus de la lasergrammétrie et de la

photogrammétrie essentiellement, une transformation rigide de l'espace tridimensionnel est généralement retenue. Les paramètres à estimer sont alors des paramètres de rotation, translation et éventuellement d'échelle.

- le choix de la **métrique** ou **fonction d'erreur**, qui est la contrainte mathématique décrivant la coïncidence entre les entités communes. Il s'agit la plupart du temps d'un **critère de distance** calculé entre deux entités appariées. Le choix de la métrique est lié à la **stratégie d'optimisation** retenue, qui consiste à déterminer la transformation optimale par minimisation d'une fonction de coût (généralement, minimisation des distances entre les entités communes ou entre les surfaces représentées par les nuages).

Parmi tous ces aspects, la mise en correspondance des entités communes est certainement l'étape qui influence le plus fortement les résultats finaux. Néanmoins, cette étape ne constitue pas le cœur des travaux présentés dans ce manuscrit, et ne sera abordée que brièvement dans le Chapitre 4 (sous-section 4.2.2). Les deux derniers points relatifs aux modèles de transformations géométriques et à la stratégie d'optimisation sont quant à eux considérés plus en détails dans le Chapitre 4 (sous-section 4.1). Dans cet état de l'art, les méthodes de consolidation sont considérées selon le premier aspect, à savoir le **type d'éléments caractéristiques** utilisés pour le recalage et leur extraction. Un prérequis à la recherche d'entités communes dans les nuages de points est la présence de zones communes ou **zones de recouvrement** entre les données, comme évoqué dans le paragraphe relatif à la configuration des levés (sous-section 3.1.1).

3.2.2 Méthodes basées sur des entités ponctuelles

L'invariant géométrique le plus simple à détecter et à utiliser est l'entité ponctuelle. Pour effectuer un recalage grossier, un minimum de trois paires de points communs est nécessaire. L'extraction de ces points de jonction, qu'ils soient naturels ou artificiels, repose sur des approches qui peuvent être automatiques ou non.

Sélection manuelle de points communs

L'approche la plus simple à envisager, mais non automatique, est le repérage par l'utilisateur de points caractéristiques qu'il va sélectionner manuellement dans les jeux de données. Ces points doivent être idéalement répartis, clairement identifiables dans l'ensemble des nuages à recalculer, et suffisamment discriminants pour ne pas être confondus. Le bon sens impose également que ces points soient situés sur des éléments fixes, pour lesquels il n'y a aucun risque de déplacement entre deux acquisitions successives. Cette approche peut suffire à fournir un recalage approximatif entre deux nuages de points, néanmoins la tâche de sélection des points s'avère laborieuse pour des jeux de données composés de multiples nuages. Outre son aspect chronophage, ce procédé est également largement dépendant des erreurs qui peuvent être commises par l'opérateur (liées à l'affichage, à l'échantillonnage des points, etc.). Pour ces raisons, des approches automatiques ou semi-automatiques sont généralement préférées.

Utilisation de cibles artificielles

Le recalage basé sur les cibles est une méthode fiable et efficace *appliquée essentiellement en lasergrammétrie terrestre*, et présente dans la majorité des logiciels de traitement. Elle nécessite cependant un travail de l'opérateur en amont sur le terrain, afin de disposer judicieusement les cibles dans la scène à numériser. Deux types de cibles sont utilisés : les **cibles planes** (sous forme de damiers ou de disques réfléchissants), et les **sphères**, dont le diamètre est connu. Celles-ci sont généralement fournies par les constructeurs de scanners laser terrestres, et donc variables d'un instrument à l'autre. Les centres respectifs de ces cibles (centre de la sphère, ou intersection des motifs du damier) constituent les entités ponctuelles dont les coordonnées sont utilisées lors du recalage. Un avantage de la cible sphérique par rapport aux cibles planaires est son invariance selon le point de vue de l'instrument, tandis que les damiers peuvent être déformés et difficilement reconnaissables lors de visées rasantes.

La mise en place de cibles artificielles dans un environnement à numériser nécessite un compromis entre la disposition homogène de ces cibles dans l'espace, et la réduction des zones de recouvrement entre nuages successifs en vue de diminuer le temps d'acquisition. Afin d'assurer la détection des cibles, une distance maximale entre l'instrument et les cibles est à respecter, en fonction du pas d'acquisition choisi par l'opérateur ou de la résolution du scanner. L'utilisation de cibles est nécessaire lors de la mise en œuvre d'un **géoréférencement direct** [Lichti *et al.*, 2005], [Reshetnyuk, 2009]. Elles agissent dans ce cas à la manière des prismes lors d'un levé tachéométrique, dans la mesure où le scanner laser doit être orienté par visées sur ces sphères.

Recherche automatique des cibles L'exploitation des cibles visibles dans le nuage de points peut être traitée de manière automatique, qu'il s'agisse d'extraire le centre des sphères [Franaszek *et al.*, 2009] ou le milieu des damiers [Akca, 2003]. Leur reconnaissance automatique s'effectue par pré-traitement des images d'intensité ou de profondeur fournies par le scanner : les cibles réfléchissantes produisent des pics d'intensité dans les images d'intensité, tandis que les damiers sont détectés par changement brusque de contraste. La détection de cibles sphériques nécessite la recherche d'éléments circulaires dans les images d'intensité ou de profondeur, qui fournissent des coordonnées approchées pour l'ajustement de sphères dans les nuages dans un second temps. Quelques tests ont été effectués pour la détection automatique de sphères dans les images d'intensité, dont les premiers résultats sont visibles dans l'Annexe D. La question de la mise en correspondance suite à la détection est également discutée dans les références [Akca, 2003] et [Franaszek *et al.*, 2009].

Remarque Cette méthode reste privilégiée dans les levés par scanner laser terrestre lorsqu'un géoréférencement est requis, lors de levés en extérieur, ou encore dans le cas de levés exigeant une haute précision. Néanmoins, le perfectionnement des algorithmes de recalage automatique, tels qu'évoqués dans la suite de cette section, favorise une tendance actuelle à l'abandon des cibles artificielles, en environnements intérieurs notamment.

Recherche automatique de points remarquables

La thématique de recherche portant sur la **détection de points d'intérêt 3D dans les nuages de points** donne lieu à un grand nombre de contributions dans la littérature à l'heure actuelle. Afin de réduire les temps de calcul, l'idée est de ne retenir qu'un sous-ensemble de points suffisamment représentatifs de la surface de la scène, qui contribueront à trouver une solution optimale au recalage.

Détecteurs et descripteurs de points d'intérêt 3D Inspirés du principe de détection et description de points d'intérêt en traitement d'images, leur utilisation est intéressante car elle permet d'automatiser l'intégralité du processus de recalage, de l'extraction des entités d'intérêt jusqu'au calcul de la transformation. La recherche et l'appariement des points d'intérêt 3D (ou *keypoints*) étant entièrement automatiques et non supervisés, deux conditions sont nécessaires : un **recouvrement suffisant** entre les nuages de points, ainsi que la présence de **suffisamment d'éléments géométriques remarquables** dans la scène. Le cas échéant, la fiabilité et la précision de ces stratégies peuvent rapidement être remises en cause. Les méthodes de recalage automatiques basées sur les points d'intérêt se décomposent en trois étapes :

- la **détection de points d'intérêt** est nécessaire afin de réduire le nombre de points pris en compte pour l'estimation de la transformation. Les **détecteurs** ont pour objectif de ne faire ressortir que les points remarquables selon certains critères.
- la **description**, dans un second temps, consiste à assigner un ensemble de valeurs aux points d'intérêt détectés, représentatives des propriétés de leur voisinage. Les descripteurs sont donc des **descripteurs locaux**, offrant de nombreuses stratégies afin de décrire localement la surface avoisinante. On distingue généralement les descripteurs selon qu'ils associent aux points une **signature** (valeur numérique) ou un **histogramme** [Tombari *et al.*, 2013]. À l'instar des descripteurs définis en 2D pour le traitement d'images, les descripteurs 3D doivent idéalement posséder les propriétés d'**invariance à la rotation, à la translation et à l'échelle**.
- la dernière étape est celle de la **mise en correspondance** des points d'intérêt. Les correspondances sont établies par recherche de similarité entre les descripteurs associés aux entités ponctuelles.

[Diez *et al.*, 2015] dressent un état de l'art complet des nombreux détecteurs et descripteurs différents qui ont été proposés, dont certains s'inspirent directement de leurs homologues en 2D (adaptations 3D des descripteurs SIFT et SURF¹, notamment). Implémentés pour la plupart dans la librairie *open source* de traitement de nuages de points PCL² [Rusu et Cousins, 2011], des études relatives à la performance de ces détecteurs et descripteurs ont été menées par [Tombari *et al.*, 2013] ou encore [Diez *et al.*, 2015].

Avantages et limites L'avantage notoire de cette approche est le fort degré d'automatisation du recalage apporté par la détection et la description automatiques de points d'intérêt. Initialement

1. *Scale-Invariant Feature Transform et Speeded Up Robust Features*
2. *Point Cloud Library*

développés au sein de la communauté vision par ordinateur et robotique, ces algorithmes sont souvent testés sur des jeux de données simulés ou de dimensions restreintes (acquisitions à l'aide de caméras 3D ou scanners à main). Néanmoins, des exemples de certains descripteurs fonctionnels sur des jeux de données réels, issus de la lasergrammétrie terrestre, ont été présentés par [Zai *et al.*, 2017] ou [Bueno *et al.*, 2017]. Le principal défi en travaillant avec de tels nuages de points est la robustesse des algorithmes face au bruit, aux densités variables en fonction des zones dans les nuages, ainsi que l'étendue des scènes observées.

L'algorithme 4-Points Congruent Sets ou 4PCS, développé initialement par [Aiger *et al.*, 2008], peut également être cité dans cette catégorie dans la mesure où il est entièrement automatique, et ne fait appel à aucun autre objet que des entités ponctuelles naturellement présentes dans le nuage de points. Cependant, la logique du processus se démarque de l'utilisation des descripteurs car aucune signature locale n'est calculée en vue de la mise en correspondance. Partant d'un sous-ensemble de **quatre points coplanaires** choisis aléatoirement dans l'un des nuages, tous les sous-ensembles composés de quatre points dans le second nuage et approximativement congruents au sous-ensemble de référence sont recherchés. L'appariement de sous-ensembles retenu est celui conduisant à la meilleure transformation, définie en fonction d'un critère de distance et de recouvrement entre les deux nuages.

Deux améliorations notoires de la performance de cet algorithme sont à signaler, à travers les contributions de [Theiler *et al.*, 2014] (K-4PCS) et de [Mellado *et al.*, 2014] (Super 4PCS). L'algorithme K-4PCS permet notamment d'accélérer la méthode initiale par la recherche préalable de points d'intérêt à l'aide d'un détecteur. Quant au second algorithme (Super 4PCS), mis en ligne par ses auteurs³, il a été testé sur nos jeux de données, mais cette piste conduisant à l'automatisation du recalage n'a pu être approfondie pour des raisons de temps.

3.2.3 Méthodes basées sur la géométrie du nuage de points

Une alternative à l'utilisation d'entités ponctuelles pour le recalage est le recours à des entités ou informations géométriques présentes dans le nuage de points. Il peut s'agir de l'ensemble de la distribution des points du nuage (ACP), ou de primitives extraites.

Recalage grossier par Analyse en Composantes Principales

Principe de l'Analyse en Composantes Principales Cet outil mathématique, utilisé essentiellement pour la classification des nuages et des images, permet de transposer dans un nouvel espace des variables aléatoires corrélées, de manière à obtenir de nouvelles variables décorrélées appelées les composantes principales. Appliquée au nuage de points considéré comme une variable aléatoire à trois dimensions, l'ACP aide à déterminer un système composé de trois axes indépendants et orthogonaux, ayant pour origine le centroïde du nuage. Les nouveaux axes déterminés décrivent respectivement la direction de la plus grande variance selon chacune des dimensions X, Y et Z.

3. Lien vers la page GitHub de Super 4PCS

Le recalage grossier selon cette approche s'effectue par recherche de la superposition des systèmes d'axes, définis par ACP dans chacun des deux nuages [Bellekens *et al.*, 2015]. Notons que l'ACP peut également être appliquée lors du calcul de descripteurs locaux, dans les méthodes de détection et description de points d'intérêt discutées plus haut [Diez *et al.*, 2015].

Limites Le principe de recalage basé sur l'ACP est simple de mise en œuvre, et permet une approximation rapide de la transformation qui lie deux nuages de points. Néanmoins, il souffre de quelques limites qui contraignent son utilisation. En premier lieu, la présence de bruit dans les nuages affecte non seulement la détermination de leurs centroïdes, mais aussi celle des directions des axes. En effet, la transformation est déterminée par simple alignement des directions des axes sans minimisation de distances entre entités correspondantes, d'où la sensibilité de l'approche aux données aberrantes. La géométrie des nuages de points a également une influence directe sur la détermination des directions des axes. Aussi, cette approche est fonctionnelle essentiellement pour des nuages de points à la géométrie similaire, et présentant d'importantes zones de recouvrement. Le cas échéant, le pré-alignement fourni ne sera que sommaire.

Utilisation de primitives géométriques

Diverses primitives géométriques peuvent servir d'informations initiales à l'estimation de la transformation entre deux nuages de points. Des propriétés invariantes de ces primitives sont retenues, qui opèrent alors comme des **cibles naturelles**. En fonction de l'environnement des levés, différents types de primitives peuvent être plus ou moins régulièrement rencontrés :

Plans : les surfaces planes sont naturellement présentes dans une large majorité des ouvrages bâtis, en intérieur comme en extérieur. Leur application pour le recalage est donc intuitive, comme exposé par [Theiler et Schindler, 2012] ou [Wujanz *et al.*, 2018b]. Les primitives planaires sont alors ajustées dans les nuages au sens des moindres carrés, ou filtrées en appliquant des contraintes sur les normales.

Lignes : l'intersection de deux surfaces planes permet de matérialiser une entité linéaire ou une arête. Comme pour les plans, leur détection est donc aisée en environnement bâti, mais aussi dans des applications de cartographie mobile [Poreba et Goulette, 2015]. L'extraction d'arêtes est relativement robuste aux différences d'échantillonnage des nuages.

Cylindres : ces primitives sont présentes de manière plus ou moins répétitive, dans les environnements industriels notamment. Les cylindres, caractérisés par leur axe et leur rayon, peuvent être exploités à l'instar de [Hullo *et al.*, 2012]. Les travaux de [Moritani *et al.*, 2018] évoquent une approche de consolidation à partir d'entités cylindriques, menée conjointement à leur modélisation. Ces primitives se retrouvent aussi dans des édifices liés au patrimoine, par la présence de colonnes (Figure 3.8).

Primitives curvilignes : cette approche, moins répandue à l'échelle du bâtiment mais plutôt adaptée aux objets irréguliers, a notamment été testée par [Yang et Zang, 2014].

Les primitives sphériques n'ont pas été citées dans cette liste, car elles sont rarement présentes naturellement dans la scène et font plutôt référence aux cibles artificielles des levés lasergramétriques. Notons également l'existence de certaines approches qui visent à combiner plusieurs

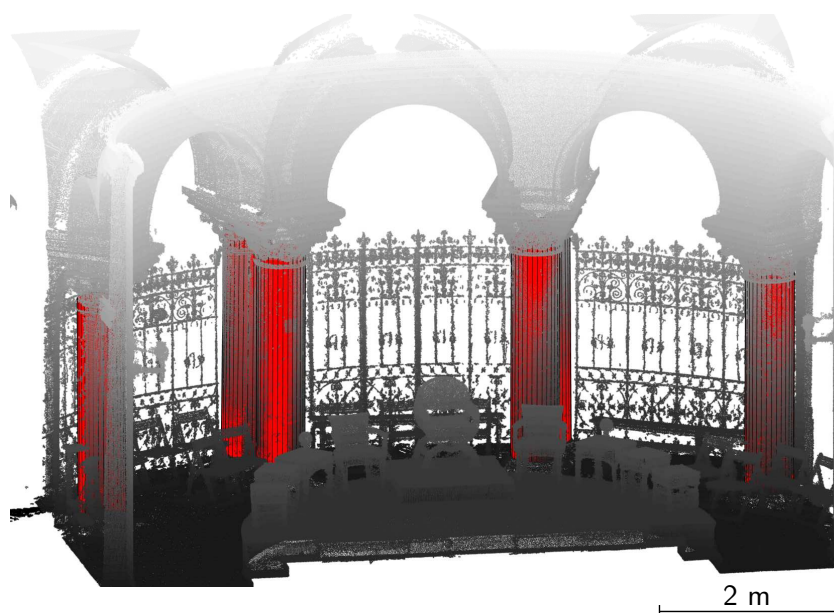


Figure 3.8 - Détection automatique de primitives cylindriques dans un nuage de points. Le nuage de points utilisé est celui du chœur d'une église, dont le fond présente des colonnes jumelées.

types de primitives lors d'une même estimation, comme rapporté dans les travaux de [Rabbani *et al.*, 2007], et plus récemment [Chuang et Jaw, 2017].

3.2.4 Méthodes basées sur les images

Cartes d'intensité et de profondeur

L'utilisation des cartes d'intensité et / ou de profondeur fournies par les scanners laser terrestres a d'ores et déjà été évoquée, pour aider à la recherche des cibles artificielles qui peuvent être placées dans la scène. Cette approche n'est pour autant pas limitée à l'utilisation de scanners laser terrestres, les caméras de profondeur étant par exemple également en mesure de livrer les images nécessaires. En l'absence de cibles, l'extraction de points d'intérêt 2D caractéristiques peut être entreprise directement sur la base des images. À cet effet, les détecteurs et descripteurs développés pour le traitement d'images, tels que le détecteur Harris ou les descripteurs SIFT et SURF, sont appliqués. Le modèle de projection entre les images et les nuages de points associés étant connu, l'obtention de jeux de points communs connus en trois dimensions à partir des points 2D appariés est alors aisée.

De la littérature ressortent des exemples d'utilisation des images de profondeur [Barnea et Filin, 2008], bien que les images d'intensité, plus contrastées et faisant davantage ressortir la texture, soient souvent préférées [Kang *et al.*, 2009]. Afin d'observer la cohérence des détections et donc dans l'optique de rendre le résultat plus robuste, les deux types d'images peuvent également être utilisés conjointement [Weinmann *et al.*, 2011]. Les détecteurs et descripteurs 2D sont efficaces avec des images résultant d'une projection centrale, mais peuvent perdre en efficacité dans le cas des images sphériques issues des scanners laser terrestres. [Urban et Weinmann, 2015] proposent à cet effet une évaluation de plusieurs détecteurs et descripteurs 2D, dans le contexte du recalage

basé sur les images. [Markiewicz *et al.*, 2019] confrontent, pour le recalage de données laser, les performances produites par des descripteurs 2D dans les images, et celles de descripteurs 3D s'appuyant directement sur les nuages de points. Bien que davantage de points soient détectés dans le nuage de points, les résultats obtenus à partir des images sont plus précis.

Quelques essais de détection de points d'intérêt dans les images d'intensité issues d'un scanner laser terrestre ont été menés. L'appariement des points détectés est visible sur la Figure 3.9, et les premiers résultats pour le recalage de deux nuages de points sont présentés dans l'Annexe D.

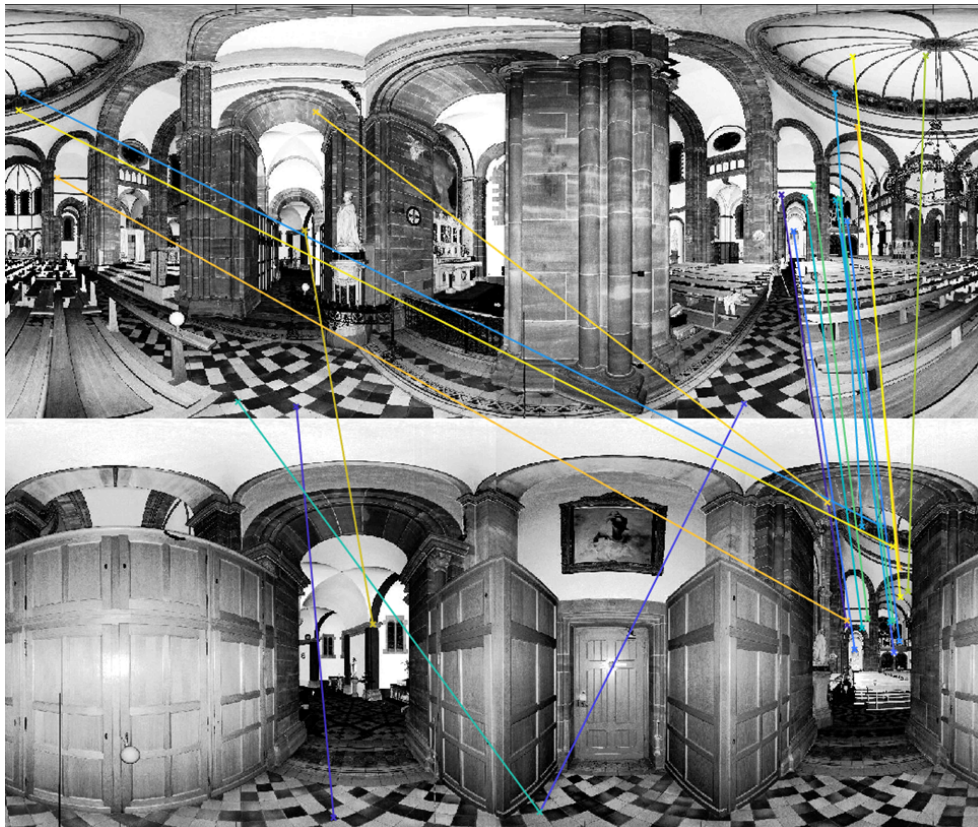


Figure 3.9 - Résultat de l'appariement de points d'intérêt 2D, détectés dans deux images d'intensité issues d'un levé par scanner laser terrestre.

Inconvénients Les principales limitations de ces approches sont liées à la nature de la scène (matériaux plus ou moins bien contrastés dans les images d'intensité), ainsi qu'aux changements de points de vue importants entre stations. En effet, une zone de recouvrement faible entraîne un nombre limité de points communs entre les images. La présence de motifs répétitifs, en environnement bâti par exemple, peut également être problématique, entraînant de faux appariements. Lorsque la trame du nuage de points n'est pas régulière, ne permettant pas l'obtention directe d'images d'intensité ou de profondeur, d'autres approches de projection doivent être mises en place.

D'autres méthodes de projection sont proposées dans les travaux de [Persad et Armenakis, 2017] et [Sumi *et al.*, 2018], afin de produire des images utilisées par la suite pour le recalage.

Tandis que [Persad et Armenakis, 2017] s'appuient sur des images de hauteur par projection des coordonnées z dans le cas de données aériennes, [Sumi *et al.*, 2018] génèrent des images à partir de sections, réalisées dans des nuages de points issus de la lasergrammétrie terrestre.

3.2.5 Synthèse

Le grand nombre d'algorithmes de recalage à travers la littérature, établis dans différents domaines de recherche, peut sembler déroutant. Seules les méthodes de consolidation les plus couramment mises en place pour les levés à l'échelle du bâtiment ont été présentées dans cette section. Les performances de ces méthodes sont variables, certaines étant plus fiables que d'autres. Il ressort principalement de cet aperçu que :

- les approches basées sur la recherche d'entités caractéristiques (points d'intérêt et primitives géométriques confondus) présentent l'avantage d'être **entièrement automatiques**, de la détection des entités à l'estimation de la transformation, et ne nécessitent aucune information *a priori*.
- de manière générale, la complexité des primitives détectées et appariées permet d'introduire **davantage de contraintes** entre les nuages à recaler, que des points isolés. Aussi, en principe, l'utilisation de primitives géométriques invariantes permet d'atteindre une meilleure précision du recalage, à l'aide de peu d'entités communes. La détection de telles primitives est également moins sensible aux différences d'échantillonnage des nuages que ne le sont certains détecteurs de points d'intérêt.
- les détecteurs et descripteurs de points d'intérêt constituent l'approche la plus **généralisable à tous les types de nuages de points**. En effet l'extraction de primitives géométriques complètes n'est pas toujours envisageable, et dans ce cas les points d'intérêt sont un compromis intéressant. Pour ces raisons, il s'agit de l'approche certainement la plus documentée actuellement.
- de par leur calcul local, les descripteurs de points d'intérêt sont **sensibles aux imperfections du nuage de points**, et leur utilisation nécessite la mise en place de manière quasi-systématique d'un recalage fin. En effet, il est impossible de détecter des points *exactement* homologues dans les données discrètes que sont les nuages de points acquis depuis des positions différentes.
- en dépit du temps nécessaire à leur mise en place en amont du levé, les cibles artificielles restent privilégiées en lasergrammétrie terrestre, lorsqu'un **géoréférencement** des données est requis. Les résultats obtenus présentent généralement une bonne précision et sont plus stables.

Schéma récapitulatif

À l'exception près de l'utilisation de l'ACP pour estimer l'alignement initial entre deux nuages de points, les différentes méthodes de recalage s'appuient sur la connaissance d'entités communes présentes dans les zones de recouvrement entre nuages adjacents. Les différentes étapes du recalage sont reprises dans le schéma récapitulatif de la Figure 3.10, dans lequel apparaissent également les caractéristiques propres à chaque méthode.

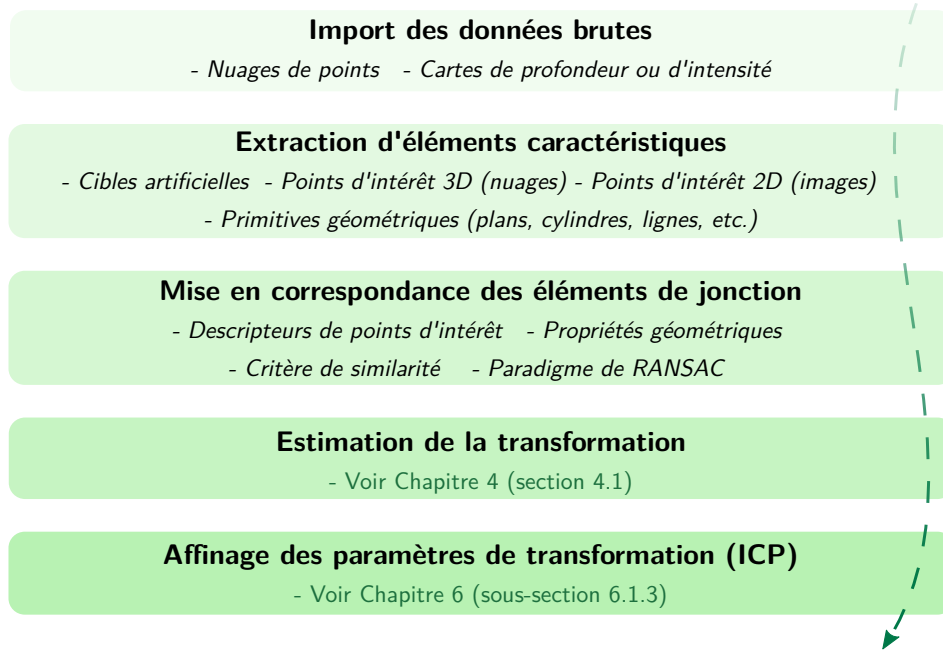


Figure 3.10 - Étapes constitutives du processus de recalage de nuages de points (adapté de [Theiler et Schindler, 2012]).

Applications et solutions logicielles

Un grand nombre d'algorithmes de recalage de données 3D, pour certains explicitement mentionnés dans cette section ou dans les états de l'art conseillés en partie introductive pour le reste, sont initialement issus du domaine universitaire. Dans certains cas, leur code source est disponible librement via des plateformes d'échange. Ces algorithmes sont particulièrement employés dans les domaines de la vision par ordinateur et de la robotique. Les utilisateurs de scanners laser terrestres font davantage appel à des logiciels commerciaux pour le traitement des données acquises, logiciels qui incluent de manière générale un processus de consolidation impliquant une ou plusieurs des méthodes évoquées. Un aperçu de l'implémentation des méthodes courantes de consolidation au sein de quelques solutions logicielles, commerciales ou universitaires, est proposé dans l'Annexe E.

3.3 Recalage de nuages de points hétérogènes

Dans la majorité des contributions traitant de projets de numérisation où interviennent des jeux de données issus d'instruments différents, la méthode de **recalage** des nuages de points dans un référentiel commun est discutée, et parfois adaptée aux contraintes propres aux données en présence. Généralement, l'étape de recalage *grossier* est présentée, les résultats étant affinés par la suite à l'aide d'un algorithme de type ICP. Cette seconde étape sera évoquée dans le Chapitre 6.

3.3.1 Configurations rencontrées

Les intérêts de procéder à la combinaison de données multi-sources ont été énoncés dans la dernière partie du Chapitre 1. Les applications pour lesquelles l'utilisation de plusieurs techniques d'acquisition est avantageuse sont présentées ici.

Recalage d'un nuage de points partiel sur un nuage de points étendu

Lors d'un levé par lasergrammétrie terrestre ou aérienne, certaines zones de la scène observée peuvent être masquées par la présence d'objets encombrants, empêchant le balayage complet de la zone par le faisceau laser. Dans le cadre de projets liés à la documentation du patrimoine, il arrive également que certaines zones d'intérêt requièrent la production de données plus précises, plus denses ou plus détaillées que le reste de la scène : citons l'exemple de la modélisation d'une façade dont la statuaire doit être agrémentée de modèles 3D plus fins. Les différents levés entrepris sont alors non seulement multi-échelles, mais aussi éventuellement multi-résolutions.

Dans les cas de figure énoncés, un nuage de points partiel représentatif d'une zone restreinte, éventuellement sous forme de maillage, sera assemblé avec un second nuage de points plus vaste, ne possédant pas nécessairement de caractéristiques identiques. Ces acquisitions ponctuelles qui viennent compléter le nuage de points plus global de la scène peuvent être réalisées :

- à l'aide d'un scanner laser à main, à l'image des travaux proposés par [Hu *et al.*, 2016] et [Shao *et al.*, 2019], dans le cadre de la documentation du patrimoine.
- à l'aide d'une caméra 3D, en vue de créer des modèles d'ouvertures dans un bâtiment de bureaux, dans [Lachat *et al.*, 2016].
- par des levés photogrammétriques, tel que décrit par [Guidi *et al.*, 2009] pour l'exemple de la modélisation de zones archéologiques complexes. Dans ces travaux, les données d'appui à compléter sont constituées de levés lasergrammétiques, mais aussi d'un modèle numérique de surface issu de levés photogrammétriques aériens.

Recalage intérieur / extérieur (cas des bâtiments)

Certains travaux réalisés à partir de la maquette numérique tel que construit d'un bâtiment peuvent nécessiter non seulement la reconstruction des espaces intérieurs, mais aussi une modélisation fidèle des surfaces extérieures. Les solutions de cartographie mobiles permettent alors d'acquérir rapidement ces informations, complémentaires des levés intérieurs. Des stratégies de recalage intérieur / extérieur sont dans ce cas à envisager. Le défi principal auquel sont confrontées ces approches est l'appariement de modèles 3D qui ne sont visuellement pas bien connectés, **les zones de recouvrement entre scènes intérieure et extérieure étant limitées**. Bien que des stratégies totalement automatiques soient encore peu nombreuses dans la littérature, deux pistes essentielles semblent pour l'instant avoir été abordées :

- les travaux de [Cohen *et al.*, 2016] suggèrent d'**exploiter des informations sémantiques** dans la stratégie de recalage, par la détection puis l'appariement d'objets ou de motifs répétitifs dans les jeux de données intérieur et extérieur. Les fenêtres sont en l'occurrence retenues comme éléments structurants communs aux deux jeux de données, extraites par

classification des images afin d'être détectées aisément dans les modèles 3D. Les appariements effectués permettent d'émettre des hypothèses de recalage, affinées en fonction du nombre d'appariements et du recouvrement global. Les nuages de points utilisés sont issus de reconstructions basées sur les images (SfM). Malgré la flexibilité de cette méthode d'acquisition, les auteurs soulignent le fait qu'il n'est pas aisé de reconstruire *conjointement* l'intérieur et l'extérieur du bâtiment au sein d'un même modèle, du fait du manque de recouvrement visuel et des changements de luminosité entre les deux environnements.

- dans l'article [Wen *et al.*, 2018], les auteurs proposent d'**utiliser des lignes** (ou arêtes) détectées dans les deux jeux de données pour procéder à leur recalage. Une segmentation des nuages de points est entreprise au préalable, afin de séparer les murs utiles à l'extraction des arêtes. Celles-ci peuvent être complétées par des lignes provenant des portes et des fenêtres. L'intérêt mis en avant pour l'utilisation de telles primitives est leur plus grande robustesse vis-à-vis de simples points, dans le cas où les données à recaler présentent des qualités variables. Dans l'exemple exploité par les auteurs, les nuages de points de l'intérieur ont été acquis à l'aide d'un système d'acquisition mobile porté et présentent une précision centimétrique, tandis que les données extérieures fournies par un scanner laser terrestre ont une précision millimétrique.

L'article de [Murtiyoso et Grussenmeyer, 2018] propose également une discussion à ce sujet, sur l'exemple d'un bâtiment remarquable. Une problématique comparable, abordée dans les travaux de [Monnier *et al.*, 2013], consiste à recaler des informations tirées de bases de données du bâti sous forme de maillages, avec des levés extérieurs issus d'acquisitions mobiles.

Recalage de données terrestres et aériennes

L'exploitation de données terrestres seules n'est pas toujours suffisante à l'obtention d'un aperçu global d'une scène. Tel est le cas notamment dans des zones géographiques à la topographie accidentée, lorsque des données au niveau des toits des bâtiments sont requises, ou encore en présence d'une végétation dense. L'emploi de données aériennes apporte alors des **informations complémentaires sur ces zones difficiles d'accès**. La littérature fournit des exemples de combinaison de données lasergrammétriques terrestres et aériennes, pour la modélisation 3D de bâtiments complets notamment, à l'image de [Kedzierski et Fryskowska, 2015] et [Yang *et al.*, 2015]. Des levés photogrammétriques effectués à l'aide de drones peuvent également venir compléter la lasergrammétrie terrestre, comme décrit par [Zieher *et al.*, 2018] pour le suivi de zones soumises à des glissements de terrain.

Recalage de photographies sur un nuage de points

Les informations radiométriques et colorimétriques portées par les points d'un nuage de points permettent non seulement un rendu plus réaliste, mais elles peuvent également être exploitées à part entière (lors de la segmentation ou de la classification des nuages notamment). Bien qu'un certain nombre de scanners laser terrestres possèdent leur propre dispositif de prise de vue utile à la colorisation automatique du nuage produit, la qualité de l'information colorimétrique est plus faible que celle produite par un appareil photographique, ne permettant par exemple pas une distinction précise des lignes. Le cas échéant, ou lorsqu'une information radiométrique de

meilleure qualité ou différente est requise, le recalage de clichés 2D sur le nuage de points est envisagé. La projection de l'information 2D sur une surface tridimensionnelle représente le cas d'un recalage multi-dimensions (2D et 3D), aussi appelé texturage.

À cet effet, citons entre autres les travaux de [González-Aguilera *et al.*, 2009] pour le texturage du nuage de points à partir de photographies ; ceux de [Lagüela *et al.*, 2013] dédiés à la projection d'images thermiques infrarouges sur les nuages de points de bâtiments, en vue de détecter la présence de failles ; ou encore les travaux de [Gerke et Xiao, 2014], cas plus particulier dans lequel les auteurs associent des nuages de points laser aéroportés et des images spectrales aériennes, en vue d'améliorer la classification de la scène. Enfin, les travaux de [Javanmardi *et al.*, 2017] sont consacrés au recalage d'images satellites avec des nuages de points acquis à l'aide d'un dispositif mobile, sur la base des marquages routiers, et effectué en vue d'améliorer la qualité du géoréférencement des données de cartographie mobile.

3.3.2 État de l'art des approches de recalage pour des données hétérogènes

Après avoir énuméré les configurations faisant intervenir des données multi-sources, la mise en place concrète de leur intégration au moment du recalage est discutée ici.

Approches courantes

Lorsque l'alignement initial des nuages n'est pas effectué par sélection manuelle de points d'appui, deux approches **automatiques** sont fréquemment retenues en présence de données hétérogènes :

L'utilisation de **points d'intérêt 3D** et de **descripteurs locaux** permet l'automatisation du recalage grossier des données, à l'image des travaux de [Mahiddine *et al.*, 2015] pour le recalage de données optique et acoustique dans le cadre d'acquisitions sous-marines. Néanmoins, les descripteurs sont des signatures **locales**, dont les performances peuvent être impactées par la présence de bruit dans les données, ainsi que par les différences de densité. La présence d'occlusions dans les données, dues à des points de vue différents au moment de l'acquisition, influe quant à elle sur la détection des points d'intérêt. Aussi, dans le cas de données hétérogènes, il ressort que les résultats obtenus selon cette approche ne sont pas toujours fiables [Kim et Hilton, 2013].

Le recalage basé sur des **primitives linéaires** est également courant, essentiellement lorsqu'il s'agit d'assembler des **données aériennes et terrestres** [von Hansen *et al.*, 2008]. Dans ce cas, les zones de recouvrement sont plus restreintes du fait des perspectives d'acquisition différentes pour les deux plateformes, et les résolutions spatiales sont variables, la densité de points étant plus importante mais moins régulière dans les données mobiles terrestres. Dans [Cheng *et al.*, 2015], un recalage grossier est effectué, à partir du réseau routier extrait des données aériennes et de la trajectoire du véhicule dans les données terrestres, tandis que cet alignement initial est affiné en utilisant les contours extraits des bâtiments.

Pour pallier les difficultés liées à l'utilisation des descripteurs 3D, une première solution est proposée par [Persad et Armenakis, 2017] et consiste à effectuer le recalage des données hétérogènes à partir de **détecteurs et descripteurs 2D, appliqués à des cartes de profondeur** (plus précisément de hauteur, par projection des points du nuage selon la direction z sur le plan horizontal). Avec les jeux de données utilisés (en l'occurrence, des nuages de points issus d'images aériennes, ainsi que de la lasergrammétrie aérienne puis terrestre, statique et mobile), les auteurs montrent que cette approche permet d'éviter certaines limitations liées aux descripteurs 3D. Une deuxième solution est la définition d'un descripteur 3D qui à la fois permette la définition d'une signature à différentes échelles, et soit robuste face aux variations d'échantillonnage et de bruit dans les données. Le descripteur GLS (*Growing Least Squares*) proposé par [Mellado *et al.*, 2016] répond à ces critères et particulièrement à l'**invariance face aux changements d'échelle**. Son efficacité sur des jeux de données réels à l'échelle du bâtiment est montrée par les auteurs. En outre, l'article [Mellado *et al.*, 2016] propose également un état de l'art étoffé relatif au recalage de données multi-sources.

Notons que l'utilisation de primitives linéaires fournit des configurations moins sensibles au bruit et aux changements d'échelle que les descripteurs locaux 3D. Néanmoins, cette approche exige la présence d'un grand nombre de telles primitives dans la scène, et n'est donc pas généralisable à tous les cas de figure.

Autres approches

Des alternatives intéressantes et complémentaires aux approches mentionnées ci-dessus peuvent être citées :

- Les travaux de [Avidar *et al.*, 2017] s'intéressent au recalage de données dites *locales*, en référence à des données acquises au niveau du sol selon des portées limitées (dans l'exemple, ce sont des nuages de points acquis par scanner laser terrestre), sur un jeu de données dit *global*, constitué d'un nuage de points généralement acquis par voie aérienne ou mobile et couvrant une zone plus vaste. La problématique essentielle dans ce cas est la **grande différence de couverture** entre les deux nuages de points en présence. À partir du nuage global, les auteurs proposent la création d'une **base de données** constituées de points de vue, représentant les emplacements potentiels d'un capteur au sol. Ces points de vue sont stockés sous la forme de descripteurs (en l'occurrence, des images de profondeur panoramiques) dans un dictionnaire, auquel est confronté le descripteur généré pour le nuage local. Par **corrélation**, l'emplacement du nuage local dans la scène globale est retrouvé, et le recalage grossier peut être estimé.
- Lorsque les nuages de points individuels ont chacun fait l'objet au préalable d'un **géoréférencement**, alors les données sont directement exprimées dans un même repère. Aussi, aucun recalage particulier n'est à entreprendre dans ce cas, à l'exception d'un éventuel recalage fin par ICP (voir sous-section 6.1.4) afin d'assurer l'entière cohérence entre les surfaces. Cette approche n'est cependant envisageable que lorsque le projet requiert des données géoréférencées, ce qui constitue parfois un processus coûteux en temps. Citons ici les travaux de [Zieher *et al.*, 2018] relatifs à l'étude de glissements de terrain, dans lesquels les nuages de points acquis par photogrammétrie terrestre et aérienne, ainsi que

par lasergrammétrie terrestre, ont respectivement été géoréférencés.

- L'article de [Shao *et al.*, 2019] s'intéresse à la numérisation d'imposantes statues, par combinaison d'un nuage de points issu de la lasergrammétrie terrestre (utilisé comme référence du fait de son large champ de vision), et de nuages de points de détails, acquis avec un scanner à lumière structurée dont la résolution est submillimétrique. La problématique du recalage est abordée **en deux étapes**. La variante efficace *Super 4PCS* [Mellado *et al.*, 2014] de l'algorithme *4PCS* [Aiger *et al.*, 2008] est utilisée, afin de procéder au recalage grossier par paires de chaque nuage de points détaillé avec le nuage de référence. Après application de l'algorithme ICP par paires également, **un recalage fin est appliqué de manière globale** à l'ensemble des nuages en présence. Cette régularisation, inspirée de [Pulli, 1999], permet de minimiser non seulement les erreurs de recalage par rapport au nuage de référence, mais également celles existantes entre nuages de points détaillés individuels.
- Dans [Boström *et al.*, 2008], le recalage de nuages de points issus de scanners laser différents passe par un schéma classique d'alignement approximatif manuel des nuages, suivi par l'application d'un algorithme ICP. Néanmoins, l'hétérogénéité des données est prise en compte par l'**introduction de poids**, dont le calcul découle d'un modèle d'erreurs défini par les auteurs. Afin de déterminer une valeur d'**incertitude propre à chaque point des nuages**, l'ensemble des incertitudes liées à plusieurs facteurs (portée, angle d'incidence, etc.) sont cumulées de manière quadratique. Ces critères d'erreur sont utilisés non seulement lors du recalage à travers la pondération, mais également au cours de la phase finale d'intégration des données au sein d'un même modèle, tel qu'expliqué dans la sous-section 6.1.2 qui suit. Concernant la notion de pondération également retenue dans ce manuscrit, de premiers résultats sont donnés dans la sous-section 6.1.3.

Cas de l'intégration d'images

Lorsque des images acquises à l'aide de différents capteurs doivent être utilisées conjointement afin de reconstruire un nuage de points, il est possible d'intervenir essentiellement à deux niveaux [Farella *et al.*, 2019] :

- la première approche consiste à orienter les jeux d'images indépendamment afin de générer plusieurs nuages de points denses. Le recalage de ces données 3D est alors considéré dans un second temps, en appliquant les méthodes décrites dans l'état de l'art du Chapitre 3, ou celles évoquées dans le paragraphe précédent.
- la seconde approche privilégie l'intervention au niveau des images brutes, en les intégrant conjointement dans le calcul d'orientation. Les principaux enjeux dans ce cas sont la forte variation de l'échelle, de l'illumination ainsi que des rotations dues aux points de vue très variables entre les images respectives. Ceci nécessite une adaptation des détecteurs de points d'intérêt et descripteurs 2D utilisés, à l'image de [Koch *et al.*, 2016] qui proposent une modification d'un descripteur / détecteur standard pour la mise en correspondance, et donc l'orientation simultanée, d'images aériennes acquises par drone et par avion.

En dépit de telles approches, le risque lors du traitement simultané d'images aux propriétés variables est la génération d'un nuage de points dense bruité, du fait des conditions variables. La

contribution de [Farella *et al.*, 2019] propose une stratégie qui tend à éviter ces problèmes, à travers la définition de critères de qualité calculés sur la base du nuage de points épars, obtenu suite à une première orientation conjointe des images. Les différents critères de qualité définis sont combinés pour chaque point 3D et utilisés afin de filtrer les potentiels points d'appui aberrants, dont les correspondances sont supprimées au niveau des images. Suite à ce filtrage, une nouvelle orientation des images est calculée avant de générer le nuage de points dense final. Les auteurs démontrent l'efficacité de leur procédé pour l'intégration d'images terrestres et issues de levés par drone.

Lors de l'intégration d'images avec des données lasergrammétriques, une approche intuitive consiste à recalculer le nuage de points dense issu de l'orientation des images avec les données lasergrammétriques. Dans les travaux de [Serna *et al.*, 2015] dédiés à la reconstruction de petits objets archéologiques, c'est le nuage de points épars obtenu suite à l'orientation des images qui est recalculé avec le nuage de points dense issu d'un scanner laser. La projection des informations colorimétriques est finalement entreprise entre les deux nuages de points ainsi alignés, permettant l'obtention de **nuages de points lasergrammétriques denses avec un rendu photoréaliste**. Cette approche se distingue des travaux de texturage généralement rapportés [González-Aguilera *et al.*, 2009].

Pour l'intégration de données laser aéroportées avec des images aériennes, les auteurs de [Mandlbürger *et al.*, 2017] proposent un traitement hybride des deux types de données, consistant à mener de manière simultanée le recalage entre les bandes laser, ainsi que l'ajustement en bloc des faisceaux. Pour ce faire, les correspondances entre les points d'appui dans les images et les bandes laser sont prises en compte, permettant de déterminer l'**orientation relative entre les deux sources de données avec un biais réduit**, en comparaison avec un recalage standard des sources individuelles. Les données sont finalement fusionnées par filtrage selon une grille en 2.5D, dans l'optique de générer des modèles numériques de surface.

Synthèse

Il ressort de cet état de l'art que le recalage de nuages de points hétérogènes, éventuellement couplé à l'ajout de photographies, a été traité selon différents aspects dans la littérature. La plupart du temps, la gestion de l'hétérogénéité des nuages de points au moment du recalage s'effectue au cas par cas, en s'adaptant aux caractéristiques et aux types de données mises à disposition. Aussi, **aucune solution unique pour le recalage de nuages de points hétérogènes** ne se détache.

Conclusions du chapitre 3

Dans ce chapitre, les étapes constitutives d'un projet de numérisation, de l'établissement du cahier des charges à la production de livrables, ont été discutées. Dans ce contexte, quelques pratiques conventionnelles permettant de garantir la cohérence et la qualité des levés réalisés peuvent être citées, à mettre en œuvre au moment des levés lasergrammétriques ou photogrammétriques.

Le recalage de multiples nuages de points, visant à rapporter toutes les données en présence dans un référentiel commun, est généralement inévitable afin de couvrir l'intégralité d'une scène. Il intervient par consolidation dans un référentiel local, ou par géoréférencement dans un référentiel global. La place importante de cette étape a été soulignée, de par sa présence dans le haut de la chaîne de traitement des données brutes. Une attention particulière doit de ce fait être apportée au recalage, dont une mise en place rigoureuse permet de limiter les influences néfastes sur les étapes de modélisation ou d'interprétation du nuage de points, qui concluent généralement la chaîne de traitement.

Les approches pour le recalage des nuages de points sont nombreuses et richement documentées à travers la littérature. Bien que le verrou de l'automatisation des méthodes ait été levé grâce aux possibilités d'extraction automatique d'informations dans les nuages, il constitue toujours, avec la robustesse des approches, l'une des pistes principales d'amélioration. La stratégie de détection de points d'intérêt 3D, par extension des méthodes de traitement d'images, est notamment une thématique active de recherche, favorisée par la démocratisation de l'utilisation des nuages de points.

Ce chapitre s'inscrit dans la transition avec la seconde partie de ce manuscrit. En effet, l'importance de la qualité du recalage des données nous a conduit à envisager l'intégration de données hétérogènes selon cet angle en particulier. Tandis que les approches de consolidation ont été présentées dans ce chapitre à travers l'observation des différents types d'entités pouvant servir au recalage, les modèles de transformation ainsi que les stratégies d'optimisation qui mènent à l'estimation des paramètres de transformation seront abordés dans le Chapitre 4.

Deuxième partie

**VERS UNE SOLUTION
POUR LE RECALAGE
DE NUAGES DE POINTS
HÉTÉROGÈNES**

Approche pour le recalage de données 3D

4.1 Solutions pour l'estimation des paramètres d'une transformation	100
4.1.1 Généralités sur les transformations 3D	100
4.1.2 Expression mathématique d'un changement de repère	102
4.1.3 Estimation des paramètres de transformation entre deux nuages de points	109
4.1.4 Approches de recalage pour plusieurs jeux de données	115
4.2 Établissement d'un modèle fonctionnel adapté	119
4.2.1 Récapitulatif des données en présence	119
4.2.2 Mise en correspondance des points caractéristiques	122
4.2.3 Choix du nuage de référence	125
4.2.4 Définition des contraintes entre entités appariées/communes	127
4.2.5 Constitution du modèle fonctionnel	129
4.3 Résolution du système de contraintes par les moindres carrés pondérés	131
4.3.1 Valeurs approchées des paramètres inconnus	131
4.3.2 Linéarisation et écarts de fermeture	132
4.3.3 Détermination des grandeurs compensées	134
4.3.4 Itération de la solution	137
4.4 Solution apportée au géoréférencement	138
4.4.1 Géoréférencement indirect	139
4.4.2 Géoréférencement de chaque nuage individuel	141

Dans la première partie de ce manuscrit, dédiée aux instruments et aux méthodes de la numérisation tridimensionnelle, les techniques d'acquisition des données et leur qualité *a priori* ont été présentées (Chapitres 1 et 2), ainsi que la chaîne de traitement des données acquises menant à la production de livrables (Chapitre 3). L'importance du recalage des données sur la qualité finale

du nuage a notamment été soulevée, sans pour autant en définir les principes géométriques.

Ce chapitre a pour objectif de formaliser la notion de transformation 3D, dans le but d'introduire le modèle fonctionnel sur lequel repose l'approche de recalage global développée. La résolution de cette approche est également présentée, ainsi que sa modification afin de contrer la potentielle présence de fautes dans les jeux de données traités.

4.1 Solutions pour l'estimation des paramètres d'une transformation

Avant d'envisager le recalage de multiples nuages de points au sein d'un même repère, il est nécessaire de revenir à la définition du **changement de repère** en tant que **transformation** qui lie deux référentiels, tridimensionnels dans ce cas de figure. Ceci passe dans un premier temps par la considération du principe de changement de repère parmi les nombreuses transformations géométriques existantes, ainsi que par le rappel de ses caractéristiques principales. Après avoir exprimé mathématiquement cette transformation, les approches de détermination des paramètres qui la constituent sont exposées.

4.1.1 Généralités sur les transformations 3D

Diversité des transformations géométriques

Soit un repère cartésien tridimensionnel $\mathcal{R} = (O, \vec{x}, \vec{y}, \vec{z})$ orthonormé direct, d'origine O , dans lequel est observé un objet amené à être déplacé spatialement ou à être modifié. Le choix d'une transformation géométrique pour répondre à un problème donné s'effectue avant tout en fonction de la nature de cette transformation, autrement dit en fonction des propriétés géométriques de l'objet que cette transformation va permettre de conserver. Partant de l'observation des caractéristiques conservées suite à la transformation, il est possible de les regrouper par grandes catégories.

Transformations rigides Outre les symétries spatiales, la transformation la plus courante est celle qui consiste à appliquer un déplacement linéaire à un objet dans l'espace euclidien, déplacement pouvant être complété par un changement d'orientation de l'objet. Dans un espace euclidien 3D, une telle transformation est constituée de trois paramètres qui forment le vecteur tridimensionnel de translation, ainsi que de trois paramètres de rotation (un selon chaque axe du repère). On parle dans ce cas d'une **isométrie**, qui est une **transformation rigide** en tant que combinaison d'une translation et d'une rotation, elles-mêmes rigides. Les transformations rigides possèdent la propriété de *conserver les distances euclidiennes* entre tous les points. Ainsi, un repère orthonormé direct auquel est appliquée une transformation rigide reste orthonormé direct après transformation. En mécanique, les transformations rigides sont utilisées pour représenter les mouvements des corps solides non déformables.

Similitude L'ajout à l'isométrie décrite précédemment des effets d'une **homothétie**, qui revient à effectuer un agrandissement ou une réduction uniforme de la taille de l'objet, va engendrer un

nouveau type de transformation. Il s'agit d'une **similitude**, dont les paramètres sont au nombre de sept. Aux six paramètres de translation et de rotation s'ajoute en effet un facteur d'échelle, uniforme selon les trois axes du repère. De ce fait, la similitude n'est pas une transformation rigide car les distances entre les points varient de façon uniforme. Les similitudes font partie des **transformations conformes**, dont la principale caractéristique est de *conserver localement les angles*; néanmoins l'ensemble des transformations conformes ne se limite pas aux similitudes et constitue un ensemble plus vaste de transformations, non abordées ici. Du fait de la présence d'un déplacement de l'origine du repère de l'objet, par le biais d'un vecteur de translation, isométries et similitudes sont des applications **affines**.

Autres transformations non-rigides Au-delà de la similitude, une première catégorie de transformations **non-rigides** englobe les **transformations affines** d'ordres supérieurs, c'est-à-dire qui possèdent plus que les sept degrés de liberté propres à la similitude. Elles permettent ainsi d'appliquer à l'objet davantage de contraintes de déformations, comme par exemple un changement d'échelle non-uniforme selon les axes du repère, ou encore des contraintes de cisaillement. Pour autant, les transformations affines conservent le critère de parallélisme entre les droites et les plans. Elles constituent les transformations non-rigides les plus simples à paramétrer.

D'autres transformations non-rigides peuvent être citées, telles que les transformations polynomiales ou encore les transformations projectives. D'une manière générale, la littérature fait état d'un certain nombre d'approches cherchant à généraliser le principe de la transformation non-rigide, à travers des modèles globaux hautement paramétrables. Dans le cas du traitement de nuages de points, des formulations non-rigides du célèbre algorithme ICP dédié au recalage fin peuvent être citées, comme rappelé dans l'état de l'art étoffé fourni par [Tam *et al.*, 2013]. Des algorithmes se détachant du principe de l'ICP ont également été proposés, notamment par [Myronenko et Song, 2010] qui introduit l'algorithme *Coherent Point Drift* (CPD). Citons encore l'article de [Zampogiannis *et al.*, 2018], dans lequel les auteurs travaillent avec des caméras de profondeur et décrivent un algorithme de recalage non-rigide, dont le but est de gérer les déformations présentes sur les bords des nuages de points.

Synthèse

Dans les applications liées à la topographie et à ses domaines associés, les transformations les plus couramment appliquées sont les transformations conformes qui conservent les angles et donc la forme des objets. On les rencontre notamment en géodésie pour la conversion de coordonnées d'un référentiel (ou *datum*) vers un autre, en photogrammétrie pour déterminer l'orientation absolue des repères, mais aussi en lasergrammétrie pour le recalage des nuages de points, dont il est question dans ces travaux. Dans la littérature associée, la **similitude 3D** considérée est parfois désignée par le terme **transformation de Helmert 3D** ou plus simplement **transformation à 7 paramètres**, voire également **transformation conforme 3D** [Dewitt, 1996].

Les transformations non-rigides nécessitent l'introduction d'un modèle de déformation et possèdent un nombre plus important de degrés de liberté, qui représentent autant de contraintes non linéaires pouvant être appliquées localement ou globalement. Moins fréquentes pour le recalage de données en lasergrammétrie terrestre, elles trouvent davantage leur intérêt dans le cas

du recalage d'images (médicales par exemple), ou lorsqu'il s'agit de travailler avec des nuages de points dans des algorithmes de reconstruction dynamique (application au SLAM, dans certains cas). Ce choix se justifie du fait de la qualité des données produites par les capteurs embarqués. Dans le domaine de la robotique, de telles approches non-rigides se distinguent des transformations rigides parfois appliquées, qualifiées dans ce cas de transformations à 6 degrés de liberté (en anglais *6DoF transformation*).

4.1.2 Expression mathématique d'un changement de repère

La consolidation de deux nuages de points dans un même référentiel revient à effectuer un changement de repère, soit de l'un des deux nuages dans le référentiel de l'autre, soit des deux nuages vers un référentiel extérieur. La transformation associée à un changement de repère en trois dimensions est composée d'un vecteur de **translation à trois paramètres** $t = (t_x, t_y, t_z)$, de trois paramètres de rotation consignés dans une matrice (3×3) de **rotation** R , et éventuellement d'un **facteur d'échelle uniforme** μ . Il s'agit donc d'une **similitude 3D**, aussi la transformation associée au changement de repère permet de **conserver les angles ainsi que les rapports de distances**.

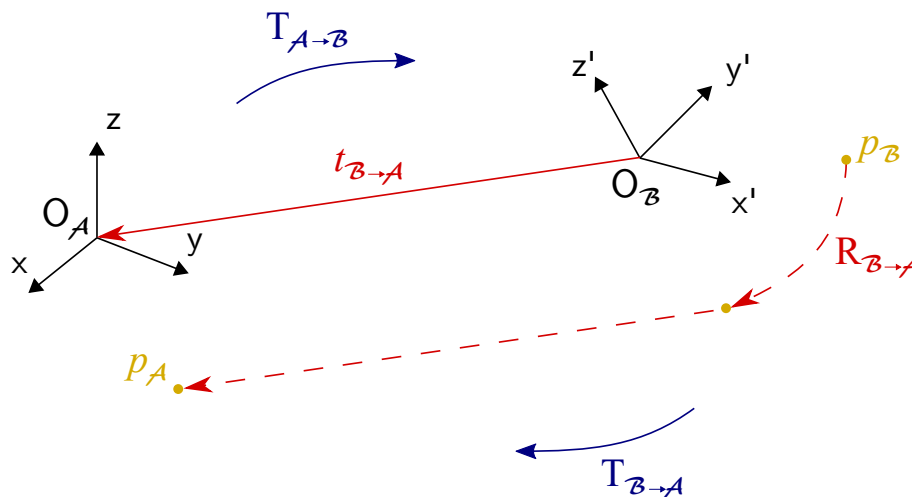


Figure 4.1 - Principe d'un changement de repère, incluant une rotation et une translation.

Définition

Soient deux référentiels \mathcal{A} et \mathcal{B} d'origines respectives O_A et O_B , et un point $p \in \mathbb{R}^3$ de coordonnées cartésiennes $p = [x, y, z]^T$. Les coordonnées de ce point p observé depuis chacun des référentiels seront respectivement notées p_A et p_B . Le référentiel \mathcal{A} représente le repère d'origine, et le référentiel \mathcal{B} celui de destination. La similitude 3D qui lie un point de ces deux espaces s'écrit :

$$p_A = \mu R p_B + t \tag{4.1}$$

ou encore :

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}_{\mathcal{A}} = \mu \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}_{\mathcal{B}} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

Remarques

Dans le cas du recalage de deux nuages de points issus de la *lasergrammétrie terrestre*, il est possible de considérer que les instruments sont préalablement calibrés et n'induisent ainsi **pas de changement d'échelle** entre les jeux de données. Dans ce cas, l'équation 4.1 peut être simplifiée en éliminant le facteur d'échelle μ , ce qui revient à se rapporter à une isométrie composée de 6 paramètres (3 translations, 3 rotations). Néanmoins, l'expression générale 4.1 de la similitude 3D sera conservée dans la suite de ce manuscrit, dans la mesure où des changements d'échelle entre jeux de données hétérogènes peuvent être rencontrés. C'est le cas notamment lorsqu'il s'agit de travailler avec des données issues de la photogrammétrie, pour lesquelles la mise à l'échelle n'a pas nécessairement été effectuée au préalable.

L'expression mathématique de la similitude 3D est soumise à quelques changements en fonction de l'entité géométrique retenue pour matérialiser les liens entre les référentiels. Ainsi, l'équation 4.1 établie précédemment est valable dans le cas où des **entités ponctuelles** sont utilisées, ce qui est le cas dans l'approche proposée dans la suite de ce chapitre. L'utilisation de primitives planaires, linéaires ou cylindriques, passant par des représentations géométriques plus complexes qu'un simple point et faisant ainsi appel à des notations vectorielles (par exemple, vecteur normal à un plan ou vecteur directeur d'une droite), entraînera la modification de cette équation en conséquence. Ces approches ne seront pas développées de manière plus détaillée dans ce manuscrit.

Représentation des rotations

Les paramètres de rotation sont habituellement regroupés sous forme matricielle. Néanmoins, la manière de représenter ces rotations intégrées au sein d'une **matrice de rotation** n'est pas unique. Quelques représentations courantes sont présentées ci-après, afin de justifier la solution retenue.

Particularités de la matrice de rotation Dans l'équation précédente de la similitude spatiale 3D, la matrice carrée R est une matrice **orthogonale**, c'est-à-dire qu'elle vérifie :

$$R^T R = R R^T = \mathbf{I}_3, \quad R^{-1} = R^T \quad \text{et} \quad \det(R) = 1 \quad (4.3)$$

avec \mathbf{I}_3 la matrice identité d'ordre 3.

Ainsi, R est une matrice de rotation si et seulement si elle respecte les propriétés d'une matrice orthogonale énoncées dans l'équation 4.3. Il arrive que $\det(R) = -1$ dans le cas où la matrice de rotation inclurait une symétrie, cependant ce cas de figure n'est *a priori* pas utile pour le recalage de données. Notons également que la combinaison de deux rotations successives R_1 puis R_2 est possible et s'effectue par simple multiplication des matrices de rotations associées, ce qui aboutit, en veillant à l'ordre, à la rotation combinée $R = R_2 R_1$.

La matrice de rotation de dimensions (3×3) est composée de neuf éléments r_{11}, \dots, r_{33} . Cependant, la détermination complète de ces neuf éléments individuels n'est pas nécessaire, dans la mesure où ceux-ci sont liés. Aussi, le plus souvent, l'estimation de la matrice de rotation passe par la détermination d'un triplet d'angles de rotation indépendants, voire par l'utilisation d'autres formalismes décrits dans les paragraphes qui suivent.

Séquence de rotations élémentaires Une façon courante de représenter une rotation quelconque dans un espace tridimensionnel consiste à prendre en compte trois angles de rotation successifs qui représentent chacun une rotation selon un axe du repère, les trois axes étant orthogonaux deux à deux. Le terme générique d'**angles d'Euler** est utilisé pour désigner un tel triplet d'angles composant les rotations bidimensionnelles successives, un axe étant maintenu fixe lors de chacune de ces rotations. De nombreuses conventions existent, dans lesquelles varient à la fois la dénomination des angles, mais aussi le choix de la séquence des axes de rotation. Néanmoins, la convention associée par défaut aux angles d'Euler regroupe trois angles nommés α , β et γ (ou parfois φ , θ , ψ), qui matérialisent les rotations respectives autour des axes selon une séquence telle que le premier et le dernier axe de rotation sont les mêmes. Ainsi à titre d'exemple, les rotations peuvent être appliquées selon l'axe z du repère d'origine (angle α), puis selon l'axe x' (angle β , x' étant l'axe x transformé suite à la première rotation), et enfin selon l'axe z'' (angle γ , z'' étant l'axe z transformé suite aux deux rotations précédentes).

En photogrammétrie aérienne et terrestre, le triplet d'angles couramment employé lors de l'orientation externe est noté $(\omega, \varphi, \kappa)$. Associée dans ce cas à une transformation rigide ou conforme 3D, cette notation peut également être observée lorsqu'il est question du recalage de nuages de points. La séquence d'axes de rotation associée, empruntée au domaine de la navigation et aux **angles dits de Tait-Bryan**¹, est définie comme suit : rotation ω autour de x , puis rotation φ autour de y' , et enfin rotation κ autour de z'' ². La composition de la matrice de rotation complète se fait par multiplication des matrices représentant les rotations élémentaires successives. Cependant, il peut y avoir ambiguïté au niveau de l'ordre des multiplications. En effet, cet ordre varie selon que l'on se place dans le référentiel lié à l'objet considéré mobile, ou dans le référentiel initial resté fixe³. Or, la multiplication matricielle n'étant pas commutative, l'ordre des multiplications est important et influe sur le résultat final.

Considérons que les rotations élémentaires ont été définies de telle sorte que les coordonnées dans le repère initial (d'indice \mathcal{A} sur la Figure 4.1) sont exprimées en fonction des coordonnées dans le repère de destination (d'indice \mathcal{B} sur cette même figure). Rapporté à la Figure 4.1, cela revient à considérer la transformation de \mathcal{B} vers \mathcal{A} , soit une matrice de rotation notée $R_{\mathcal{B} \rightarrow \mathcal{A}}$. Dans ce cas les rotations sont définies selon les axes mobiles, comme décrit dans les ouvrages de [Kraus et Waldhäusl, 1998] ou encore [Luhmann *et al.*, 2013], et la matrice de rotation s'écrit alors :

-
1. Lacet, tangage et roulis.
 2. De manière analogue à l'énoncé précédent, y' et z'' sont les axes y et z du repère initial, respectivement transformés par la première rotation ω ou par les deux premières rotations ω et φ .
 3. On parle parfois de transformation *passive* ou *active* : les coordonnées d'un point p peuvent varier à cause de la rotation du référentiel, ou à cause de la rotation du point lui-même. Ainsi le point considéré et le référentiel se déplacent l'un par rapport à l'autre, de manière équivalente mais opposée.

$$R = R_{\omega\varphi\kappa} = R_{\omega}R_{\varphi}R_{\kappa}$$

et

$$R = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \tag{4.4}$$

$$= \begin{pmatrix} \cos \varphi \cos \kappa & -\cos \varphi \sin \kappa & \sin \varphi \\ \cos \omega \sin \kappa + \sin \omega \sin \varphi \cos \kappa & \cos \omega \cos \kappa - \sin \omega \sin \varphi \sin \kappa & -\sin \omega \cos \varphi \\ \sin \omega \sin \kappa - \cos \omega \sin \varphi \cos \kappa & \sin \omega \cos \kappa + \cos \omega \sin \varphi \sin \kappa & \cos \omega \cos \varphi \end{pmatrix}$$

Cette dernière notation a été retenue dans les travaux présentés. Notons que la convention inverse est également courante dans la littérature, consistant à se placer dans le repère resté fixe pour observer le déplacement de l'objet : ceci implique la définition inverse des matrices de rotations élémentaires, alors multipliées dans l'ordre inverse. Néanmoins, ces deux conventions sont liées par une simple relation d'inversion et sont donc facilement transposables. En effet la matrice de rotation inverse⁴ se calcule comme étant la transposée de celle décrite en 4.4, c'est-à-dire $R^T = (R_{\omega}R_{\varphi}R_{\kappa})^T = R_{\kappa}^T R_{\varphi}^T R_{\omega}^T$. Ainsi, inverser la matrice établie dans l'équation 4.4 revient à inverser la séquence des multiplications. De la même manière, si la hiérarchie des rotations selon les axes est modifiée, alors la séquence de multiplications matricielles devra être modifiée en conséquence.

Cas de petits angles Pour de petites variations angulaires $\delta\omega$, $\delta\varphi$ et $\delta\kappa$ telles que $\delta\omega \simeq \delta\varphi \simeq \delta\kappa \simeq 0$, la matrice de rotation peut être simplifiée par le biais d'approximations et devient alors une matrice antisymétrique dR :

$$dR = \begin{pmatrix} 1 & -d\kappa & d\varphi \\ d\kappa & 1 & -d\omega \\ -d\varphi & d\omega & 1 \end{pmatrix} \tag{4.5}$$

Cette matrice simplifiée n'est plus orthogonale, mais son inverse reste égal à sa transposée ($dR^{-1} = dR^T$). Cette notation s'avère notamment intéressante dans le cadre de l'estimation des paramètres de transformation par le biais des moindres carrés. En effet, cette étape nécessite que le système soit composé d'équations linéaires, ce qui n'est initialement pas vérifié du fait des termes présents dans la matrice de rotation R standard. L'utilisation de la matrice de rotation simplifiée dR rend alors aisée la linéarisation. Cette simplification, possible si les angles de rotation sont supposés petits, peut être envisagée dans deux cas de figure :

- S'il est antérieurement établi (ou s'il est avéré) que la transformation est composée essentiellement d'une translation, complétée de faibles variations angulaires, alors la matrice dR peut être utilisée.

4. En référence à la Figure 4.1, cette rotation inverse $R_{\mathcal{A} \rightarrow \mathcal{B}}$, décrivant le passage des coordonnées initiales dans le repère \mathcal{A} vers les nouvelles coordonnées dans le repère \mathcal{B} , peut sembler plus intuitive.

- Si des valeurs approchées des paramètres de transformation ont été estimées, alors les axes des repères sont grossièrement alignés et l'hypothèse de petites variations angulaires résiduelles est acceptable.

Quaternions Outre l'utilisation d'un triplet d'angles successifs de rotation, il existe d'autres formalismes afin de représenter une rotation dans l'espace. Les quaternions constituent une manière élégante de manipuler des rotations tridimensionnelles, en se basant sur une généralisation des nombres complexes. Par analogie dans le plan, il est par exemple possible de paramétrer une rotation plane grâce à un nombre complexe de module 1 : $e^{i\theta}$ représente ainsi une rotation d'angle θ . Dans le cas où la rotation est tridimensionnelle, un quaternion \mathbf{q} est employé. Il est composé de quatre paramètres a , b , c et d liés à trois axes imaginaires $(\mathbf{i}, \mathbf{j}, \mathbf{k})$ formant une base tridimensionnelle, de telle sorte que $\mathbf{q} = a + b\mathbf{i} + c\mathbf{j} + d\mathbf{k}$ avec $a, b, c, d \in \mathbb{R}$ et $\mathbf{i}^2 = \mathbf{j}^2 = \mathbf{k}^2 = \mathbf{ijk} = -1$. En dehors de la différence d'écriture des quaternions, l'idée de leur construction est proche de celle évoquée dans le cas de la rotation vectorielle : les paramètres a , b , c et d contiennent ainsi des informations sur le centre de rotation, la direction de l'axe de rotation et l'angle associé.

L'ensemble formé par les quaternions possède les propriétés d'associativité, ainsi une succession de rotations se traduit par une simple multiplication des quaternions associés, à l'image des matrices de rotation standards. Il existe également des formules de conversion permettant de passer des quaternions aux matrices de rotation et inversement, et par conséquent des quaternions aux angles d'Euler et inversement. Alors que les neuf éléments de la matrice de rotation sont composés de **fonctions trigonométriques** des angles de rotation dans l'expression standard 4.4, ils seront composés de **paramètres algébriques** lorsque les quaternions sont utilisés.

Intérêts des quaternions : Outre l'aisance à manipuler les quaternions dans les calculs, ceux-ci sont appréciés pour les applications en temps réel dans la mesure où ils demandent moins de mémoire de stockage (quatre paramètres pour l'écriture d'un quaternion, contre neuf dans le cas d'une matrice de rotation). Pour des raisons similaires, la combinaison de rotations successives est moins demandeuse en matière de puissance de calcul, d'où l'emploi des quaternions dans certains logiciels. Cet aspect est exploité notamment dans les domaines de la vision par ordinateur et de la robotique. Néanmoins, leur utilisation ainsi que leur visualisation sont moins intuitives que ne le sont celles du triplet d'angles d'Euler, rattachés chacun à un axe. Aussi, il n'est pas rare que les quaternions soient employés au sein de la chaîne de traitement, bénéficiant ainsi des intérêts évoqués précédemment, mais que l'exploitation des résultats finaux se fasse sur la base d'une conversion en angles d'Euler ou en matrice de rotation.

Point négatif : Un dernier aspect non négligeable pour l'approche proposée dans ces travaux de thèse concerne l'expression des incertitudes *a priori* et *a posteriori* sur les paramètres de rotation. D'une part, les analyses de précision sur les paramètres de transformation sont plus aisées sur la base d'angles agissant chacun selon un axe, que sur la base d'une notation complexe tels les quaternions. En outre, le lien avec les incertitudes angulaires *a priori* disponibles pour la plupart des instruments de mesure (à l'image des tachéomètres ou des scanners laser terrestres) est plus direct à établir à partir des angles de rotations tels que définis précédemment, qu'à partir des quaternions. Pour ces raisons, la représentation des rotations à l'aide des quaternions n'a pas été retenue dans le cadre de ces travaux.

4.1. Solutions pour l'estimation des paramètres d'une transformation

Rotation vectorielle D'après le théorème d'Euler, toute rotation peut être exprimée comme un *unique déplacement angulaire autour d'un axe quelconque*. Le premier élément qui sert à définir une rotation vectorielle dans l'espace euclidien de dimension 3 est donc l'axe de rotation, dirigé par un vecteur unitaire tridimensionnel $\vec{e} = (e_x, e_y, e_z)^T$. Cet axe est invariant selon cette rotation, dont le second élément est l'angle θ qui quantifie le déplacement angulaire. Le formalisme ainsi proposé est en réalité une version simplifiée de la représentation évoquée précédemment et faisant intervenir le triplet d'angles d'Euler, représentation selon laquelle la rotation est décomposée en trois rotations élémentaires autour des axes du repère.

Simple d'écriture dans sa forme initiale, ce type de rotation faisant intervenir un axe et un angle associé est notamment utilisé pour représenter les vitesses angulaires en cinétique. Ce formalisme peut également simplifier la détermination de valeurs approchées des rotations (voir paragraphe valeurs approchées), en étant employé au sein de méthodes géométriques. Bien que les lois de composition ne puissent être appliquées de manière directe lorsqu'il s'agit de combiner deux rotations successives représentées de la sorte, la connaissance du vecteur $\vec{e} = (e_x, e_y, e_z)^T$ et de l'angle θ permet de former une matrice de rotation de dimension (3×3) , ce qui peut aider à résoudre le problème de composition. Pour autant, considérant les aspects relatifs aux incertitudes et aux précisions évoqués en marge des quaternions, ce dernier formalisme ne semble pas plus adapté à l'approche proposée.

Introduction des coordonnées homogènes

La notation en coordonnées homogènes est une représentation mathématique des coordonnées notamment employée en géométrie projective, où elle permet de simplifier les calculs dans l'espace projectif. Cette notation est donc courante en photogrammétrie et en vision par ordinateur, domaines dans lesquels des modèles projectifs de caméras sont utilisés. D'une manière générale, les coordonnées homogènes sont appréciées dans l'expression des transformations, projectives ou non, car elles permettent d'écrire des relations linéaires pour l'application comme pour la composition de ces transformations.

Principe de notation Le principe de cette notation consiste à ajouter un facteur $w \in \mathbb{R}$ aux coordonnées initiales, si bien que les coordonnées homogènes d'un point appartenant à un espace de dimension n s'exprimeront sous la forme d'un vecteur de dimension $n+1$.

Soit un point $p \in \mathbb{R}^3$, de coordonnées cartésiennes $p = [x, y, z]^T$. Les coordonnées homogènes de ce point s'écrivent $\tilde{p} = [\tilde{x}, \tilde{y}, \tilde{z}, w]^T$, et la conversion inverse vers les coordonnées cartésiennes s'effectue par division par le facteur w . Le cas particulier $w = 1$ est le plus commun, permettant de retrouver les coordonnées cartésiennes initiales car ainsi $\tilde{p} = [\tilde{x}/w, \tilde{y}/w, \tilde{z}/w, w/w]^T = [x, y, z, 1]^T$. De cette définition découle un second cas particulier observé lorsque $w = 0$, cas pouvant s'avérer nécessaire dans l'expression de relations projectives dans la mesure où il rend possible la représentation d'un point situé à l'infini. Une dernière propriété des coordonnées homogènes est leur invariance à l'échelle, lors de leur multiplication par un scalaire $k \neq 0$: en effet, les points $\tilde{p} = [x, y, z, 1]^T$ et $k\tilde{p}$ sont dits équivalents à un facteur d'échelle près.

Application au changement de repère L'utilisation des coordonnées homogènes va permettre de simplifier l'équation 4.1 de la transformation entre deux référentiels en la ramenant à une expression linéaire, sous la forme d'une multiplication matricielle. En notation homogène, l'équation décrivant un changement de repère devient ainsi :

$$p_{\mathcal{A}} = T p_{\mathcal{B}} \quad (4.6)$$

La nouvelle équation 4.6 fait ressortir une matrice T de dimensions (4×4) contenant tous les paramètres du changement de repère. Celle-ci est appelée **matrice de transformation**, ou encore **matrice de passage** dans les domaines liés à la mécanique ou à la robotique.

$$T = \begin{pmatrix} \mu R & t \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu r_{11} & \mu r_{12} & \mu r_{13} & t_x \\ \mu r_{21} & \mu r_{22} & \mu r_{23} & t_y \\ \mu r_{31} & \mu r_{32} & \mu r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

D'une manière générale, la plupart des transformations mentionnées au début de cette sous-section 4.1.1 s'écrivent sous forme linéaire suite à l'introduction des coordonnées homogènes. Les applications linéaires de \mathbb{R}^3 à l'image de la rotation seule peuvent s'exprimer directement sous forme matricielle. En revanche, les transformations affines de \mathbb{R}^3 telles que l'isométrie ou la similitude, composées d'une application linéaire et d'une translation, nécessitent le passage dans \mathbb{R}^4 à l'aide de la notation homogène pour trouver une expression linéaire. Notons que pour certaines transformations présentant un nombre de degrés de liberté plus important, à l'image des transformations polynomiales par exemple, l'introduction des coordonnées homogènes ne conduira pour autant pas à l'élaboration d'un modèle linéaire. Ces transformations, faisant apparaître des modèles de déformation, se rencontrent plus fréquemment dans le domaine du recalage d'images (médicales par exemple), et ne seront pas abordées dans la thématique du recalage de données 3D, considérées a priori non déformables.

Quelques propriétés de la similitude 3D

En guise de résumé, les propriétés essentielles de la similitude 3D retenue pour modéliser la transformation d'un référentiel vers un autre sont rappelées de manière synthétique.

Transformation conforme : Les angles et les rapports de distance sont conservés, assurant ainsi un minimum de déformations de l'objet considéré. Un changement d'échelle uniforme peut cependant être observé. En l'absence de facteur d'échelle uniforme, la transformation est dite *rigide* et se rapporte au cas de l'isométrie, laissant également invariantes les distances euclidiennes réelles entre les points.

Application bijective : La similitude est une bijection, à l'image de toutes les transformations géométriques, de l'ensemble \mathbb{R}^3 dans lui-même. Aussi, tout élément de l'ensemble d'arrivée \mathbb{R}^3 possède un unique antécédent dans \mathbb{R}^3 . À ce titre, la similitude possède une **transformation**

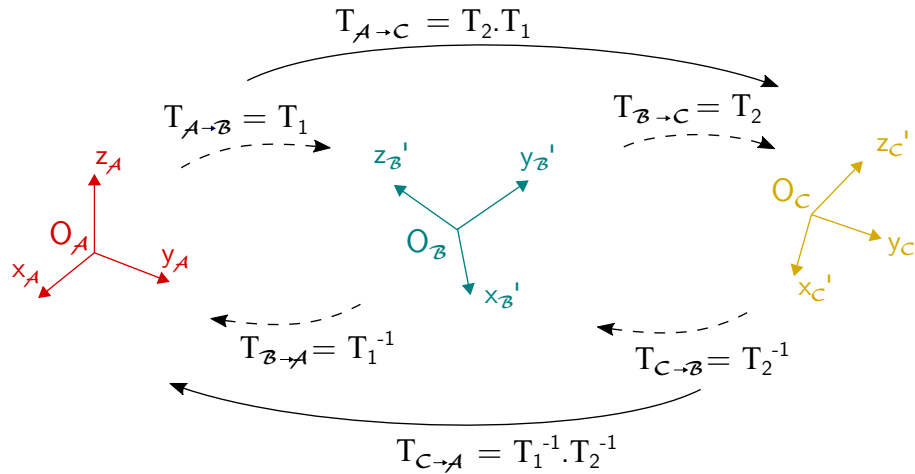


Figure 4.2 - Composition de plusieurs transformations successives.

inverse T^{-1} , permettant de passer du référentiel d'arrivée au référentiel de départ. Ceci justifie la présence des deux sens de transformation sur la Figure 4.1. La matrice associée à la transformation inverse s'écrit, sur la base d'une notation homogène :

$$T^{-1} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\mu} R^T & -\frac{1}{\mu} R^T t \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 1 \end{pmatrix} \quad (4.7)$$

Composition : La loi de composition s'applique au groupe des similitudes spatiales, d'où la possibilité de combiner des transformations appliquées successivement, comme illustré sur la Figure 4.2. À l'image des matrices de rotation, les matrices individuelles de transformation T_1 , T_2 , etc. peuvent être multipliées de façon séquentielle, en veillant à l'ordre, soit dans le cas de deux transformations successives :

$$T = T_2 T_1 = \begin{pmatrix} \mu_2 R_2 \mu_1 R_1 & \mu_2 R_2 t_1 + t_2 \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 1 \end{pmatrix} \quad (4.8)$$

4.1.3 Estimation des paramètres de transformation entre deux nuages de points

Problématique liée à la détermination des paramètres

Procéder au recalage de **deux nuages de points** revient à considérer la transformation qui les lie : on parle alors de **recalage par paires**. Un minimum de **trois points communs** connus en coordonnées dans chacun des nuages est nécessaire pour déterminer les sept (ou six, en l'absence de mise à l'échelle) paramètres inconnus. Néanmoins, la présence de points supplémentaires offre une **redondance** qui permet une détermination plus fiable des paramètres de transformation, et offre la possibilité de calculer des résidus sur ces points en appliquant des méthodes d'ajustement.

La transformation recherchée, à savoir une similitude spatiale, est formalisée selon une équation non-linéaire. La littérature fait état d'un grand nombre de solutions qui visent à résoudre ce problème *non-linéaire*, tout en respectant le **critère des moindres carrés**. Ces solutions peuvent être divisées en deux catégories selon la méthode de résolution retenue : aux **approches analytiques**, linéaires, s'opposent les **calculs d'ajustement itératifs**. Ces notions sont discutées dans les paragraphes suivants, après le rappel de quelques notions utiles.

Notions préalables

Données en entrée Bien qu'il soit question dans ces travaux du recalage de nuages de points comptant plusieurs milliers de points, les solutions d'estimation présentées dans cette sous-section 4.1.3 ne se basent pas sur l'intégralité des nuages, mais sur une **sélection de n points représentatifs** dans chacun des nuages, avec $n \geq 3$. Ces échantillons forment ainsi deux jeux de données de même dimension, entre lesquels les correspondances sont supposées connues au préalable. La mise en correspondance des entités, problématique de recherche à part entière, n'est en effet pas abordée dans ce paragraphe.

L'approche la plus simple consiste à considérer un jeu de données **mobile**, à faire correspondre avec un jeu de données **fixe**. En conservant la notation anglophone (où m désigne le *model*, c'est-à-dire le nuage fixe, et d apparaît pour *data*, soit le nuage mobile), ces jeux de données sont nommés $\{m_i\}$ et $\{d_i\}$ avec $i = 1, \dots, n$ et sont tels que

$$\{m_i\} = \begin{pmatrix} x_1^m & y_1^m & z_1^m \\ x_2^m & y_2^m & z_2^m \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^m & y_n^m & z_n^m \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad \{d_i\} = \begin{pmatrix} x_1^d & y_1^d & z_1^d \\ x_2^d & y_2^d & z_2^d \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^d & y_n^d & z_n^d \end{pmatrix}$$

où le i -ème triplet de coordonnées issu de m est associé avec le i -ème triplet issu de d .

Critère des moindres carrés Dans le Chapitre 2, il a été expliqué que dans la pratique, les mesures réalisées ne sont jamais *exactes*. Les erreurs qui entachent ces observations ne permettent ainsi pas la détermination de paramètres qui relieraient *exactement* les deux nuages de points. Déterminer les **paramètres optimaux** de la transformation géométrique qui lie deux nuages de points revient à résoudre un **problème d'optimisation**. Par *meilleure transformation* ou *transformation optimale*, on entend la transformation dont les paramètres inconnus seront estimés avec la plus forte probabilité. Ceci passe par la minimisation d'une **fonction de coût**, introduite ici au sens des moindres carrés et qui consiste à **minimiser la somme des carrés des résidus** v_i . Ici, les résidus sont observables au niveau des points communs à l'issue de l'estimation. Partant de l'hypothèse que la distribution des erreurs imputant les jeux de données en présence suit une *loi normale*, le critère des moindres carrés établit la condition suivante pour les résidus :

$$\sum_{i=1}^n v_i^2 \rightarrow \min. \quad (4.9)$$

4.1. Solutions pour l'estimation des paramètres d'une transformation

Dans cette expression peut apparaître le facteur multiplicatif p_i appliqué aux résidus, pour désigner les éventuels poids associés. Cette équation 4.9 représente le problème d'optimisation à résoudre. Ceci se traduit encore par la minimisation de la norme L_2 (ou norme euclidienne, notée $\|\cdot\|_2$) du vecteur des résidus, lorsque celui-ci est écrit sous forme matricielle.

Supposons que les deux jeux de points communs $\{m_i\}$ et $\{d_i\}$ sont liés par une transformation géométrique, d'équation 4.1 donnée plus haut dans ce chapitre. Déterminer les paramètres de transformation optimaux ($\hat{\mu}$, \hat{R} et \hat{t}) revient à estimer ces paramètres de telle manière qu'ils permettent de minimiser le critère des moindres carrés, défini dans ce cas par :

$$\sum_{i=1}^n (d_i - (\hat{\mu} \hat{R} m_i + \hat{t}))^2 \longrightarrow \min. \quad (4.10)$$

Les résidus transcrits dans cette fonction de coût représentent les écarts après recalage entre les points mis en correspondance, c'est-à-dire l'erreur de recalage entre les deux jeux de données calculée sur la base de leurs points communs. Afin de minimiser ces écarts, différentes techniques d'optimisation présentées dans la suite peuvent être appliquées.

Réduction des jeux de données à leurs barycentres Le barycentre d'un nuage de points est défini par la moyenne des coordonnées selon chaque dimension X, Y et Z, ce qui revient à écrire pour les jeux de données 3D $\{m_i\}$ et $\{d_i\}$:

$$\begin{aligned} \bar{m} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i \\ \bar{d} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i \end{aligned} \quad (4.11)$$

En substituant les coordonnées des barycentres issus de 4.11 aux coordonnées initiales des points, les jeux de données réduits à leurs barycentres respectifs s'écrivent alors :

$$\begin{aligned} m_{i \text{ réduit}} &= m_i - \bar{m} \\ d_{i \text{ réduit}} &= d_i - \bar{d} \end{aligned} \quad (4.12)$$

Effectuer une réduction des jeux de données à leurs barycentres permet de rapporter les deux jeux de données réduits dans un même référentiel dont l'origine est définie par leur barycentre commun, qui est nul. Ainsi, les trois paramètres de translation qui lient les jeux de données initiaux sont éliminés. Par la suite, afin de retrouver les paramètres de transformation complets, il est aisé de déduire les paramètres de translation connaissant la matrice de rotation optimale \hat{R} et le facteur d'échelle $\hat{\mu}$. Sachant que la translation optimale doit faire correspondre les coordonnées du barycentre de $\{d_i\}$ avec les coordonnées transformées du barycentre de $\{m_i\}$, il vient :

$$\hat{t} = \bar{d} - \hat{R} \bar{m} \quad (4.13)$$

En cas de réduction des jeux de données à leurs barycentres, les solutions d'estimation des paramètres présentées par la suite s'attachent en réalité à déterminer les rotations et facteur d'échelle optimaux \hat{R} et $\hat{\mu}$. Procéder à une telle décomposition de l'estimation des paramètres permet d'apporter des solutions mathématiques élégantes et fiables au problème d'optimisation de la rotation, comme évoqué dans le paragraphe suivant. Néanmoins, un inconvénient subsiste en cas d'erreurs dans l'estimation de la rotation, car celles-ci se répercuteront directement sur le calcul de la translation.

Solutions analytiques linéaires

Rapporter l'estimation des paramètres d'une transformation non-linéaire à un problème linéaire est possible, en appliquant certaines solutions algébriques. Le terme *closed form* sert à qualifier ces solutions analytiques dans la plupart des articles scientifiques. Introduits initialement dans les domaines liés à la robotique et à la vision par ordinateur, les algorithmes associés s'appuient en entrée sur les coordonnées de points communs préalablement appariés. Ces algorithmes diffèrent essentiellement de par le principe algébrique retenu pour résoudre le problème, ainsi que de par la représentation utilisée pour les rotations. Ils opèrent au sens des moindres carrés, c'est-à-dire que la fonction de coût qu'ils cherchent à optimiser prend la forme de l'équation 4.10.

Passage par la SVD La **décomposition en valeurs singulières**, raccourcie en SVD (de l'anglais *Singular Value Decomposition*), est un outil d'algèbre linéaire qui permet la factorisation d'une matrice rectangulaire réelle en un produit de trois matrices. L'article de [Arun *et al.*, 1987] propose une solution faisant intervenir deux ensembles de points appariés, dans laquelle cet outil mathématique permet d'aboutir par calculs matriciels successifs à la détermination d'une matrice de rotation. Les deux jeux de données étant au préalable réduits à leurs barycentres respectifs, cette matrice intègre les paramètres de la rotation optimale qui lient les deux ensembles. L'idée formalisée par [Arun *et al.*, 1987] à travers un algorithme simple est en réalité inspirée d'une notion connue antérieurement dans la littérature sous le nom de **problème de Procruste orthogonal**, introduit par [Hurley et Cattell, 1962]. [Schönemann, 1966] en propose le premier une solution qui utilise la décomposition en valeurs singulières, dont le principe est également repris dans l'ouvrage de [Golub et Van Loan, 2013].

Utilisation des valeurs et vecteurs propres Une alternative à l'utilisation de la SVD a été proposée par [Horn *et al.*, 1988]. L'auteur s'appuie dans cet article sur les propriétés d'orthogonalité vérifiées par la matrice de rotation. Un produit matriciel établi à l'aide de deux ensembles de coordonnées réduits à leurs barycentres est tout d'abord défini, selon une formulation similaire à celle présente au départ de l'algorithme de [Arun *et al.*, 1987]. La solution de [Horn *et al.*, 1988] passe ensuite par le calcul des valeurs et vecteurs propres de la matrice résultant du précédent produit matriciel. Ces valeurs et vecteurs propres sont finalement utilisés pour déterminer la matrice de rotation optimale. Dans des travaux précédents du même auteur, [Horn, 1987] avait déjà exploité

les valeurs et vecteurs propres d'une matrice, mais la solution pour les rotations était fournie sous la forme de quaternions.

Les algorithmes établis par [Arun *et al.*, 1987] et [Horn *et al.*, 1988] présentent des similarités, non seulement au niveau du choix de la représentation standard de la matrice de rotation, mais également d'un point de vue structurel. L'article de [Eggert *et al.*, 1997] constitue également une lecture complémentaire intéressante, car il fournit une analyse comparative de quatre solutions analytiques dédiées à l'estimation de paramètres de transformation. Les trois algorithmes évoqués précédemment en font partie, et les résultats de [Eggert *et al.*, 1997] ne font pas ressortir de différences majeures entre eux, à la fois du point de vue de l'efficacité du calcul, mais aussi de la précision.

Méthodes complémentaires Les deux principaux articles autour desquels s'articule ce paragraphe, à savoir [Arun *et al.*, 1987] et [Horn *et al.*, 1988], ont marqué des points de départ pour les travaux qui ont suivi. Ces solutions analytiques ont ainsi fait l'objet de nombreuses évolutions et applications plus récentes à travers la littérature, comme décrit dans le très complet état de l'art proposé par [Pomerleau *et al.*, 2015].

Notons que parmi les évolutions des solutions analytiques évoquées ici, un **algorithme de Procruste pondéré** appliqué à la détermination de transformations 3D a notamment été proposé par [Grafarend et Awange, 2003]. Dans le cas où les matrices de variances-covariances *a priori* des deux jeux de données sont connues, l'algorithme de Procruste pondéré permet d'intégrer ces **propriétés stochastiques** à travers la composition d'une matrice de poids adaptée (voir Chapitre 2). Ainsi, la résolution du recalage par paires à l'aide de méthodes analytiques linéaires n'empêche pas l'apport d'informations liées à la qualité des observations.

Avantages et inconvénients des solutions analytiques Les solutions analytiques présentent l'avantage de ne nécessiter **aucune valeur approchée** des paramètres pour la linéarisation du problème, **ni procédure itérative**. Seules les coordonnées cartésiennes de points communs connues dans les deux systèmes sont nécessaires. Les résultats obtenus sont stables, du moment que l'appariement des points est correct. Pour autant, [Goryn et Hein, 1995] a démontré l'efficacité de l'algorithme de [Arun *et al.*, 1987] notamment, face à des jeux de données bruités. Pour leur simplicité d'implémentation et leur rapidité de calcul, ces approches sont privilégiées dans la majorité des travaux liés à la robotique et à la vision par ordinateur.

Au-delà de ces nombreux avantages, les possibilités d'obtention de **critères liés à la précision** à l'issue du calcul sont limitées. Des résidus sont certes calculables entre points communs originaux et transformés, mais ils fournissent davantage une idée sur la qualité des jeux de données que sur l'estimation en elle-même. Ainsi une analyse plus poussée des critères de précision, au niveau des paramètres estimés notamment, n'est pas envisageable. Ces analyses étant souhaitées dans ces travaux de thèse, d'autres approches, itératives cette fois, doivent être introduites.

Méthode d'estimation itérative

Les méthodes d'estimation (ou d'ajustement) sont utiles à la résolution de systèmes **surdéterminés** d'équations non-linéaires. L'objectif est de déterminer un jeu de paramètres inconnus (ou *va-*

riables expliquées) à partir d'un ensemble de valeurs observées (ou *variables explicatives*), toutes ces grandeurs étant reliées entre elles. Lorsque des **observations surabondantes** sont présentes, la solution n'est pas unique et les calculs de **compensation** permettent dans ce cas de gérer la répartition des erreurs de manière uniforme dans le réseau. La définition d'un **modèle fonctionnel** et d'un **modèle stochastique** conditionne les résultats obtenus à l'issue de la régression.

Dans un problème d'estimation lié à la recherche de paramètres inconnus, quatre points sont à considérer pour optimiser la performance :

- définition du *critère d'optimisation* : il s'agit de définir une **fonction de coût** adaptée à minimiser (ou à maximiser, le cas échéant), ici le critère des moindres carrés est retenu
- choix de la meilleure *méthode d'estimation* pour répondre à l'optimisation de la fonction : les **modèles de Gauss-Markov** et de **Gauss-Helmert** sont abordés dans ce chapitre
- conception de l'algorithme : il convient d'implémenter au mieux la méthode retenue afin d'obtenir les meilleures estimations des paramètres recherchés
- détermination du *modèle mathématique* qui va décrire au mieux le système : ceci inclut le **modèle fonctionnel** (gestion des relations entre variables expliquées et explicatives), ainsi qu'un éventuel modèle des erreurs (appelé **modèle stochastique**, faisant intervenir les incertitudes *a priori* sur les mesures).

Modèle de Gauss-Markov ou compensation par approche paramétrique Le modèle de compensation de Gauss-Markov a pour objectif d'estimer les paramètres inconnus présentant la plus grande probabilité, par application du critère des moindres carrés établi par l'équation 4.9. Aussi connu sous le nom de **méthode de compensation paramétrique**, son utilisation est courante en topographie et dans les disciplines qui s'y rapportent, notamment en géodésie et en photogrammétrie [Luhmann *et al.*, 2013]. Le modèle fonctionnel associé lie les *valeurs vraies* des observations \tilde{l} et des inconnues \tilde{x} à travers des équations dont la forme générale est donnée par :

$$\tilde{l} = F(\tilde{x}) \quad (4.14)$$

Souvent, et en particulier lorsqu'il s'agit du recalage de deux nuages de points, les relations associées sont non-linéaires. La connaissance de valeurs approchées des paramètres et la linéarisation du système d'équations sont alors nécessaires.

Avantage de cette approche À l'issue du calcul itératif des paramètres de régression, la détermination de **matrices de variances-covariances a posteriori** est possible à la fois pour les paramètres compensés, mais aussi pour les observations compensées. Une étude approfondie des précisions *a posteriori* des différentes grandeurs en présence est ainsi envisageable.

Ces mécanismes de **contrôle de la qualité interne** constituent un aspect non négligeable, pour le topographe notamment, qui peut ainsi juger de la précision atteinte par le recalage selon différents critères. Des informations supplémentaires quant à la **confiance** à accorder aux données sont également dérivables, tel que décrit dans le Chapitre 5.

4.1.4 Approches de recalage pour plusieurs jeux de données

Deux nuages de points ne suffisent généralement pas à couvrir l'intégralité d'une scène à numériser, si bien que de multiples stations d'acquisition sont nécessaires. Le recalage de deux jeux de données est un sujet bien documenté et maîtrisé. Bien qu'également très présente dans la littérature, la question du **recalage en bloc** de multiples jeux de données (ou **recalage multi-vues**) est une problématique plus vaste, dans la mesure où davantage de paramètres doivent être estimés, contraints par un nombre plus élevé de liaisons à considérer. Diverses solutions se confrontent, variant à la fois dans la stratégie générale adoptée, mais aussi dans le choix de la méthode de calcul.

Approche séquentielle

Lorsqu'il est question de recalquer plus de deux nuages de points dans un même référentiel, l'approche la plus intuitive à envisager consiste à appliquer **séquentiellement** un recalage par paires. Les vues successives sont accumulées de manière incrémentale, à l'image des travaux de [Chen et Medioni, 1992]. Ainsi, deux vues recalées à un instant t forment un nouvel ensemble, auquel sera ajoutée une vue supplémentaire à l'instant $t+1$, jusqu'à prise en compte de toutes les données.

Inconvénients Comme évoqué par [Bergevin *et al.*, 1996], cette stratégie ne permet pas d'atteindre un recalage optimal pour les n jeux de données considérés. L'auteur souligne le fait que les nuages supplémentaires ajoutés pourraient modifier le recalage des nuages précédemment regroupés, par l'apport d'informations supplémentaires dans les zones de recouvrement communes à tous ces nuages. En outre, une idée parfois évoquée dans la littérature en vue d'améliorer un recalage séquentiel consiste, dans le cas où une boucle est effectuée, à estimer une transformation finale entre la première et la dernière vue. Cette approche n'est cependant pas non plus entièrement satisfaisante, car alors les contraintes existantes entre les autres données en présence ne sont pas davantage considérées dans ce cas.

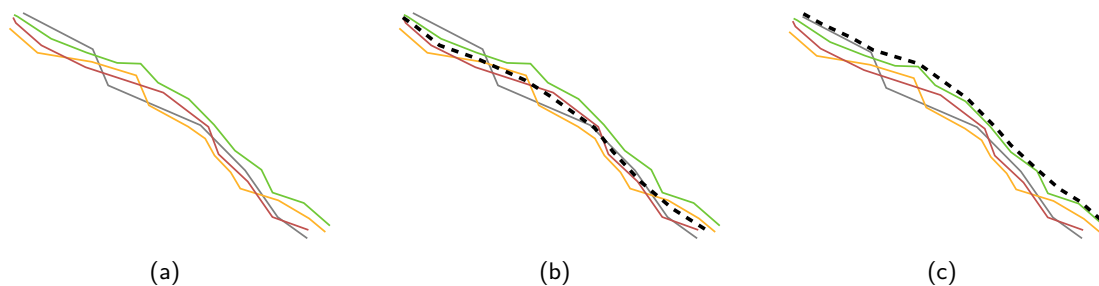


Figure 4.3 - (a) Présence d'épaisseur entre les nuages recalés, suite au recalage successif de plusieurs nuages de points. (b) Position idéale d'un nouveau nuage à ajouter au modèle, et (c) position probable du nouveau nuage rattaché au dernier ajouté, entraînant une dérive des recalages successifs (adapté de [Pulli, 1999]).

Le risque majeur est l'accumulation des erreurs de recalage pouvant conduire à une dérive (Figure 4.4a), lorsque les $(n-1)$ recalages successifs génèrent des erreurs qui leur sont propres. Ces effets indésirables sont d'autant plus fréquents lorsqu'un grand nombre de données à recalquer est

présent, ou lorsque la séquence de recalages successifs n'est pas unique [Beinat et Crosilla, 2001]. [Pulli, 1999] en illustre la conséquence, qui se traduit par la formation de couches superposées ou « doubles peaux », dans les zones où plusieurs nuages de points ont déjà été recalés. Comme illustré sur la Figure 4.3, l'ajout d'un nouveau nuage à cet endroit risque d'être faussé.

Idée générale du calcul en bloc

Pour pallier le risque de propagation des erreurs illustré sur la Figure 4.4a, l'idée répandue dans la littérature consiste à procéder au recalage *simultané* de tous les jeux de données. Les erreurs de recalage sont ainsi compensées et distribuées de manière uniforme entre les données en présence, à travers un unique calcul en bloc permettant d'assurer un résultat plus homogène et sans dérive. Il convient à cet effet d'exploiter la *redondance des contraintes* qui lient les différents nuages de points adjacents, comme schématisé sur la Figure 4.4b.

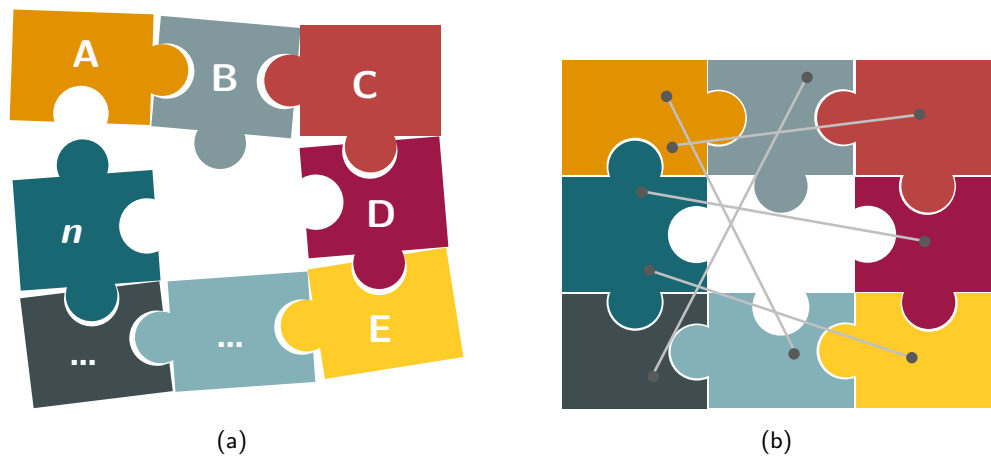


Figure 4.4 - Schémas de principe illustrant (a) le recalage séquentiel, avec risque de dérive, et (b) le recalage global, avec prise en compte de toutes les contraintes entre entités individuelles.

Recalage global : aperçu de la littérature

Par opposition au recalage séquentiel, la littérature fait état de méthodes de **recalage global** pour désigner le *recalage simultané* de plusieurs jeux de données. Un état de l'art non exhaustif en est proposé.

Travaux initiaux et évolutions L'une des premières contributions relative au recalage de plusieurs nuages de points de petits objets est l'article de [Bergevin *et al.*, 1996], proposant une généralisation de l'algorithme ICP. Les travaux de [Horn, 1987] et [Arun *et al.*, 1987] décrits précédemment dans le cadre du recalage par paires ont été généralisés au recalage global, à travers les travaux respectifs de [Benjemaa et Schmitt, 1998] et [Williams et Bennamoun, 2001]. Une méthode similaire à celle de [Williams et Bennamoun, 2001], d'un point de vue mathématique, a été proposée par [Beinat et Crosilla, 2001], article dans lequel les auteurs développent une généralisation du problème de Procruste. Dans un article plus récent, [Krishnan *et al.*, 2007] exposent une solution analytique basée sur la décomposition en valeurs singulières, qui améliore

4.1. Solutions pour l'estimation des paramètres d'une transformation

les résultats obtenus par [Benjemaa et Schmitt, 1998] et [Williams et Bennamoun, 2001] sur des jeux de données similaires. Notons que [Williams et Bennamoun, 2001] et [Beinat et Crosilla, 2001] établissent des versions pondérées de leurs algorithmes. Bien que les pondérations proposées diffèrent légèrement, celles-ci sont appliquées aux paires de points, plutôt qu'aux points individuels.

Ces méthodes sont **itératives** et composées généralement de deux étapes, s'appuyant sur un premier recalage par paires afin d'initialiser les orientations des différentes vues. Cette étape préalable aide le **calcul d'optimisation globale** qui suit, dont l'objectif est de minimiser une fonction de coût en redistribuant les erreurs liées aux recalages par paires, sur l'ensemble des données. Cette fonction exprime les distances entre les points, communs à plusieurs nuages simultanément. Pour envisager la **topologie** du réseau de stations dans son intégralité, un **graphe des liaisons** permet de matérialiser les nuages (nœuds) ainsi que leurs zones de recouvrement (arêtes). Ce dernier est généralement utilisé lors du calcul de minimisation [Huber et Hebert, 2003], afin d'établir l'ensemble des correspondances.

Une approche plus générale visant à recalculer directement tous les nuages de manière conjointe, au sein d'un même calcul et sans redistribution des erreurs, est proposée par [Evangelidis et Horaud, 2018]. Ces travaux s'appuient sur une modélisation statistique des liens entre les nuages. L'état de l'art établi dans [Evangelidis et Horaud, 2018] complète cette liste, par l'apport de contributions plus récentes. Néanmoins l'ensemble des approches citées, initialement proposées pour le recalage de multiples nuages, sont tirées du domaine de la vision par ordinateur. Aussi, elles se limitent généralement au recalage de nuages de points de petits objets ou de zones restreintes, acquis depuis une position fixe ou à l'aide de capteurs *low-cost*.

Application à la lasergrammétrie terrestre Dans le cadre de l'optimisation du recalage de multiples nuages de points vastes, des approches inspirées des algorithmes de SLAM en robotique, s'appuient sur la construction de **graphes de poses** en vue d'améliorer le recalage global des stations [Borrmann *et al.*, 2008]. La **fermeture d'une boucle** par retour à une position d'origine est alors préférable, afin de répartir de manière globale les erreurs et incohérences accumulées lors de la trajectoire du mobile. Dans ce cas cependant, les données mobiles bénéficient d'un recalage initial par paires, connu à partir du déplacement du mobile de proche en proche.

Dans le cas de données terrestres statiques, les auteurs s'inspirent de l'exemple des acquisitions mobiles à travers l'utilisation de **graphes du réseau de stations** [Theiler *et al.*, 2015]. Les contributions de [Yang *et al.*, 2016a] ou encore [Sumi *et al.*, 2018] abordent également cette notion. Dans tous les cas, un recalage approximatif par paires est effectué en amont (à l'aide de l'algorithme K-4PCS pour [Theiler *et al.*, 2015] par exemple), suivi d'une optimisation sur la base du graphe de poses. Cette approche permet d'établir un réseau globalement consistant de stations.

Méthodes d'estimation et compensation en bloc Les approches évoquées plus haut émanent principalement du domaine de la robotique ou de la vision par ordinateur, où elles sont retenues pour leur efficacité de calcul notamment. En revanche, les possibilités d'effectuer des contrôles relatifs au calcul sont limitées, comme souligné plus tôt dans le cas du recalage par paires. Par opposition, la méthode présentée par [Gruen et Akca, 2005] permet le recalage simultané de

plusieurs jeux de données 3D, tout en offrant la possibilité d'extraire des critères de précision à l'issue de l'estimation. Le modèle d'estimation retenu pour résoudre le système d'équations établi dans le cas de multiples surfaces 3D s'appuie sur une extension du modèle de Gauss-Markov. À l'issue du calcul itératif de compensation, les critères de précision sur les paramètres estimés sont déduits, considérés par les auteurs comme une « *source d'informations utiles concernant la stabilité du système et la qualité des données* ».

[Gruen et Akca, 2005] définissent également un modèle stochastique, établissant deux matrices de poids : l'une est appliquée aux paramètres recherchés, en fonction de l'approximation de leurs valeurs initiales ; la seconde pondération s'applique aux distances entre points homologues, qualifiant ainsi les paires de points homologues engagées dans l'estimation. Les auteurs font l'hypothèse que les modèles d'erreurs associés aux jeux de données sont similaires et suivent une distribution normale, justifiant de ce fait leur choix. Néanmoins, [Gruen et Akca, 2005] soulignent que dans certains cas, toutes les données peuvent présenter des modèles d'erreurs très variables avec de potentiels systématismes : la méthode d'estimation des **moindres carrés totaux** [Golub et Van Loan, 1980] (*Total Least Squares* en anglais, simplifié en *TLS*) est à cet effet évoquée comme une alternative intéressante. L'article [Akyilmaz, 2007] en est l'exemple, puisque le principe des moindres carrés totaux y est appliqué en vue d'estimer les paramètres de transformation entre deux jeux de données. La transformation considérée est une transformation de Helmert en deux dimensions. L'auteur met en avant l'intérêt de pouvoir tenir compte des propriétés stochastiques de l'ensemble des observations grâce à cette approche, se traduisant par l'estimation de valeurs des inconnues plus réalistes. Néanmoins, la définition d'un modèle stochastique n'est pas discutée, ni l'analyse des précisions *a posteriori*. [Aydar et Altan, 2015] s'intéressent au recalage de nuages de points en trois dimensions, selon le principe des moindres carrés totaux et en appliquant un modèle stochastique simple pour les données lasergrammétriques (voir Chapitre 2). Dans ces deux exemples cependant, les transformations sont limitées à deux entités.

Synthèse et solution retenue

Dans la suite de ce chapitre, la méthode développée et exposée cherche à répondre à deux aspects qui ont été définis comme souhaitables en amont de ces travaux, lorsqu'il s'agit de procéder au recalage de **multiples données hétérogènes** :

1. La possibilité de **pondérer chaque point de jonction**, de manière distinctive en fonction du nuage de points auquel il appartient.
2. La possibilité d'**étudier divers critères de précision**, sur les paramètres comme sur les données, à l'issue de recalage.

L'état de l'art a permis de faire ressortir qu'une pondération des données est envisageable dans les solutions analytiques de recalage global. Outre le fait que cette pondération ne réponde pas exactement aux exigences fixées, l'impossibilité d'obtenir des critères de précision variés à l'issue du calcul nous incite à écarter ces solutions pour la suite des travaux.

Les modèles d'estimation itératifs sur la base des moindres carrés, à l'image des travaux de [Gruen et Akca, 2005], semblent davantage correspondre avec les objectifs attendus. En revanche, la pondération effectuée dans cet article précédent n'est pas aussi étoffée que celle souhaitée, dans la

mesure où les poids sont attribués aux paires de points indépendamment du jeu de données auquel ils appartiennent. Pour pallier ce problème, l'idée suggérée par les auteurs de mettre en place la méthode des moindres carrés totaux est retenue, celle-ci ayant été appliquée avec succès par [Aydar et Altan, 2015] ou [Akyilmaz, 2007] pour l'estimation de la transformation entre deux jeux de données. Le modèle de compensation associé dans ce cas est dit de **Gauss-Helmert**, apportant une généralisation du modèle de Gauss-Markov. Notons que ce modèle de compensation est également évoqué dans les travaux de [Hullo, 2016] relatifs au recalage d'un réseau de multiples stations de lasergrammétrie, néanmoins la pondération comme les performances effectives de la méthode ne sont discutées que partiellement.

4.2 Établissement d'un modèle fonctionnel adapté

Cette section et la suivante sont dédiées à la *description* (Section 4.2) de la méthode de **recalage en bloc** de multiples nuages de points, et à sa *résolution* (Section 4.3). Un **réseau de contraintes** entre les données doit être établi à cet effet, dont la définition s'appuie sur la composition d'un **modèle fonctionnel** (définition des relations en présence), ainsi que d'un **modèle stochastique** (définition des incertitudes à considérer). Il s'agit en premier lieu à travers cette description de détailler les étapes qui mènent à l'établissement du modèle fonctionnel adapté, regroupant les contraintes sous la forme d'un système d'équations. Les observations en entrée, leur mise en correspondance ainsi que la définition mathématique des liens qui les unissent sont alors discutées, en s'appuyant sur le principe de la transformation 3D évoquée plus tôt. La Figure 4.5 résume ces étapes de manière schématique et fait ressortir les paragraphes associés.

4.2.1 Récapitulatif des données en présence

La méthode retenue pour procéder au recalage des nuages de points s'appuie sur l'utilisation d'**entités ponctuelles caractéristiques**, situées dans les zones de recouvrement qui existent entre les nuages adjacents. Les données présentes en entrée de la méthode sont donc des fichiers contenant les coordonnées tridimensionnelles de ces points caractéristiques, exprimées dans le repère local de chaque nuage. À chaque nuage de points importé est ainsi associée une telle liste de points d'intérêt, formant un sous-ensemble représentatif du nuage complet.

Justification du choix de la méthode de recalage

Des approches pour la plupart largement automatisables ont été présentées dans le Chapitre 3, à l'image de l'utilisation de primitives géométriques naturellement présentes ou de points d'intérêt détectables dans les nuages. Ces méthodes de recalage sont effectives, si l'on se réfère à la littérature. Pour autant des arguments sont opposables à leur sélection, lorsqu'il s'agit de traiter du recalage de données dont l'hétérogénéité se vérifie à la fois par leur qualité, par leur densité ou encore par leur étendue.

L'utilisation de primitives géométriques n'est pas toujours adaptée lorsqu'une différence importante d'échelle entre les deux jeux de données est observable. Tel est le cas lorsqu'une zone de détails vient compléter une scène d'ensemble.

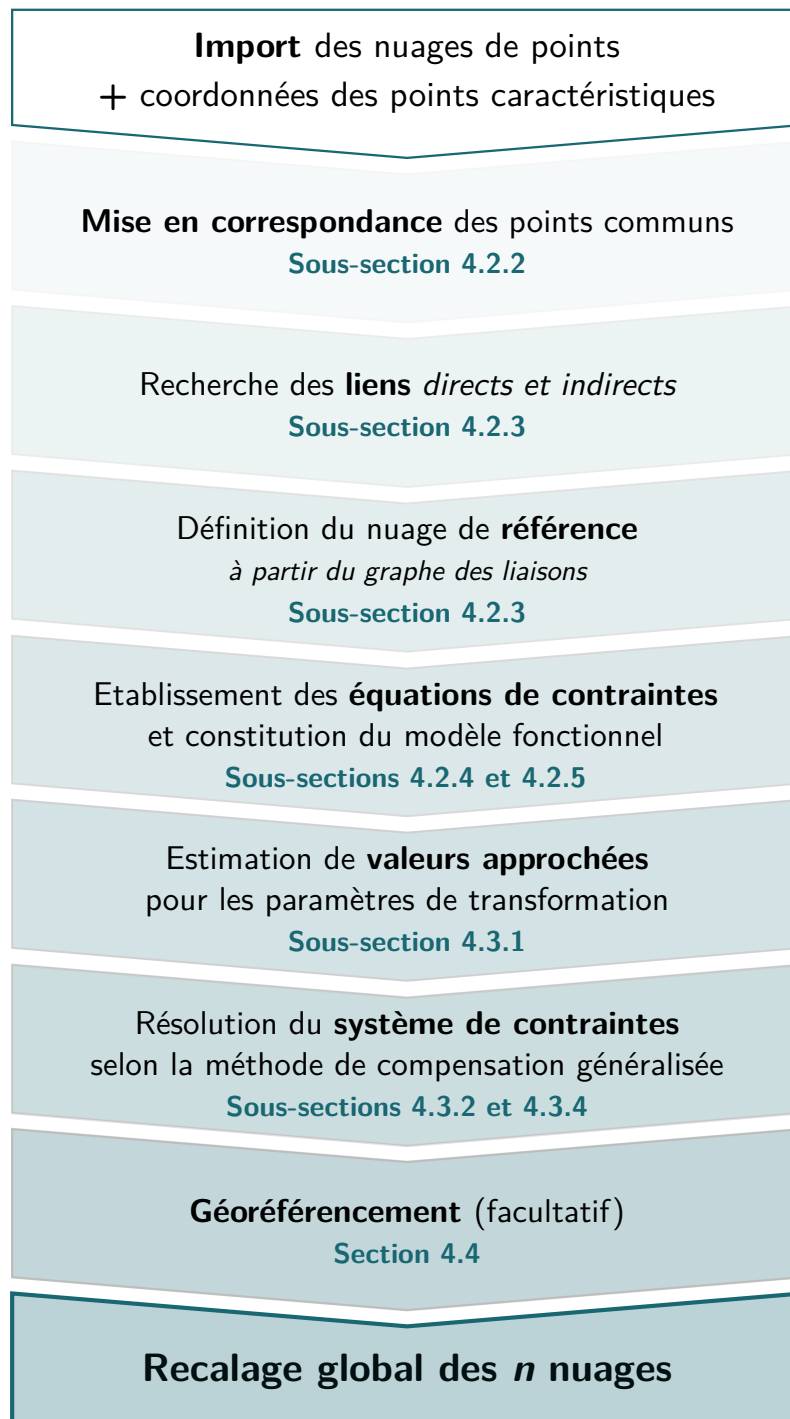


Figure 4.5 - Organigramme de la méthode de recalage en bloc proposée dans cette thèse.

La détection de points d'intérêt 3D a fait ses preuves sur des données simulées. Néanmoins leur efficacité complète pour des nuages de points réels reste à démontrer, d'autant plus lorsqu'il est question de données potentiellement bruitées et couvrant de larges zones. Cette piste constitue pour autant une perspective intéressante à prendre en compte, en suivant notamment le développement de nouveaux algorithmes dédiés à la détection de points dans les données 3D.

Le recalage basé sur des images d'intensité ou de profondeur requiert deux conditions essentielles. D'une part, l'instrument doit être en mesure de fournir de telles images, ou alors il doit être possible, connaissant la méthode d'acquisition, de projeter les coordonnées tri-dimensionnelles sous forme d'image. D'autre part, une telle stratégie de recalage nécessite d'importantes zones de recouvrement entre les jeux de données. C'est pourquoi cette approche s'applique avec succès à la lasergrammétrie terrestre. Néanmoins, l'utilisation de scanners à main par exemple, n'assure pas la possibilité de générer des images d'intensité ou des cartes de profondeur des nuages acquis. Ici encore, l'argument des différences importantes d'étendue des zones numérisées par chaque instrument peut être opposable. Aussi, cette approche a également été écartée dans un premier temps.

Les trois approches automatiques de recalage précédemment citées et non retenues nécessitent, outre les points évoqués pour chacune d'elles, le pré-traitement des données. La segmentation des images ou encore la détection de primitives dans les nuages doivent être entreprises. Ces opérations, parfois coûteuses en temps, ne constituent pas le cœur de ces travaux de recherche. Pour ces raisons, et du fait de la fiabilité et de la qualité des résultats qu'offrent les stratégies de **recalage basées sur des points communs**, cette approche a été retenue pour initier les travaux. Lors de la présence de cibles artificielles dans les nuages de points, **une méthode simple de détection semi-automatique a néanmoins été implémentée** (décrite dans l'Annexe D) ; le cas échéant, les points remarquables sont sélectionnés manuellement. L'usage et l'adaptation des stratégies automatiques mentionnées restent de l'ordre des perspectives.

Précisions sur le type de recalage

Il est important de préciser à ce stade que l'approche proposée et décrite dans ce chapitre consiste à effectuer le recalage des nuages entre eux en s'appuyant sur des sous-ensembles limités d'entités provenant des nuages. Cette approche s'apparente donc à un recalage **grossier**, si l'on s'en tient à la description fournie dans le Chapitre 3. Les approches de recalage *fin*, faisant appel à la quasi-intégralité des points du nuage à travers des algorithmes de type ICP, seront évoquées dans le dernier chapitre de ce manuscrit. Cependant, lorsque les sous-ensembles de points homologues sont définis de manière fiable, par l'utilisation de cibles dans les nuages par exemple, l'emploi du terme *grossier* pour le recalage entrepris semble en partie abusif. Les résultats de recalage obtenus par ce biais sont souvent déjà très satisfaisants, si bien qu'il n'est pas obligatoirement nécessaire de procéder au recalage *fin*, coûteux en temps, par la suite. Les intérêts potentiels à l'application d'un algorithme de recalage *fin*, de type ICP, seront discutés dans le dernier chapitre également.

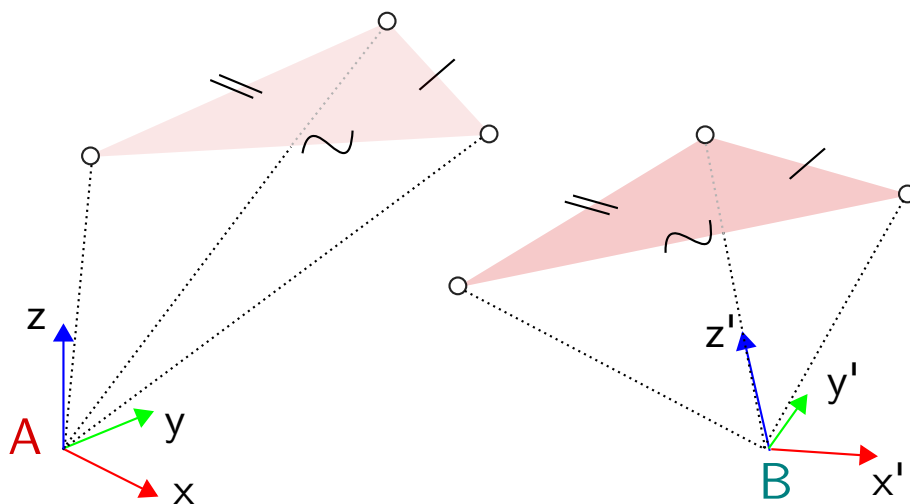


Figure 4.6 - Triangles semblables formés par des triplets de points communs dans deux repères distincts.

4.2.2 Mise en correspondance des points caractéristiques

Les fichiers d'entrée évoqués précédemment constituent des listes de points *candidats* à la mise en correspondance, dans la mesure où ces listes ne contiennent initialement pas d'information sur les éventuelles correspondances qui lient les points entre eux. Une seconde étape consiste donc en la mise en correspondance, ou **appariement**, des points représentant une même entité. Cette étape vise en effet à identifier les points préalablement détectés (ou sélectionnés manuellement) et potentiellement visibles depuis plusieurs nuages de points, qui sont les projections d'un même point de la scène. Sitôt mis en correspondance, ces points communs (ou *homologues*) à deux (ou plusieurs) nuages de points peuvent être vus comme des **points de jonction** établissant les connexions entre nuages voisins.

Si les correspondances qui existent entre les points présents dans chaque liste sont préalablement connues par l'opérateur, par exemple si ce dernier en a effectué la sélection manuellement, alors des identifiants identiques peuvent être alloués aux points communs par l'opérateur. Néanmoins, l'appariement automatique des points candidats est préférable. Deux pistes ont été étudiées à cet effet, dans le cas où seules les coordonnées des points sont disponibles.

Approches dites géométriques

Afin de déterminer les paramètres de transformation entre deux jeux de données, un minimum de trois points est nécessaire. Géométriquement, un triplet de points (combinaison de trois points) permet de représenter les sommets d'un triangle. Si deux triangles formés par des triplets de points pris dans deux fichiers distincts sont des **triangles semblables**, alors les points matérialisant leurs sommets sont des points homologues et la transformation qui lie les deux jeux de données peut aisément être calculée. La Figure 4.6 illustre ce propos.

[Franszek *et al.*, 2009] fait appel à ce principe, dans un article dédié au recalage automatique de nuages de points sur la base de cibles sphériques. Sur la base de deux listes de coordonnées

des potentiels centres de sphères, les distances formées par toutes les paires de points qui existent au sein d'une liste sont calculées. L'auteur établit alors une liste des distances jugées semblables si l'écart qui les sépare est inférieur à un seuil prédéfini. En croisant cette liste de distances semblables avec la liste de tous les triangles pouvant être formés, il est alors possible de déterminer s'il existe des **triangles isométriques** (ou triangles *congruents*) entre les deux jeux de données initiaux. La notion de triangles isométriques, c'est-à-dire dont les côtés sont égaux deux à deux, est observée dans [Franaszek *et al.*, 2009] car l'auteur considère une transformation *rigide* entre les jeux de données.

La transformation retenue dans notre approche étant une *similitude*, un éventuel coefficient de proportionnalité entre les jeux de données peut intervenir, lié à la présence du facteur d'échelle μ . Les distances entre couples de points tirés du jeu de données \mathcal{A} sont donc susceptibles de ne pas être égales mais plutôt *proportionnelles* à celles formées par les couples de points homologues dans \mathcal{B} . Dans ce cas, seuls les angles formés au sein des triplets de points ne seront pas affectés par la transformation. Aussi, il semble plus judicieux de s'appuyer sur la détection de **triangles semblables** (même forme, taille éventuellement variable) entre les ensembles de points d'intérêt, plutôt que de triangles isométriques.

Application du paradigme de RANSAC

Au moment de la mise en correspondance des points détectés, il est possible que des *appariements aberrants* soient réalisés. Les approches de vision par ordinateur dédiées au traitement d'images, ou l'utilisation de détecteurs de points d'intérêt 3D, sont particulièrement concernées par ce phénomène. Le grand nombre de points candidats à l'appariement d'une part, mais aussi l'aspect bruité inhérent aux données associées, expliquent la survenue d'erreurs d'appariement. Pour détecter ces couples de points mal appariés qui viennent entacher la liste des correspondances, des méthodes de **filtrage robuste** sont employées. Le répandu paradigme de RANSAC (*RANdom SAmple Consensus*) est généralement retenu pour filtrer de manière robuste les faux appariements. Introduit par [Fischler et Bolles, 1981], cet algorithme itératif s'appuie sur le traitement de sous-ensembles des données, modifiés à chaque itération dans la recherche de la solution optimale.

Essais d'appariement

Inspirée du principe du paradigme de RANSAC, dont les itérations ne font appel qu'à un sous-ensemble des données en présence, une routine dédiée à la mise en correspondance des points préalablement détectés a été implémentée. Cette approche automatique présente l'avantage d'être robuste vis-à-vis des fautes, de ce fait elle permet l'exclusion de points de jonction mal choisis ou de cibles ayant été déplacées durant la phase de numérisation. Elle se limite cependant au cas où le nombre de points de jonction entre les nuages n'est pas trop élevé, lors de l'utilisation de cibles artificielles dans la scène par exemple. En effet, la présence d'un trop grand nombre de points à appairer dans chaque nuage rend les temps de calcul excessivement longs, et nécessiterait la conception d'une méthode plus adaptée.

Principe itératif En considérant que n fichiers de points caractéristiques non appariés doivent être mis en correspondance, et sachant que trois points communs minimum sont nécessaires pour lier deux ensembles par une transformation, le principe est le suivant :

1. Parmi les n fichiers de points, les deux premiers sont retenus. Pour chaque ensemble, la liste de tous les triplets de points possibles est constituée.
2. Un triplet de points est sélectionné aléatoirement dans chacune des deux listes. Connaissant les coordonnées des trois points dans chaque ensemble, les paramètres approchés d'une transformation sont estimés (par exemple à l'aide de la méthode de [Arun *et al.*, 1987], voir Sous-section 4.1.3).
3. La transformation ainsi déterminée est appliquée à l'ensemble des points en présence pour les deux fichiers considérés, et des écarts entre les points voisins (déterminés au sens des plus proches voisins) sont calculés.
4. Si les valeurs métriques des écarts n'excèdent pas un seuil préalablement défini, la transformation est jugée correcte et les points sont appariés au sens des plus proches voisins.
5. Les deux ensembles de points appariés forment alors un nouveau consensus, auquel va être confronté le troisième fichier de points à travers la répétition des étapes 1 à 3. Ce principe itératif est appliqué jusqu'au rattachement du n -ième fichier.
6. Dans le cas où les écarts sont trop importants, d'autres triplets sont testés par répétition des points 2 et 3. Si après la confrontation de m paires de triplets, une transformation satisfaisante n'a pas été trouvée, les deux premiers ensembles sont jugés non adjacents. Dans ce cas, le premier fichier est mis de côté et l'intégralité des étapes est répétée en considérant le second et le troisième fichiers de points. Cette logique est respectée jusqu'à avoir parcouru les n fichiers de points en présence.

Gestion des fichiers non appariés en premier lieu Les éventuels fichiers de points non appariés suite à cette première boucle sont à nouveau confrontés au consensus de points ainsi formé. Il se peut en effet qu'un fichier non apparié n'ait pas été rattaché car il ne possédait qu'une correspondance valable avec le consensus actuel au moment où il a été testé, mais qu'il possède pour autant trois points communs avec le consensus final, minimum nécessaire pour le rattachement. Si k nuages n'ont pas été rattachés à l'issue de la boucle initiale, la liste de ces fichiers restants sera parcourue k fois, itérations au cours desquelles un fichier non apparié ne sera pas retiré de la liste. Il n'est en effet pas à exclure que le rattachement du premier fichier de cette liste résiduelle puisse dépendre du rattachement du k -ième fichier, par exemple. À l'issue des k nouvelles itérations, les éventuels fichiers non appariés sont exclus et considérés non adjacents au reste du projet.

Améliorations à considérer Un aspect discutable de cette approche repose sur le choix du paramètre m apparaissant à l'étape 5. Cette valeur décrit le nombre de tests qui vont être réalisés avec les paires aléatoires de triplets de points, problématique partagée avec l'algorithme de RAN-SAC. Ainsi un nombre m trop faible de tests peut entraîner l'absence de mise en correspondance de deux ensembles pourtant rattachés à des nuages de points adjacents. À l'inverse, une valeur trop importante de m augmentera considérablement le temps de calcul global.

Cette méthode est effective, et a notamment permis la mise en correspondance des points caractéristiques rattachés aux huit nuages du premier jeu de données, présenté dans le Chapitre 5 dédié à l'évaluation. Néanmoins, les itérations successives qu'elle implique en font une approche qui nécessiterait d'être retravaillée afin de devenir optimale.

4.2.3 Choix du nuage de référence

Lors du recalage de multiples nuages de points sans considération initiale de géoréférencement ou en l'absence d'informations nécessaires à ce dernier, un référentiel commun doit être défini. Un nuage de points de référence est ainsi désigné parmi l'ensemble des nuages, dont le référentiel devient le *système de référence* pour l'ensemble du projet.

Distinction entre lien direct et indirect

La détermination automatique du nuage de référence passe par l'observation des correspondances établies au préalable entre tous les nuages en présence. Deux nuages sont dits *adjacents* lorsqu'ils possèdent une zone de recouvrement, ce qui se traduit par la présence d'au moins un point homologue entre ces deux entités. En fonction du nombre de points communs comptés entre deux nuages, le lien ainsi formé est qualifié de *direct* ou d'*indirect* (voir Figure 4.8).

Un lien direct est établi entre deux nuages adjacents, s'ils possèdent *au moins trois points en commun*. Cette notion de lien *direct* traduit la possibilité de déterminer les paramètres d'une transformation entre les deux jeux de données.

Un lien indirect, à l'inverse, caractérise une connexion entre deux nuages sur la base de *moins de trois points communs*. Ainsi, ces nuages sont adjacents mais il n'est pas possible de déterminer directement les paramètres de la transformation qui les lie.

Une liste faisant état de toutes les correspondances détectées, directes comme indirectes, est également générée.

Graphe des liaisons

Un graphe des liaisons est composé de *nœuds* et d'*arêtes* qui établissent des jonctions entre les nœuds. Pour visualiser les connexions existantes, un graphe non-orienté est créé dans lequel les nœuds représentent les nuages de points en présence, tandis que les arêtes joignent les nuages qui possèdent un *lien direct*. L'exemple d'un tel graphe pour un projet impliquant dix nuages de points est visible en Figure 4.7.

Par défaut, le nuage de points impliqué dans le plus grand nombre de connexions directes avec les autres données du projet est désigné comme *référence*, sur la base du graphe des liaisons. Le décompte du nombre d'arêtes partant de chaque nœud conduit à cette observation. À cet effet, la *matrice d'adjacence* peut être générée. Dans le cas d'un graphe non-orienté, cette matrice est symétrique, si bien que la somme des éléments de sa *i*-ème colonne est égale à celle de sa *i*-ème ligne. La ligne (ou la colonne) dont la somme des éléments constitue le plus grand score correspond ainsi à l'identifiant du nuage de points impliqué dans le plus de liaisons directes.

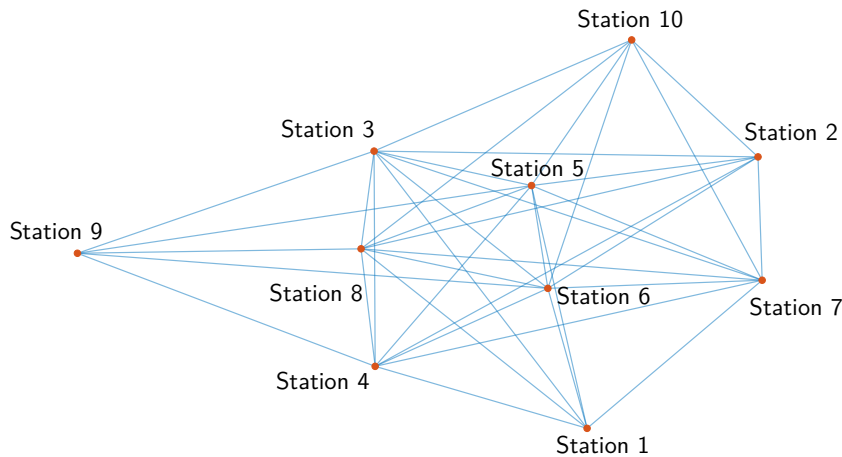


Figure 4.7 - Graphe des liaisons présentant les liens directs entre les nuages de points, établi pour un jeu de données composé de dix nuages. Ici, le nuage de référence est celui acquis depuis la station 6.

Si plusieurs nuages remplissent cette condition, alors le nombre total de correspondances établies pour chaque nuage est observé afin de désigner comme référence le nuage impliqué dans le plus de correspondances. Dans le cas où plusieurs candidats sont toujours présents après cette seconde condition, le nuage de points le plus central, au regard de la liste des ensembles de points caractéristiques en présence, est retenu. Ce choix arbitraire s'appuie sur l'hypothèse que les données ont été acquises successivement selon la distribution spatiale.

Notons que cette étape de détermination automatique d'un nuage de référence peut être court-circuitée, dans le cas où l'opérateur souhaite désigner manuellement le nuage qui servira de référence au projet.

Notations

Considérons un projet constitué de n nuages de points que l'on souhaite consolider. Les notations suivantes sont introduites pour le reste de cette démarche explicative :

- Le nuage de points de référence, d'indice $\mathcal{R}éf$, définit le **système de référence** pour l'ensemble du projet. Par conséquent, ce nuage est **fixe** et toutes les transformations des autres nuages sont exprimées en direction de son référentiel.
- Les $(n - 1)$ nuages de points restants sont des nuages de points **mobiles**, distingués par les indices \mathcal{A} , \mathcal{B} , etc. Il s'agira donc d'estimer **$(n - 1)$ jeux de paramètres**, représentatifs des transformations menant ces nuages individuels vers le système de référence. Les facteurs d'échelle associés aux nuages porteront leurs indices ($\mu_{\mathcal{A}}$, $\mu_{\mathcal{B}}$, etc.), tandis que les matrices de rotation et les vecteurs de translation seront notés, à titre d'exemple, $R_{\mathcal{A} \rightarrow \mathcal{R}éf}$ et $t_{\mathcal{A} \rightarrow \mathcal{R}éf}$.

4.2.4 Définition des contraintes entre entités appariées/communes

Afin d'effectuer le **recalage en bloc** de plusieurs nuages de points à travers un *unique calcul*, le principe de base de la transformation 3D entre deux nuages doit être étendu. Après avoir défini le nuage de référence qui fournit le référentiel pour les transformations, et considéré les liaisons qui existent entre nuages adjacents, il convient de transcrire mathématiquement les relations en présence. Ces relations expriment des **contraintes** entre les jeux de données, qui formeront la base du système à résoudre.

Idée générale de la consolidation en bloc

La motivation pour procéder au recalage en bloc de tous les nuages est d'éviter l'accumulation des erreurs pouvant affecter un recalage par paires successives, comme illustré sur la Figure 4.4a en fin de Section 4.1. Après la désignation d'un nuage de référence, l'idée est d'estimer simultanément les $(n - 1)$ jeux de paramètres de transformation, qui relient chaque nuage mobile au système de référence.

Source d'inspiration Le principe retenu à cet effet s'inspire de la méthode d'aérotriangulation basée sur des modèles indépendants par transformations simultanées, empruntée au domaine de la photogrammétrie analytique aérienne. Décrite en détails dans l'ouvrage [Wolf et Dewitt, 2000], cette approche suppose que les couples de photographies soient déjà orientés, si bien que des coordonnées 3D des points d'appui sont disponibles et que le parallèle avec les nuages de points peut être établi. Il s'agit d'un compromis entre le procédé plus archaïque de construction séquentielle de modèles par bandes successives, et le principe de l'ajustement de faisceaux en usage actuellement en photogrammétrie numérique. Bien que plus récent et performant en matière de calculs, le principe de l'ajustement de faisceaux n'est pas transposable à la problématique du recalage de nuages de points car il fait directement appel aux images au départ, donc à des données 2D.

Illustration Bien que les paramètres à déterminer matérialisent les transformations entre les nuages mobiles et le nuage de référence fixe, les potentielles connexions entre nuages mobiles adjacents ne doivent pas être ignorées. Ces liens supplémentaires vont servir à établir des contraintes nouvelles, permettant de considérer le réseau dans sa globalité. Pour cette raison, deux types de relations illustrées sur la Figure 4.8 peuvent être définis, en fonction du point d'appui considéré :

- d'une part, les liens (directs comme indirects) qui rattachent les nuages mobiles au nuage de référence, à l'image du point i .
- d'autre part, les liens (directs comme indirects) qui existent entre les nuages mobiles adjacents, à l'image du point j .

Dans l'optique d'effectuer un recalage en bloc, toutes ces liaisons doivent être considérées à juste titre et exprimées sous forme d'équations, dont la formalisation est détaillée dans le paragraphe suivant.

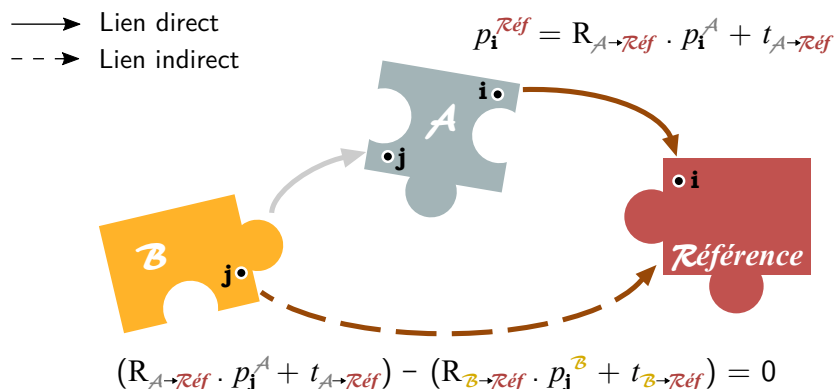


Figure 4.8 - Définition des liaisons qui lient les nuages adjacents et le nuage de référence, avec les équations de contraintes associées.

Établissement des équations

Premier type d'équations Soit un point d'indice i visible sur la Figure 4.8, de coordonnées $p_i = [x_i, y_i, z_i]^T$, commun au nuage de référence $\mathcal{R}éf$ et à un nuage mobile d'indice \mathcal{A} . Le premier type d'équations défini pour un tel point s'écrit selon la forme générale de l'équation 4.1 établie dans la section 4.1, soit en utilisant les indices adaptés :

$$p_i^{\mathcal{R}éf} = \mu_{\mathcal{A}} R_{\mathcal{A} \rightarrow \mathcal{R}éf} p_i^{\mathcal{A}} + t_{\mathcal{A} \rightarrow \mathcal{R}éf} \quad (4.15)$$

Dans cette équation, les paramètres de transformation $R_{\mathcal{A} \rightarrow \mathcal{R}éf}$ et $t_{\mathcal{A} \rightarrow \mathcal{R}éf}$ sont bien à destination du système de référence.

Second type d'équations Considérons désormais le cas d'un point d'indice j , de coordonnées $p_j = [x_j, y_j, z_j]^T$, commun aux deux nuages mobiles d'indices respectifs \mathcal{A} et \mathcal{B} , mais *non présent dans le nuage de référence*. Ce point, également visible sur la Figure 4.8, présente un double intérêt :

- il sert à **exprimer une contrainte** qui matérialise le lien existant entre les nuages adjacents \mathcal{A} et \mathcal{B} , lien non négligeable dans la considération d'ensemble du réseau de stations.
- il permet également de **lier indirectement** le nuage d'indice \mathcal{B} au nuage de référence $\mathcal{R}éf$ non adjacent, en passant par le nuage d'indice \mathcal{A} qui forme la jonction entre les deux.

La prise en compte d'un tel point j liant deux nuages mobiles passe par l'expression d'un second type d'équations, qui viennent compléter les équations de premier type. Sitôt transformées dans le système de référence, les coordonnées des points $p_j^{\mathcal{A}}$ et $p_j^{\mathcal{B}}$ provenant respectivement des nuages \mathcal{A} et \mathcal{B} doivent coïncider. Ainsi la différence de coordonnées transformées pour un même point j doit être nulle, ce qui se traduit par :

$$\mu_{\mathcal{A}} R_{\mathcal{A} \rightarrow \mathcal{R}éf} p_j^{\mathcal{A}} + t_{\mathcal{A} \rightarrow \mathcal{R}éf} - (\mu_{\mathcal{B}} R_{\mathcal{B} \rightarrow \mathcal{R}éf} p_j^{\mathcal{B}} + t_{\mathcal{B} \rightarrow \mathcal{R}éf}) = 0 \quad (4.16)$$

Deux jeux de paramètres apparaissent dans l'équation 4.16, à savoir les paramètres de la transformation du nuage \mathcal{A} vers la référence ($R_{\mathcal{A} \rightarrow \mathcal{R}éf}$ et $t_{\mathcal{A} \rightarrow \mathcal{R}éf}$), mais aussi du nuage \mathcal{B} vers la référence ($R_{\mathcal{B} \rightarrow \mathcal{R}éf}$ et $t_{\mathcal{B} \rightarrow \mathcal{R}éf}$).

4.2.5 Constitution du modèle fonctionnel

Les équations établies précédemment en sous-section 4.2.4 doivent désormais être intégrées dans un système, afin de former le modèle fonctionnel sur lequel va s'appuyer la compensation en bloc. Les inconnues à déterminer à travers ce système sont les paramètres des transformations des nuages de points mobiles.

Limites de la méthode de Gauss-Markov

Dans le cadre de l'ajustement de données et de l'estimation de paramètres inconnus par application du principe des moindres carrés, la *méthode de Gauss-Markov* ou *compensation paramétrique* évoquée plus tôt au paragraphe 4.1.3 est couramment employée. Pour rappel, cette méthode introduit dans son modèle fonctionnel des équations de type $\tilde{l} = f(\tilde{x})$, appelées *équations d'observations* et qui expriment effectivement une observation \tilde{l} comme une fonction des inconnues \tilde{x} .

L'analyse des équations 4.15 et 4.16 fait ressortir la présence d'observations et de paramètres inconnus difficilement dissociables. Les observations en présence sont les coordonnées des points d'appui, exprimées à la fois pour le nuage $\mathcal{R}éf$ et pour les nuages \mathcal{A} et/ou \mathcal{B} au sein d'une même équation. Quel que soit le nuage considéré, ces coordonnées sont des observations potentiellement entachées d'erreurs. De ce fait, elles nécessitent toutes au même titre l'ajout d'un terme correctif, et il serait réducteur de les considérer comme des valeurs constantes. Mettre en exergue une unique observation, exprimée comme une fonction d'inconnues et de termes invariants, semble inapproprié pour ces équations.

La forme générale de l'équation d'observations liée au modèle fonctionnel de la méthode de Gauss-Markov ne permet pas d'exprimer de manière satisfaisante les équations 4.15 et 4.16. En particulier, ce modèle ne permettrait pas la prise en compte de résidus sur l'intégralité des observations. Aussi, une formulation plus générale des équations est souhaitable.

Méthode de Gauss-Helmert

La **méthode de compensation de Gauss-Helmert**, parfois appelée *moindres carrés généralisés* [Ghilani, 2010] ou *moindres carrés totaux* [Golub et Van Loan, 1980], permet d'abolir le caractère restrictif de la compensation paramétrique. Le modèle fonctionnel utilisé dans ce cas offre la possibilité d'exprimer les contraintes en présence selon une représentation qui englobe observations et inconnues. La formulation générale des équations qui lient les valeurs vraies des observations \tilde{l} et des inconnues \tilde{x} est la suivante :

$$F(\tilde{l}, \tilde{x}) = 0 \tag{4.17}$$

Au sein d'une même équation, *plusieurs inconnues et plusieurs observations* peuvent être liées. La résolution du système d'équations complet va permettre à la fois la détermination d'appoints sur les paramètres inconnus, mais aussi de résidus sur les différentes observations. Les étapes de cette résolution sont détaillées dans la Section 4.3.

Introduction des équations dans le système

L'équation 4.16 qui matérialise la *contrainte d'adjacence entre deux nuages mobiles* suit déjà la forme générale du modèle 4.17. En revanche, le premier type d'équations 4.15 nécessite une légère reformulation pour être intégré au sein d'un système uniforme, si bien que ces équations de *rattachement au nuage de référence* s'écrivent :

$$\mu_A R_{A \rightarrow \mathcal{R}éf} p_i^A + t_{A \rightarrow \mathcal{R}éf} - p_i^{\mathcal{R}éf} = 0 \quad (4.18)$$

Le système complet intégrant les deux types de relations ainsi formulées (équations 4.16 et 4.18) est alors composé de q_0 équations, qui font intervenir :

- u_0 **paramètres** de transformation **inconnus**. Pour un réseau de n nuages de points dans lequel $(n-1)$ nuages sont mobiles, si une similitude faisant intervenir sept paramètres est retenue, alors $u_0 = 7 \times (n-1)$.
- k **observations**, conditionnées par le nombre de points de jonction qui lient les nuages de points. Étant donné que les observations représentent les coordonnées 3D des points, un point contribue à hauteur de trois observations et il y a donc au total $k_0 = k/3$ points de jonction utilisés.

Un point de jonction contribue en réalité à l'établissement de trois équations dans le système final, soit une équation selon chacune des coordonnées x , y et z . Ainsi en repartant de l'exemple des points i et j de la Figure 4.8, un bloc de six équations peut être intégré au système complet d'équations :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mu_A R_{A \rightarrow \mathcal{R}éf} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix}_A + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix}_{A \rightarrow \mathcal{R}éf} - \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix}_{\mathcal{R}éf} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \\ \mu_A R_{A \rightarrow \mathcal{R}éf} \begin{pmatrix} x_j \\ y_j \\ z_j \end{pmatrix}_A + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix}_{A \rightarrow \mathcal{R}éf} - \mu_B R_{B \rightarrow \mathcal{R}éf} \begin{pmatrix} x_j \\ y_j \\ z_j \end{pmatrix}_B - \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix}_{B \rightarrow \mathcal{R}éf} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \end{array} \right. \quad (4.19)$$

L'ensemble des q_0 équations qui suivent l'un des deux formalismes introduits constitue le modèle fonctionnel de la compensation mise en œuvre dans ce travail, auquel la section suivante propose d'apporter une solution.

4.3 Résolution du système de contraintes par les moindres carrés pondérés

Les équations établies précédemment ne sont pas linéaires, aussi leur **linéarisation** est nécessaire pour la résolution du système selon le critère des moindres carrés. Dans cette étape, la détermination de **valeurs approchées** pour les paramètres inconnus de transformation ne doit pas être négligée. La résolution du système se fait par **calcul matriciel**, afin de déterminer les paramètres inconnus compensés.

4.3.1 Valeurs approchées des paramètres inconnus

Lorsque les équations qui constituent le modèle fonctionnel ne sont pas linéaires, l'utilisation de valeurs approchées nulles ou arbitraires pour l'initialisation des paramètres inconnus risque d'entraîner la non-convergence du processus itératif, ou d'aboutir à un résultat faux. La linéarisation des équations doit donc être entreprise autour de **valeurs approchées** x_0 des inconnues, déterminées au préalable.

Paramètres approchés pour un recalage par paires

Diverses approches peuvent être employées afin de déterminer des valeurs approchées pour les paramètres de transformation liant deux ensembles de points communs (et donc les deux nuages associés) :

La solution proposée dans [Dewitt, 1996] a été implémentée dans ces travaux. Cette solution, initialement développée pour des problématiques en photogrammétrie terrestre, s'appuie sur des principes de géométrie euclidienne dans l'optique d'estimer les paramètres de transformation entre deux triplets de points. Les vecteurs normaux aux plans formés par ces derniers sont notamment utilisés pour déterminer les angles de rotation qui les relient. Connaissant la matrice de rotation approchée entre les triplets de points, les paramètres de translation approchés sont aisément déductibles.

Les approches analytiques évoquées au paragraphe 4.1.3 (citons entre autres [Arun *et al.*, 1987] et [Horn *et al.*, 1988], également utilisées dans ces travaux, ou encore l'adaptation du problème de Procruste orthogonal dans [Beinat et Crosilla, 2001]) représentent des solutions rapides et efficaces pour déterminer les paramètres de transformation, lorsque les coordonnées des paires de points communs sont connues. Simples d'implémentation, leurs temps de calcul se sont révélés comparables à l'approche davantage géométrique de [Dewitt, 1996] lors de nos tests, faisant de ces solutions des alternatives intéressantes.

Paramètres approchés dans le cas d'un recalage global

Les approches précédentes sont applicables lorsque deux nuages de points sont liés de manière **directe**, autrement dit lorsqu'un minimum de trois points communs nécessaires à la détermination des valeurs approchées apparaissent dans leurs fichiers de points d'appui respectifs. Cependant, il peut arriver que certains nuages soient indirectement liés voire non adjacents avec le nuage

de référence, ce qui empêche l'estimation directe de paramètres approchés de transformation entre ceux-ci. Or il ne faut pas perdre de vue que les paramètres **définitifs** souhaités à l'issue du calcul sont ceux qui lient chaque nuage de points mobile au système de référence. Aussi, pour les éventuels nuages de points mobiles n'étant pas reliés de manière *directe* à la référence, il convient de déterminer la succession de transformations permettant de remonter jusqu'au système de référence.

Le **graphe des liaisons** introduit au paragraphe 4.2.3 est à nouveau utilisé, afin d'établir un chemin entre chaque nuage non directement lié au nuage de référence et ce dernier. Pour ce faire, le voisinage des nuages indirectement reliés est observé, et la recherche de voisins est étendue jusqu'à atteindre le nuage de référence selon le trajet le plus court. Les liens entre les nœuds successifs présents sur ces trajets sont des liens directs, pour lesquels des paramètres de transformation approchés sont estimés selon les méthodes mentionnées plus tôt. Par **composition des matrices de transformation** (voir paragraphe 4.1.1), il est alors possible de déterminer les paramètres approchés des transformations pour les nuages non adjacents à la référence.

4.3.2 Linéarisation et écarts de fermeture

L'égalité associée au modèle fonctionnel de la méthode de Gauss-Helmert (équation 4.17) doit théoriquement être satisfaite pour les valeurs *compensées* notées \hat{l} et \hat{x} des observations et des inconnues. En réalité, les observations brutes sont entachées d'*erreurs accidentelles*, et la prise en compte des résidus qui les corrigent entraîne la présence d'écarts de fermeture.

Linéarisation des équations

Par décomposition des valeurs compensées, il en résulte que des **résidus** v sur les **observations brutes** l ainsi que des **appoints** dx sur les **valeurs approchées** des inconnues, notées x_0 , sont introduits dans les équations du modèle fonctionnel. La linéarisation de ces équations, par approximation grâce aux *séries de Taylor limitées aux termes de premier ordre*, mènent à l'expression suivante :

$$F(\hat{l}, \hat{x}) = F(l + v, x_0 + dx) = F(l, x_0) + \left. \frac{\partial F}{\partial l} \right|_{l, x_0} v + \left. \frac{\partial F}{\partial x} \right|_{l, x_0} dx = 0 \quad (4.20)$$

L'approximation par séries de Taylor entraîne le calcul de *dérivées partielles*, consignées dans des matrices jacobiennes.

Passage par les dérivées partielles Les dérivées partielles qui apparaissent lors de la linéarisation sont calculées à proximité des valeurs initiales de l et x_0 . Deux **matrices jacobiennes** sont présentes dans l'équation 4.20 ainsi établie :

La matrice contenant les dérivées partielles des équations par rapport aux **inconnues**, notée \mathbf{A} , de dimension $(q_0 \times u_0)$. Avec pour inconnues du recalage en bloc les $(n - 1)$ jeux de paramètres, son expression est la suivante :

$$A = \begin{pmatrix} \frac{\partial F_1}{\partial \mu_1} & \frac{\partial F_1}{\partial \omega_1} & \frac{\partial F_1}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial F_1}{\partial \kappa_1} & \frac{\partial F_1}{\partial t_{x_1}} & \dots & \frac{\partial F_1}{\partial t_{y_{n-1}}} & \frac{\partial F_1}{\partial t_{z_{n-1}}} \\ \frac{\partial F_2}{\partial \mu_1} & \frac{\partial F_2}{\partial \omega_1} & \frac{\partial F_2}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial F_2}{\partial \kappa_1} & \frac{\partial F_2}{\partial t_{x_1}} & \dots & \frac{\partial F_2}{\partial t_{y_{n-1}}} & \frac{\partial F_2}{\partial t_{z_{n-1}}} \\ \vdots & \vdots & & \ddots & & & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & & & \ddots & & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial F_{q_0}}{\partial \mu_1} & \frac{\partial F_{q_0}}{\partial \omega_1} & \frac{\partial F_{q_0}}{\partial \varphi_1} & \frac{\partial F_{q_0}}{\partial \kappa_1} & \frac{\partial F_{q_0}}{\partial t_{x_1}} & \dots & \frac{\partial F_{q_0}}{\partial t_{y_{n-1}}} & \frac{\partial F_{q_0}}{\partial t_{z_{n-1}}} \end{pmatrix} \quad (4.21)$$

La matrice contenant les dérivées partielles des équations par rapport aux **observations**, notée **B**, de dimension $(q_0 \times k)$. Avec $k_0 = \frac{k}{3}$ points d'appui fournissant k coordonnées observées, l'expression de la matrice B est la suivante :

$$B = \begin{pmatrix} \frac{\partial F_1}{\partial x_1} & \frac{\partial F_1}{\partial y_1} & \frac{\partial F_1}{\partial z_1} & \frac{\partial F_1}{\partial x_2} & \dots & \dots & \frac{\partial F_1}{\partial y_{k_0}} & \frac{\partial F_1}{\partial z_{k_0}} \\ \frac{\partial F_2}{\partial x_1} & \frac{\partial F_2}{\partial y_1} & \frac{\partial F_2}{\partial z_1} & \frac{\partial F_2}{\partial x_2} & \dots & \dots & \frac{\partial F_2}{\partial y_{k_0}} & \frac{\partial F_2}{\partial z_{k_0}} \\ \vdots & \vdots & & \ddots & & & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & & & \ddots & & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial F_{q_0}}{\partial x_1} & \frac{\partial F_{q_0}}{\partial y_1} & \frac{\partial F_{q_0}}{\partial z_1} & \frac{\partial F_{q_0}}{\partial x_2} & \dots & \dots & \frac{\partial F_{q_0}}{\partial y_{k_0}} & \frac{\partial F_{q_0}}{\partial z_{k_0}} \end{pmatrix} \quad (4.22)$$

Les expressions littérales de ces dérivées partielles peuvent être consultées dans l'Annexe F.

Cas des petites rotations Dans le cas particulier où les variations angulaires sont faibles, une matrice de rotation simplifiée introduite dans la section 4.1.1 pour transcrire de petites rotations peut être utilisée. Dans ce cas, les équations de contraintes exprimées au sein du modèle fonctionnel sont **linéaires**, et ne nécessitent pas le passage précédent par la linéarisation. La démarche est simplifiée : dans ce cas, les matrices **A** et **B** ne contiennent pas de dérivées partielles, mais des coefficients directement issus des équations linéaires. Bien que possédant les dimensions définies précédemment, il ne s'agit plus de matrices jacobiniennes. Dans la littérature anglophone, le nom général donné à ces matrices utiles au calcul de régression est *design matrix*.

Expression matricielle des écarts de fermeture

La notation matricielle présente un intérêt en vue d'exprimer de manière synthétique les calculs de compensation à effectuer. En utilisant les notations introduites pour les matrices **A** et **B**, les équations linéarisées 4.20 peuvent être réécrites sous forme matricielle [Ghilani, 2010] :

$$A dx + B v + K = 0 \quad (4.23)$$

Dans cette équation, le terme $K = F(l, x_0)$ est calculé à partir des données initiales disponibles au début de chaque itération. Il s'agit d'un vecteur contenant les **écarts de fermeture**, non nuls mais censés tendre vers une valeur minimale au fil des itérations. Les appoints sur les inconnues (dx) ainsi que les résidus sur les observations (v) restent à déterminer dans cette équation.

Remarque L'ajout de contraintes supplémentaires au sein du réseau formé par les multiples nuages de points est possible à ce stade de formation du système. Les contraintes supplémentaires permettent de rigidifier davantage le réseau, et de le contraindre à subir certaines déformations connues et maîtrisées. Ces contraintes sont de différentes natures : il peut s'agir d'une distance fixée entre deux points de jonction, ou encore de coordonnées connues pour l'un de ces points à introduire dans la compensation.

L'ajout de contraintes se formalise par l'ajout d'**équations de contraintes** dans le système. Cette combinaison est aisée en empruntant la forme matricielle, permettant de compléter la relation 4.23 précédemment établie. Cette approche n'est pas davantage développée ici, néanmoins les références nécessaires sont consultables dans l'ouvrage de [Ghilani, 2010].

4.3.3 Détermination des grandeurs compensées

L'obtention de grandeurs compensées à la fois pour les inconnues et pour les observations passe par l'estimation de termes correctifs à apporter aux grandeurs initiales. L'application du **critère des moindres carrés** et le passage par les **équations normales** permettent de déterminer l'expression matricielle de ces valeurs.

Vecteur des appoints sur les inconnues

Dans la relation matricielle 4.23 associée aux équations linéarisées de la méthode de compensation généralisée (Gauss-Helmert), le vecteur dx représente le vecteur inconnu à estimer, c'est-à-dire dans ce cas les **appoints** à apporter aux valeurs approchées des paramètres inconnus recherchés. La solution de cette équation selon le terme dx s'exprime, sous forme matricielle, par :

$$dx = -(A^T M A)^{-1} A^T M K \quad (4.24)$$

La matrice M introduite dans cette équation 4.24 est une matrice carrée, de dimensions $(q_0 \times q_0)$. Parfois nommée *matrice de poids équivalente* [Ghilani, 2010], elle est définie par l'expression :

$$M = (B Q_{ll} B^T)^{-1} \quad (4.25)$$

L'expression 4.25 de la matrice M fait intervenir la matrice B des dérivées partielles par rapport aux observations, de dimension $(q_0 \times k)$, mais également l'inverse de la matrice de poids P , notée Q_{ll} . Par cohérence dans l'équation 4.25, les dimensions de la matrice carrée Q_{ll} (et donc de P) sont $(k \times k)$, soit le **nombre d'observations présentes dans le système**. Ainsi, la matrice P contient sur sa diagonale les poids individuels (p_1, \dots, p_k) associés à chaque observation, c'est-à-dire à chaque point de jonction vu depuis chaque nuage :

$$Q_{ll} = P^{-1} = \begin{pmatrix} p_1 & & & & \\ & p_2 & & & \\ & & p_3 & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & p_k \end{pmatrix}^{-1} \quad (4.26)$$

La matrice de poids \mathbf{P} , constituée par l'opérateur du projet ou sur la base de connaissances *a priori* des précisions des observations, contribue à la définition du **modèle stochastique** (voir Chapitre 2, Section 2.2). Ce dernier permet la prise en compte, dans le calcul, des incertitudes qui existent au sein des données en présence. L'intérêt de la pondération dans le cas du recalage de nuages de points hétérogènes est abordé plus tard dans le Chapitre 6. Néanmoins, l'observation des matrices impliquées dans la solution fait ressortir la faisabilité d'une **pondération individuelle des observations**.

Intérêt de la méthode de Gauss-Helmert

Outre la définition plus satisfaisante des contraintes entre nuages de points rendue possible grâce à la méthode de Gauss-Helmert, le dernier point soulevé relatif à la **pondération** constitue un second argument justifiant l'emploi de cette approche pour la problématique traitée.

Lors de la mise en œuvre de la méthode de Gauss-Markov (ou *approche paramétrique*), la pondération est également possible par le biais d'une matrice de poids \mathbf{P} carrée, dont la dimension correspond au nombre d'observations et donc par extension, au nombre d'équations en présence. Cependant dans l'approche développée dans ce chapitre, le nombre d'équations q_0 n'est pas égal au nombre d'observations k : une unique équation fait intervenir deux jeux de coordonnées et donc plusieurs observations, quel que soit le type d'équation introduit dans le système 4.19. Effectuer une pondération sur les équations de contraintes dans ce cas semble discutable. Dans tous les cas, la condition $q_0 < k$ est vérifiée, signifiant qu'il y a davantage d'observations que d'équations présentes dans le modèle.

La méthode de compensation de Gauss-Helmert (ou *approche généralisée*) présente un intérêt du point de vue de la pondération lorsqu'il y a **hétéroscédasticité** des observations. L'hétéroscédasticité a pour conséquence des différences de variance des observations. La matrice de poids \mathbf{P} associée à cette méthode de compensation est de dimension $(k \times k)$, soit le nombre d'observations. À la différence de l'approche paramétrique où la matrice de poids permet de prendre en compte un poids pour chaque équation d'observation, il devient possible en appliquant l'approche généralisée d'assigner un **poids propre à chaque observation**. Aussi, en vue de traiter l'hétérogénéité pouvant exister entre les différentes données, cette possibilité est une piste intéressante et souhaitable pour la suite de la réflexion.

Risque de non-inversibilité de la matrice \mathbf{M} Si le système des équations décrites au paragraphe 4.2.4 et formant le modèle fonctionnel n'a pas été établi de manière appropriée, il se peut que les équations formulées ne soient pas entièrement indépendantes les unes par rapport aux autres. Un exemple de **contraintes redondantes** pour un point k particulier, liant à la fois les nuages

mobiles à la référence mais également entre eux, est exposé sur la Figure 4.9. Ceci mène à une surparamétrisation du problème et se traduit par une matrice M (équation 4.25) dont le rang, défini comme le nombre de lignes linéairement indépendantes, n'est pas égal à la dimension de la matrice. On parle alors d'une matrice de rang incomplet (par opposition aux matrices de rang plein), ce qui rend la matrice M *singulière*. Autrement dit, les éléments présents sur une ligne de cette matrice singulière sont la combinaison linéaire des éléments empruntés à une ou plusieurs autre(s) ligne(s).

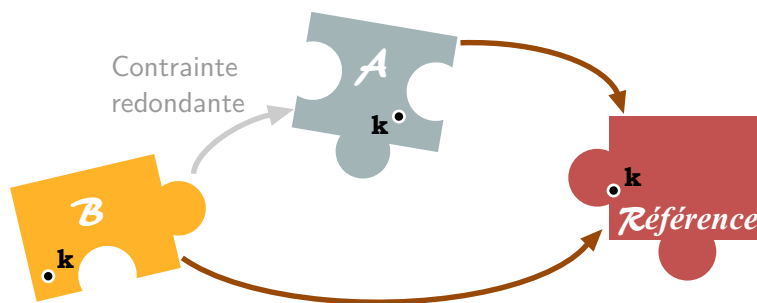


Figure 4.9 - Exemple de contraintes redondantes dans le cas d'un point k présent dans le nuage de référence, mais permettant également de lier les nuages mobiles A et B .

Par définition, *une matrice singulière n'est pas inversible*, ce qui pose problème lors de la résolution du système. Pour pallier cette non-inversibilité de la matrice M , le calcul du pseudo-inverse de la matrice fournit une approximation de l'inverse effectivement recherché. Dans le logiciel Matlab (MathWorks), le *pseudo-inverse de Moore-Penrose* est implémenté. Celui-ci a été testé sur une matrice M singulière, obtenue par ajout d'équations redondantes dans le modèle fonctionnel. Il a été observé que, pour plusieurs jeux de données différents, les résultats alors obtenus sont proches de ceux atteints lorsque le système est correctement formé et que M est de rang plein. Néanmoins, la définition correcte des *contraintes strictement nécessaires* à la construction du système d'équations est préférable. Ces contraintes minimales ont été exposées au paragraphe 4.2.4.

Vecteur des résidus sur les observations

Connaissant le vecteur dx constitué des appoints sur les paramètres inconnus, il reste à exprimer les résidus v à appliquer aux observations, ce qui s'effectue sous forme matricielle selon :

$$v = -Q_{ll} B^T M (A dx + K) \quad (4.27)$$

Grandeurs compensées L'issue du calcul de compensation est la **détermination des inconnues et des observations compensées**. Ce dernier calcul s'effectue par simple ajout des appoints dx (équation 4.24) aux valeurs initiales des paramètres inconnus. De même, les observations sont compensées en leur ajoutant les résidus v déterminés selon l'équation 4.27.

Dans le cas où les équations de contraintes sont naturellement linéaires, alors le vecteur dx contient directement les valeurs compensées des inconnues à l'issue du premier calcul. En re-

vanche lorsqu'il s'agit d'équations non linéaires ayant été linéarisées, le terme correctif dx ainsi que les résidus v sur les observations sont affinés au cours d'itérations successives du calcul.

4.3.4 Itération de la solution

L'itération de la solution n'est nécessaire que lorsque les équations de contraintes sont initialement non linéaires et ont fait l'objet d'une linéarisation, ce qui est le cas pour le modèle fonctionnel établi dans cette approche.

Les valeurs initiales des paramètres inconnus sont des valeurs approchées x_0 déterminées au préalable, si bien qu'à l'issue de la première itération, les inconnues et observations compensées (respectivement \hat{x}_1 et \hat{l}_1) sont obtenues par les relations :

$$\hat{x}_1 = x_0 + dx \quad \text{et} \quad \hat{l}_1 = l + v \quad (4.28)$$

La seconde itération est effectuée en prenant \hat{x}_1 et \hat{l}_1 comme valeurs initiales, auxquelles seront ajoutés les nouveaux termes correctifs déterminés à l'issue de cette nouvelle itération. Notons que l'expression du vecteur de fermeture lors de cette seconde itération sera $K = F(\hat{l}_1, \hat{x}_1)$.

Critères d'arrêt et de convergence

Deux critères peuvent être considérés et sont à vérifier afin de mettre un terme aux itérations :

Lorsque les **appoints dx** sur les paramètres compensés ne diminuent plus de manière significative, les itérations doivent être arrêtées. Cette absence d'évolution se traduit par un **taux de variation faible des paramètres inconnus**, entre deux itérations successives ($j - 1$) et (j). Arbitrairement, un seuil $\tau = 10^{-8}$ a été fixé pour ce critère d'arrêt. Néanmoins, ce seuil peut être défini différemment en fonction de la qualité des points de jonction utilisés, ainsi que de la précision attendue pour les paramètres à estimer. En notant x le vecteur des paramètres inconnus, le processus est arrêté à l'itération (j), lorsque le seuil τ est atteint :

$$\frac{\|x^{(j)} - x^{(j-1)}\|}{\|x^{(j)}\|} < \tau$$

Le second critère à prendre en compte concerne le **vecteur des résidus v** . Pour s'assurer que le critère des moindres carrés est bien respecté, il convient de vérifier que **la somme des résidus v_i au carré est décroissante** au fil des itérations, et converge vers une valeur minimale. Son utilisation en tant que critère d'arrêt nécessite quelques précautions, notamment en présence de poids. Néanmoins ce critère doit être surveillé afin de prévenir la divergence des calculs. La divergence de la solution sur ce point entraîne en effet des résultats erronés.

Matrices de variances-covariances *a posteriori*

La matrice de cofacteurs pour les paramètres inconnus se calcule à l'issue de la compensation selon l'expression suivante :

$$Q_{xx} = (A^T M A)^{-1} = (A^T (B Q_{ll} B^T) A)^{-1} \quad (4.29)$$

De manière similaire, il est possible d'établir la matrice de cofacteurs pour les observations compensées :

$$Q_{\hat{ll}} = Q_{ll} - Q_{ll} B^T M (I - A Q_{xx} A^T M) B Q_{ll} \quad (4.30)$$

avec $Q_{ll} = P^{-1}$ l'inverse de la matrice des poids, pour rappel.

Pour déterminer les **matrices de variances-covariances** sur ces grandeurs compensées, il convient d'estimer au préalable le **facteur de variance a posteriori** (ou variance de l'unité de poids *a posteriori*), noté σ_0 et exprimé par :

$$\sigma_0 = \sqrt{\frac{v^T P v}{q_0 - u_0}} \quad (4.31)$$

Le dénominateur $r = q_0 - u_0$ traduit la *redondance* du modèle fonctionnel, autrement dit le surplus d'équations qui rendent le système surdéterminé. Les matrices de variances-covariances se déduisent alors aisément, pour les inconnues (matrice Σ_{xx}) comme pour les observations compensées (matrice $\Sigma_{\hat{ll}}$) :

$$\Sigma_{xx} = \sigma_0^2 Q_{xx} \quad \text{et} \quad \Sigma_{\hat{ll}} = \sigma_0^2 Q_{\hat{ll}} \quad (4.32)$$

Dans ces matrices, les diagonales font apparaître les variances *a posteriori* pour les inconnues ou les observations compensées, tandis que les covariances entre inconnues ou entre observations se lisent de part et d'autre de la diagonale. Ces valeurs statistiques fournissent des informations intéressantes quant à la confiance à accorder aux paramètres déterminés, lorsqu'il s'agit des inconnues. Pour une approche plus visuelle de la qualité des résultats, les matrices de cofacteurs peuvent également servir à la **détermination d'ellipses ou d'ellipsoïdes d'erreur**, dont le principe est évoqué dans le chapitre suivant au cours de l'évaluation de la méthode.

4.4 Solution apportée au géoréférencement

Dans le Chapitre 3, le géoréférencement a été présenté comme une opération de transformation des jeux de données dans un référentiel global, généralement un système de coordonnées national ou propre au projet. Cette étape, non-obligatoire, dépend du cahier des charges lié au projet. Il a également été exposé que cette opération peut être *directement* mise en place au moment du levé, bien que cette démarche reste moins fréquente qu'un géoréférencement effectué de manière *indirecte*.

Le géoréférencement direct, effectué sur le terrain et nécessitant une instrumentation adaptée, ne requiert par définition pas de traitement particulier des données *a posteriori*, et n'est donc pas abordé ici. En revanche, le géoréférencement indirect induit une étape de post-traitement. Cette étape fait suite au recalage ou s'inscrit de manière concomitante avec le recalage, pouvant intervenir sur l'ensemble du projet ou individuellement au niveau de chaque nuage de points. Les solutions proposées à cet effet dans les développements sont introduites dans cette dernière section.

4.4.1 Géoréférencement indirect

En l'absence d'informations nécessaires au géoréférencement de chaque nuage de points individuel, la transformation de *l'ensemble des données recalées* peut être entreprise.

Principe

Le nuage de points complet du projet, constitué de plusieurs entités recalées, voit les coordonnées de l'ensemble de ses points exprimées dans le référentiel attaché au nuage de référence. Afin d'établir la transformation qui lie ce référentiel à un référentiel externe, la connaissance de **points d'appui** dans chaque système est nécessaire. Ces points judicieusement choisis font généralement l'objet d'un levé tachéométrique lors des opérations de terrain, afin de déterminer leurs coordonnées dans le référentiel final souhaité. Il peut s'agir de cibles artificielles si certaines ont été placées dans la scène, ou de points naturels sélectionnés pour leur représentativité. Les coordonnées de ces mêmes points doivent par la suite être déterminées dans le nuage de points, soit par sélection manuelle s'il s'agit de points de détail, soit par détection de cibles artificielles le cas échéant. Généralement, lorsqu'un recalage basé sur des entités ponctuelles a été effectué en amont, une sélection de celles-ci constitue les points d'appui utilisés pour le géoréférencement. Dans ce cas, les *coordonnées moyennes* de ces points observés depuis plusieurs stations recalées sont calculées avant d'intervenir dans le géoréférencement.

Il s'agit par la suite d'**estimer les paramètres de transformation entre deux jeux de données**, problème pour lequel des solutions ont été exposées dans la sous-section 4.1.3. Comme lors du recalage en bloc des nuages, la détermination de **critères statistiques d'incertitude** sur les paramètres de géoréférencement à l'issue de leur estimation est souhaitable. Pour cette raison, l'estimation des paramètres de géoréférencement indirect est effectuée par **résolution d'un calcul de compensation** par les moindres carrés, à l'aide du modèle de Gauss-Markov. La transformation attribuée au géoréférencement est une isométrie ou une similitude, en fonction de la présence ou non d'un facteur d'échelle. Les équations associées et la résolution du calcul pour deux nuages de points sont identiques à celles développées dans la première section 4.1 de ce chapitre. Le géoréférencement indirect de l'ensemble des données recalées intervient donc comme une **étape supplémentaire** effectuée à la suite du recalage en bloc des nuages.

Méthodes d'évaluation

Outre les critères d'incertitudes fournis par la matrice de variances-covariances sur les paramètres à l'issue du calcul, il convient d'examiner la qualité du géoréférencement effectué. Il est possible

d'évaluer la précision (parfois qualifiée de *précision interne*) ou l'exactitude (ou encore *précision externe*), en fonction de l'implication des points d'appui lors du calcul.

Précision du géoréférencement Les coordonnées des points d'appui déterminées dans le référentiel final constituent une source de **données externes et indépendantes**, pouvant être définies comme des **valeurs de référence**. Dans ce cas, des critères de précision peuvent être estimés en passant par le calcul de résidus. Au niveau de chacun de ces points, un **écart 3D** sous forme de distance euclidienne est calculable entre la valeur de référence, et la valeur des coordonnées moyennes géoréférencées correspondantes.

Néanmoins si toutes les coordonnées de référence sont utilisées pour procéder au géoréférencement (Figure 4.10a), alors il est biaisé de les considérer comme étant réellement indépendantes au calcul. Il est possible de calculer un écart-type sur la base des écarts 3D déterminés, pour qualifier la précision du géoréférencement. Il semble dans ce cas plus correct de parler de **précision interne** atteinte par le calcul, qui va *dépendre de la qualité des points d'appui* choisis. Parler d'exactitude serait ici abusif, étant donné que les références ne sont pas entièrement extérieures au processus.

Cette précision interne est pour autant intéressante, notamment en vue de la décision d'exclure du géoréférencement les points d'appui qui présenteraient des résidus élevés.

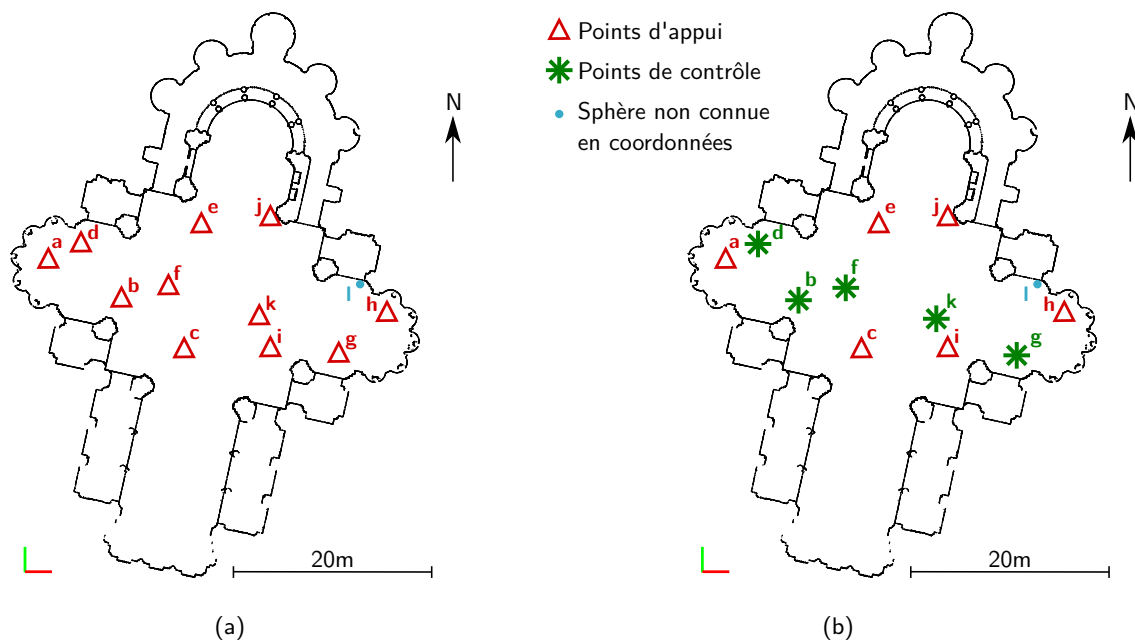


Figure 4.10 - Différentes répartitions des points de contrôle parmi les points de référence connus pour le géoréférencement. Illustration à partir du jeu de données A (église Saint-Pierre-le-Jeune, Strasbourg), utilisé dans le Chapitre 5.

Exactitude du géoréférencement Afin d'estimer l'exactitude du géoréférencement, il est nécessaire de disposer de **points de contrôle**, connus dans le référentiel final et totalement dissociés de l'étape de géoréférencement (Figure 4.10b). Deux cas de figure sont envisageables à cet effet :

- Un second levé tachéométrique est effectué, indépendant de celui qui a servi à déterminer les coordonnées des points d'appui utilisés lors du géoréférencement. Il s'agit alors de mesurer les coordonnées de points de contrôle, soit en choisissant de nouveaux points remarquables, soit en effectuant une nouvelle détermination des points d'appui. Cette solution, coûteuse en temps et en ressources, est rarement retenue.
- Le cas échéant, un unique jeu de coordonnées de référence est disponible. Une idée consiste alors à ne retenir que quelques points de ce consensus (au minimum trois, bien répartis) comme points d'appui pour l'estimation du géoréférencement. Les points restants, non impliqués dans le calcul et donc considérés comme externes au géoréférencement, serviront de points de contrôle pour le calcul des résidus.

Des écarts 3D sont calculés au niveau des points de contrôle, indépendants. Sur la base de ces résidus, une erreur moyenne quadratique est déterminée, qui permet d'évaluer ainsi l'exactitude ou **précision absolue** du géoréférencement effectué.

Dans l'algorithme développé, la détermination de la précision comme celle de l'exactitude sont possibles, en fonction de la disponibilité ou non d'un jeu de données de contrôle.

4.4.2 Géoréférencement de chaque nuage individuel

En présence d'un nombre suffisant d'informations pour la transformation de **chaque nuage individuel** (non recalé) dans le référentiel global, l'étape de géoréférencement va intervenir de manière concomitante avec le recalage des données, comme décrit dans le Chapitre 3. Dans ce cas, le géoréférencement n'est plus considéré comme une étape supplémentaire faisant suite au recalage : elle s'inscrit au contraire pleinement dans le processus de recalage. Une modification de l'algorithme de recalage en bloc proposé dans les Sections 4.2 et 4.3 précédentes est alors à envisager.

Modification de la méthodologie de recalage en bloc

Lorsque le seul recalage en bloc de n nuages de points est entrepris, le référentiel d'un nuage de points choisi fixe est pris comme référence et il est alors question d'estimer $(n - 1)$ jeux de paramètres, qui matérialisent les transformations vers la référence. Dans le cas où il est possible de géoréférencer chacun des n nuages en présence vers un référentiel global, la définition de la problématique évolue. Géoréférencement et recalage sont réalisés *simultanément*, à travers l'estimation de **n jeux de paramètres de transformation** qui établissent les liens entre chaque nuage individuel et le référentiel final.

Pour procéder au géoréférencement *en bloc* des n nuages de points, la considération de toutes les liaisons, à la fois avec le référentiel final, mais aussi entre nuages adjacents, est ici encore nécessaire : ces liaisons forment les **contraintes** évoquées dans la Section 4.2 pour le recalage. Les modifications à apporter ne concernent pas l'écriture des équations de contraintes établies à la fin du paragraphe 4.2.4, dans la mesure où le géoréférencement reprend le même type de transformation que celles qui lient les nuages entre eux. En revanche, la prise en compte des points communs, distingués en *points d'appui* ou *points de jonction*, doit être repensée pour l'insertion de ces équations dans le système.

Le **premier type d'équations** est écrit pour tous les points qui constituent des **points d'appui**, c'est-à-dire dont les coordonnées sont **connues dans le référentiel global** ainsi que dans un ou plusieurs nuage(s) de points. Les points d'appui, ainsi que les paramètres visibles dans ce premier type d'équations, servent à établir les liens avec le référentiel final.

Le **second type d'équations** fait intervenir uniquement les points **communs à deux nuages adjacents**, mais non exprimés dans le référentiel de destination. Ces points sont définis comme des **points de jonction**, qui matérialisent les contraintes existantes entre données adjacentes. Cependant, les paramètres de transformation présents dans ce second type d'équations se rapportent bien au référentiel final.

La résolution du système d'équations ainsi formé s'opère tel que décrit dans la Section 4.3, menant à la détermination de n jeux de paramètres, dans ce cas.

Deux configurations possibles

En fonction de la répartition des points d'appui au sein des différents nuages à recaler et géoréférencer, deux cas de figure peuvent être rencontrés. Ils se distinguent essentiellement au moment du calcul de valeurs approchées pour les paramètres de transformation.

Présence suffisante de points d'appui dans chaque nuage de points Si au minimum trois points d'appui sont connus dans chaque nuage du projet, alors le rattachement direct de chacun de ces nuages au référentiel final est possible. Il est ainsi aisé de calculer des paramètres approchés de transformation sur la base des points d'appui. Dans ce cas, des équations du premier type sont écrites pour chaque nuage de points. Des équations de second type viennent les compléter lorsque des points de jonction existent entre nuages adjacents.

Bien que possible, cette configuration est dans la pratique rarement rencontrée. En effet, le nombre de points d'appui dont les coordonnées ont été mesurées dans le référentiel global est généralement limité.

Rattachement direct d'un nuage ou d'une partie des nuages au référentiel final Le plus souvent, seul un nuage (ou quelques nuages) possède(nt) au moins trois points d'appui dont les coordonnées définitives sont connues. Pour procéder au géoréférencement simultané de chaque nuage individuel, il est alors nécessaire que tous les autres nuages puissent être rattachés par suffisamment de points de jonction à ce (ou ces) nuage(s) directement rattaché(s) au référentiel final.

La détermination de paramètres approchés est directe pour le (ou les) nuage(s) possédant un nombre suffisant de points d'appui. Pour les autres nuages, ces valeurs approchées sont calculées par composition de transformations successives, permettant de rallier le référentiel global. Une différence supplémentaire avec la première configuration concerne la proportion des équations de contraintes : dans ce cas, le nombre d'équations du second type (reliant les nuages adjacents entre eux) sera probablement plus élevé que le nombre d'équations du premier type (reliant directement un nuage de points au référentiel général). Pour autant, la résolution du système d'équations ainsi constitué est identique.

Précision et exactitude

Dans ce contexte où des paramètres de géoréférencement individuels sont estimés pour chacun des n nuages en présence, l'estimation de la précision interne diffère de ce qui a été exposé au paragraphe 4.4.1. Dans ce cas, annoncer une valeur de précision ***pour chaque nuage géoréférencé*** semble avoir davantage de sens. Le principe utilisé s'apparente alors à celui appliqué pour évaluer la précision du recalage en bloc. Le calcul des résidus à cet effet est détaillé dans le chapitre suivant, dédié à l'évaluation de la méthode.

Quant à l'exactitude, sa détermination n'est envisageable qu'en présence d'un jeu de points de contrôle, tels que précédemment définis.

Conclusions du chapitre 4

Ce chapitre a permis de détailler la méthodologie mise en place pour procéder au recalage en bloc de plusieurs nuages de points. À cet effet, des notions théoriques sur les transformations et sur les méthodes d'estimation de paramètres inconnus ont été rappelées, avant d'introduire la généralisation de ces concepts. Les points essentiels à retenir sont les suivants :

La transformation qui modélise au mieux un changement de repère est l'isométrie, éventuellement étendue à la similitude en cas de changement d'échelle uniforme à prendre en compte. Du fait de l'hétérogénéité de la provenance des nuages de points, cette dernière transformation a été retenue pour procéder au recalage de nuages de points au sein d'un même référentiel.

Les méthodes d'estimation des paramètres de transformation entre deux nuages de points peuvent être itératives ou non. L'approche itérative basée sur le critère des moindres carrés présente l'avantage de fournir des informations relatives à la précision de l'estimation des paramètres.

Pour généraliser le recalage de données 3D à n nuages de points au sein d'un unique calcul, un modèle fonctionnel plus étoffé que dans le cas simple de deux nuages doit être établi. L'idée est alors de modéliser toutes les relations qui existent entre les entités en présence, afin de former un réseau de contraintes qui lie les nuages de points. Un nuage de points dit de référence fournit le référentiel de destination de toutes les transformations, en l'absence de géoréférencement de chaque nuage individuellement. L'estimation en bloc des tous les paramètres de transformation entre les nuages mobiles et le système de référence est alors entreprise par la méthode de compensation dite de Gauss-Helmert.

Le principe du géoréférencement est aisément intégrable à la solution développée. Il peut intervenir de deux manières : soit pour l'intégralité du projet suite au recalage des nuages entre eux, soit en bloc pour chaque nuage individuellement, si les données en présence le permettent.

Évaluation de l'approche et outils d'analyse de la qualité

5.1	Présentation des jeux de données et premiers résultats	146
5.1.1	Jeux de données A et B : Église Saint-Pierre-le-Jeune	146
5.1.2	Jeu de données C : INSA de Strasbourg	147
5.1.3	Tableau récapitulatif	148
5.1.4	Premiers résultats	148
5.2	Validation de l'approche développée	151
5.2.1	Convergence de l'algorithme	151
5.2.2	Définition des résidus	153
5.2.3	Comparaisons avec des solutions logicielles établies	157
5.3	Outils d'analyse qualitative et quantitative	162
5.3.1	Réalisation de sections	163
5.3.2	Calcul et représentation des ellipses et ellipsoïdes d'erreur	165
5.3.3	Indicateurs de fiabilité	167
5.4	Quantification de l'apport du recalage en bloc	170
5.4.1	Aperçu des configurations	170
5.4.2	Stabilité des méthodes de recalage vis-à-vis de certains facteurs	172
5.4.3	Quantification de la dérive	176

Après avoir décrit l'approche proposée pour la consolidation en bloc dans le Chapitre 4 précédent, il convient alors de valider cette approche et d'en évaluer les performances. Le présent chapitre vise à fournir des éléments quant à la validité de l'algorithme, par confrontation des résultats obtenus avec ceux livrés par des méthodes usuelles de recalage.

S'approprier le développement d'un algorithme de recalage en bloc n'a pas pour unique but d'être en mesure de le compléter avec des développements supplémentaires. L'idée intrinsèque est éga-

lement d'apporter davantage de **transparence** dans l'évaluation des résultats. Ceci passe à la fois par la détermination de résidus à l'issue du calcul, mais aussi par une réflexion sur la définition de critères de qualité significatifs.

5.1 Présentation des jeux de données et premiers résultats

Trois jeux de données réels, numérisés par l'équipe de recherche à des fins variées, sont visibles à travers les analyses de ce chapitre. Les deux projets dont ils sont extraits ont été retenus car ils mettent en jeu des environnements bâtis aux dimensions et caractéristiques architecturales différentes.

5.1.1 Jeux de données A et B : Église Saint-Pierre-le-Jeune

Des nuages de points issus de la lasergrammétrie ont tout d'abord été acquis à l'intérieur d'un édifice religieux du patrimoine strasbourgeois, à savoir l'église catholique Saint-Pierre-le-Jeune. Construit au 19^e siècle, ce monument de grès rose caractéristique du quartier de la *Neustadt* se distingue notamment par son imposante coupole, et présente des **caractéristiques architecturales complexes** liées à sa destination. Cet édifice a fait l'objet de levés combinés, à l'aide :

- d'un **scanner laser terrestre** FARO Focus^{3D} X330
- d'un **scanner laser à main** FARO Freestyle^{3D} X, employé en vue d'acquérir plus spécifiquement des zones de détails et d'en saisir la complexité.

Intérieur de la nef (jeu de données A)

Le premier jeu de données acquis à l'intérieur de l'édifice est constitué de *dix stations* effectuées avec un scanner laser terrestre, reliées entre elles à l'aide de *12 cibles* (sphères). Les dix nuages de points ainsi acquis permettent de couvrir le transept ainsi qu'une majeure partie de la nef. Dans ce jeu de données, les équipements intérieurs de l'édifice constituent des obstacles naturels aux levés. Néanmoins, du fait de la volumétrie importante de l'espace numérisé, une **forte intervisibilité** existe entre les différentes stations. Ainsi, chaque station est visible depuis toutes les autres, d'où la présence de **nombreuses contraintes** entre les entités : ce critère s'avère intéressant pour la prise en compte des liens supplémentaires entre stations.

Déambulatoire (jeu de données B)

Le second jeu de données rattaché à l'église Saint-Pierre-le-Jeune se concentre sur le déambulatoire ¹. Il comprend *neuf nuages de points* acquis par scanner laser terrestre, dont la consolidation est assurée par la présence de *13 cibles sphériques*. La répartition des stations de numérisation et des cibles pour les deux levés relatifs à l'église est visible sur la Figure 5.1.

1. Dans le lexique architectural religieux, le déambulatoire désigne un corridor utile à la circulation à l'arrière du chœur, souvent ouvert et prenant la forme d'un arc de cercle.

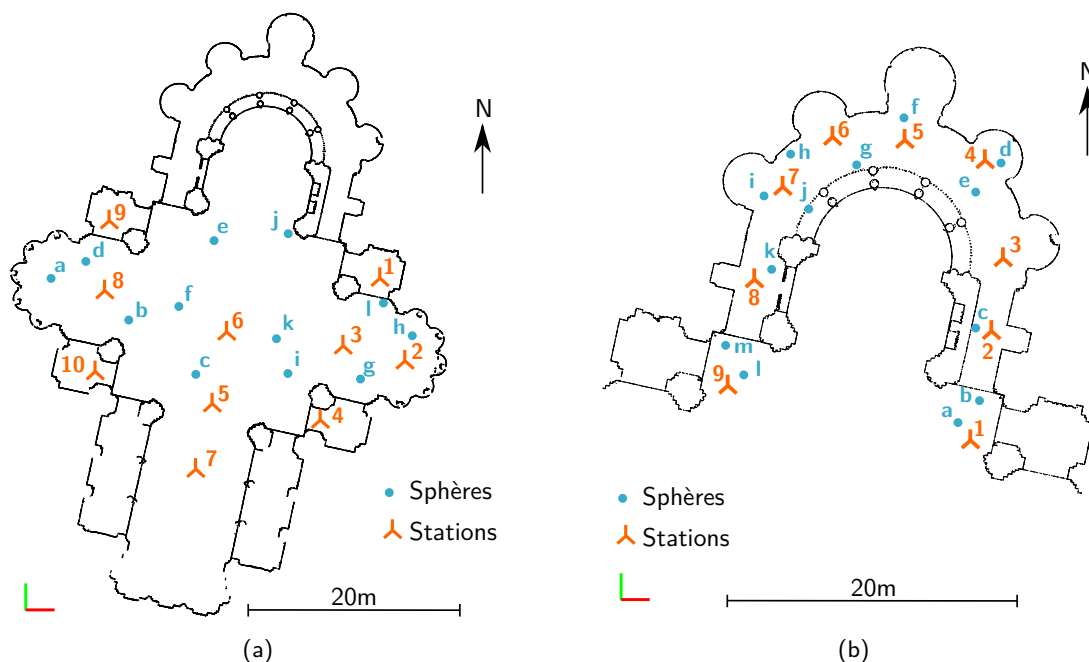


Figure 5.1 - Répartition des stations de numérisation et des points de jonction (cibles) pour les deux jeux de données acquis à l'intérieur de l'église Saint-Pierre-le-Jeune : (a) nef, et (b) déambulatoire.

Ce second jeu de données (Figure 5.1b) présente une configuration **en antenne** (voir paragraphe 3.1.1), dans la mesure où les stations de numérisation se suivent. L'intervisibilité n'opère pas nécessairement entre toutes les stations, hormis entre stations successives pour leur rattachement. Cette configuration s'assimile à celle rencontrée dans le cas d'un couloir, où le **risque d'une dérive du levé** au fil des stations n'est pas exclu. Ce jeu de données pourra ainsi être employé afin de valider l'avantage d'un recalage global par rapport à un recalage séquentiel (par paires successives).

5.1.2 Jeu de données C : INSA de Strasbourg

Le bâtiment de l'INSA de Strasbourg abrite un établissement public d'enseignement supérieur et de recherche, de par sa destination il est donc constitué de salles réparties en étages selon un plan qui tend à être régulier. Le **cloisonnement des espaces** permet à ce jeu de données de se distinguer significativement des jeux de données A et B.

Au sein du bâtiment, ce sont des laboratoires et ateliers établis au rez-de-chaussée qui ont été numérisés, par *lasergrammétrie terrestre* (FARO Focus^{3D} X330). Ces laboratoires constituent des **espaces encombrés** par les nombreuses instrumentations présentes. En outre, l'enchaînement d'espaces distincts ne permet pas une aussi bonne intervisibilité des stations que dans l'exemple du vaste environnement intérieur de l'église. De multiples stations de numérisation sont dans ce cas nécessaires, à la fois pour assurer un recouvrement suffisant entre stations successives, mais aussi pour obtenir un jeu de données le plus complet possible. Pour pallier les **masques** liés à

l'encombrement, un complément de levé à l'aide de techniques mobiles et portatives, tel qu'un scanner à main, est envisageable.

Le jeu de données C exploité par la suite est ainsi constitué de 52 nuages de points, respectivement reliés entre eux à l'aide d'environ 70 cibles (sphères et damiers) qui ont été réparties dans l'environnement à mesure du cheminement dans les locaux, toutes n'ayant pas été utilisées pour le calcul de consolidation. L'intérêt ici est de confronter l'algorithme à un **large jeu de données**, et d'observer l'évolution des temps de traitement dans ce cas.

5.1.3 Tableau récapitulatif

Le Tableau 5.1 reprend quelques caractéristiques relatives à l'acquisition et à la configuration des jeux de données décrits précédemment. Une visualisation des nuages de points recalés dans chaque cas y est également proposée.

Deux précisions supplémentaires sont à apporter à ce stade :

Premièrement, il est à noter qu'un levé photogrammétrique par drone des parties extérieures de l'église Saint-Pierre-le-Jeune a également été effectué au sein du laboratoire. Les détails relatifs à l'acquisition des clichés (nombre de prises de vue, plan de vol) ainsi qu'au calcul du modèle (logiciel utilisé, temps de traitement, aspects qualitatifs) sont consultables dans l'article [Murtiyoso et Grussenmeyer, 2017]. Une approche pour le recalage des nuages de points respectifs de l'intérieur (lasergrammétrie) et de l'extérieur (photogrammétrie) de l'édifice a été proposée par [Murtiyoso et Grussenmeyer, 2018].

Deuxièmement, seules les données issues de la lasergrammétrie terrestre sont utilisées dans les sections qui suivent. Ces jeux de données *homogènes* servent avant tout dans ce Chapitre 5 à valider l'algorithme, et à en faire ressortir les avantages. Les questions de gestion de l'hétérogénéité des données, par intégration des nuages acquis à l'aide d'un scanner à main par exemple, sont soulevées ultérieurement dans le Chapitre 6.

5.1.4 Premiers résultats

L'algorithme développé et détaillé à travers le Chapitre 4 a été mis en application sur les trois jeux de données précédents. Les jeux de données avant et après recalage en bloc, en vue de dessus pour mieux percevoir les déplacements relatifs, sont présentés dans le Tableau 5.2.

Au regard des premiers résultats visibles dans ce tableau, il ressort que pour chaque jeu de données, tous les nuages de points initialement non organisés sont correctement replacés les uns par rapport aux autres, dans un référentiel commun, à l'issue du recalage. Cette simple inspection visuelle doit néanmoins être complétée par une analyse quantitative, mise en place dans la section à venir.

5.1. Présentation des jeux de données et premiers résultats

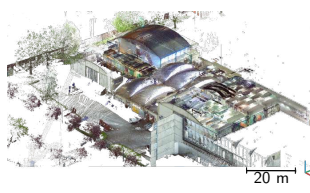
	Église Saint-Pierre-le-Jeune		INSA Strasbourg
	Intérieur de la nef	Déambulatoire	Laboratoires
Illustration des nuages de points recalés colorisés			
Méthode(s) de numérisation	Lasergrammétrie terrestre	Lasergrammétrie terrestre + Scanner laser à main	Lasergrammétrie terrestre
Nombre de stations	10	9 <i>+ une dizaine de nuages issus du scanner à main</i>	52
Nombre de cibles pour le recalage	12	13	~ 70
Caractéristiques du jeu de données	<ul style="list-style-type: none"> - bonne intervisibilité entre les stations - important taux de recouvrement - visibilité de l'ensemble des cibles depuis quasiment toutes les stations 	<ul style="list-style-type: none"> - succession des stations - peu d'intervisibilité - présence de masques et de zones détaillées 	<ul style="list-style-type: none"> - espaces encombrés - succession d'espaces distincts - peu d'intervisibilité

Tableau 5.1 - Récapitulatif des jeux de données utilisés pour valider les développements, et de quelques-unes de leurs caractéristiques.

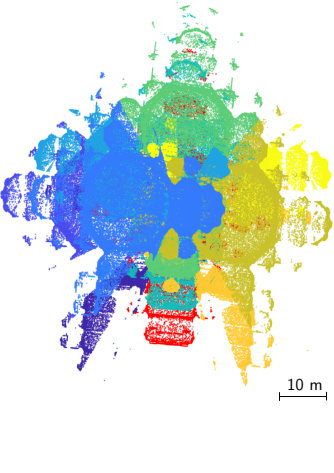
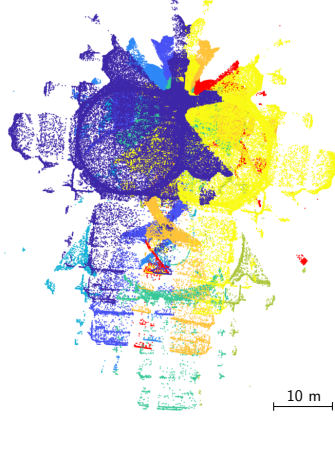
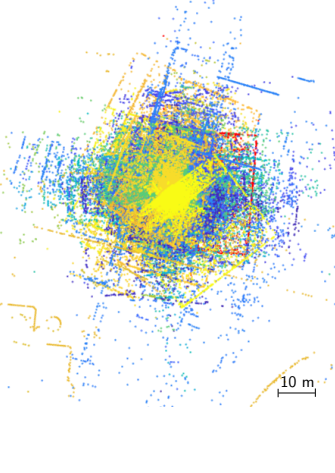
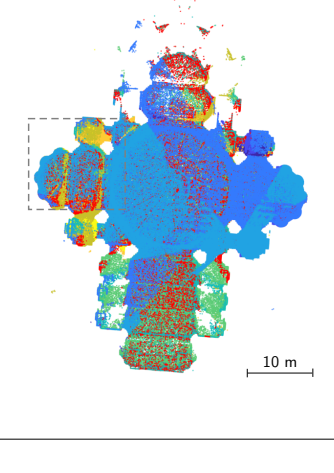
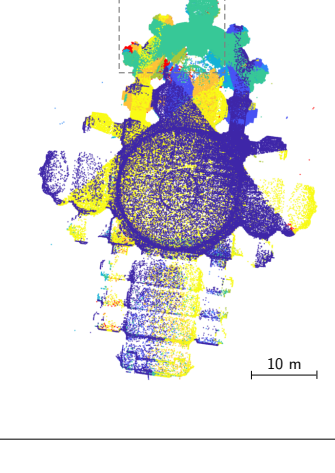
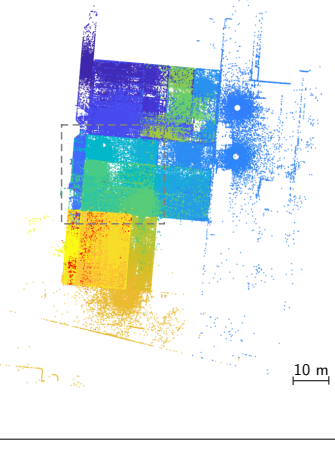
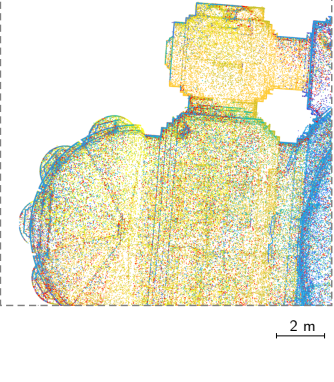
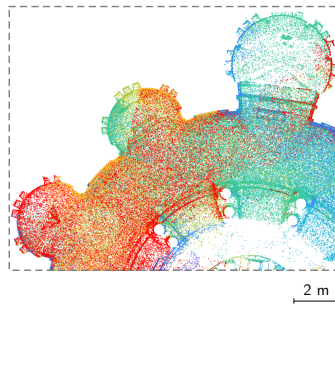
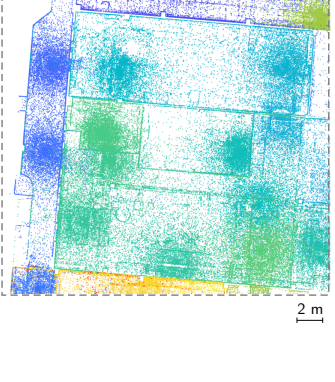
	Église Saint-Pierre-le-Jeune		INSA Strasbourg
	Intérieur de la nef	Déambulatoire	Laboratoires
Avant consolidation			
Après consolidation			
Zoom			

Tableau 5.2 - Inspection visuelle du recalage global selon une vue en plan : nuages de points non organisés avant consolidation, puis à l'issue de la consolidation, et zooms sur des parties caractéristiques (pour chacun des jeux de données).

5.2 Validation de l'approche développée

La validation de l'algorithme implémenté passe par deux étapes : il s'agit d'une part de vérifier que le critère des moindres carrés est respecté, puis de confronter les résultats obtenus à ceux de solutions existantes. Notons que pour l'ensemble des tests dont les résultats sont présentés dans ce chapitre, les poids des observations sont considérés homogènes (matrice des poids identité). L'objectif dans un premier temps est en effet uniquement de valider le développement de l'algorithme, et de souligner ses bénéfices.

5.2.1 Convergence de l'algorithme

Si les valeurs approchées des paramètres inconnus ont été déterminées avec une précision suffisante, le calcul itératif de compensation en bloc **converge vers une solution la plus probable** pour les paramètres inconnus. À l'inverse, des valeurs approchées trop éloignées du résultat escompté peuvent entraîner soit la confrontation à un minimum local plutôt que global pour la fonction de coût à optimiser, soit la non convergence du processus itératif.

La convergence du calcul d'estimation se vérifie à travers l'observation de deux critères, également utilisés comme **critères d'arrêt** aux itérations, selon les définitions fournies dans le Chapitre 4 au paragraphe 4.3.4 :

- le *critère des moindres carrés*, disant $\sum v_i^2 \rightarrow \min$.
- le *taux de variation des paramètres compensés* qui doit devenir insignifiant, traduisant ainsi le fait que les appoints correctifs sur les inconnues n'évoluent plus.

Évolution de la somme des résidus au carré

Si l'on se réfère au critère des moindres carrés introduit dans le Chapitre 4, les paramètres estimés possèdent la probabilité la plus élevée d'être optimaux lorsque la somme des résidus² v_i élevés au carré atteint un minimum. De nouvelles valeurs des résidus sont évaluées à l'issue de chaque itération du calcul. La convergence est vérifiée si le critère des moindres carrés, dont l'expression est rappelée plus haut, décroît strictement vers une valeur minimale au fil des itérations.

L'évolution de ce critère a été observée pour les trois jeux de données décrits au début de ce chapitre, et apparaît sur les trois graphiques de la Figure 5.2. Il ressort de ces graphiques que **la somme des résidus au carré est strictement décroissante** et tend vers un minimum, respectant ainsi la tendance attendue.

Quel que soit le jeu de données considéré, il apparaît également que le nombre d'itérations du calcul avant convergence est faible. Tandis que trois et quatre itérations ont respectivement été nécessaires pour les jeux de données A et B selon des temps de calcul inférieurs à une seconde, sept itérations réalisées en un peu plus de 2 secondes ont conduit à la convergence avec le jeu de données C, composé d'environ cinq fois plus de nuages de points. Une hypothèse à cette convergence

2. Il s'agit bien ici des résidus déterminés par calcul matriciel à chaque nouvelle itération menant à la résolution du calcul de compensation.

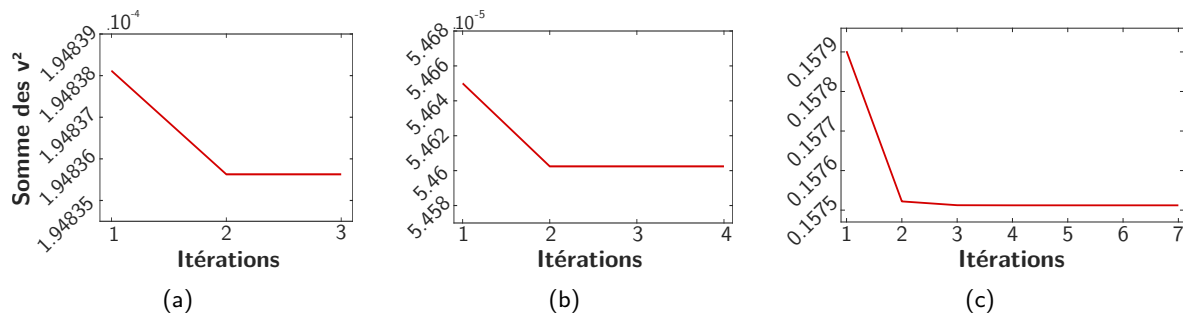


Figure 5.2 - Évolution de la somme des résidus v_i au carré, lors du calcul d'estimation appliqué à chacun des trois jeux de données : (a) jeu de données A (intérieur de la nef), (b) jeu de données B (déambulatoire), et (c) jeu de données C (INSA).

rapide est la bonne définition initiale des paramètres approchés en début de calcul, également rendue possible grâce à des coordonnées fiables pour les points de jonction utilisés.

Remarque Une autre façon d'observer l'évolution du critère des moindres carrés revient à considérer l'évolution du **facteur de variance a posteriori** de l'unité de poids σ_0 . Son expression, donnée par l'équation 4.31 au chapitre précédent, est en effet proportionnelle à la somme des résidus v_i mis au carré. La tendance à relever pour le facteur σ_0 est également une diminution au cours des itérations.

Évolution du taux de variation des paramètres compensés

Outre la convergence du critère des moindres carrés vers un minimum, le critère d'arrêt retenu en vue de mettre fin aux itérations s'appuie sur l'observation du taux de variation des paramètres estimés. Lorsque les paramètres optimaux sont atteints, les appoints correctifs notés dx visant à améliorer les paramètres inconnus à chaque itération, deviennent très faibles. Cette observation se traduit par un taux de variation des paramètres inconnus qui diminue au fil des itérations, jusqu'à devenir quasiment nul.

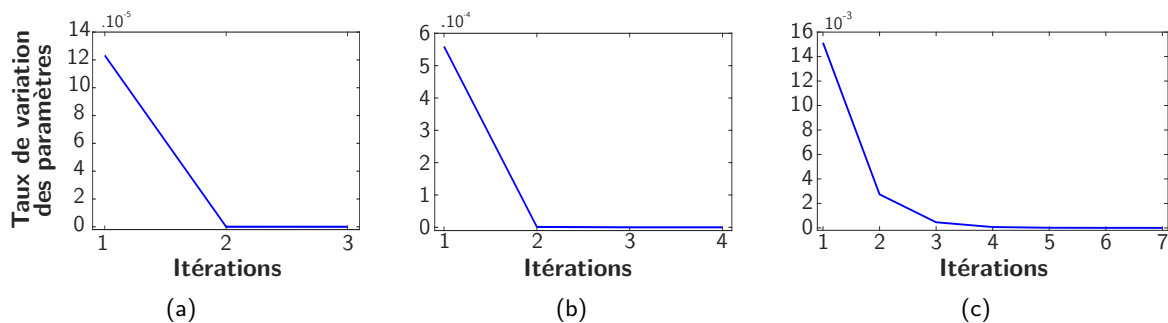


Figure 5.3 - Observation du taux de variation des paramètres inconnus au fil des itérations, lors du calcul appliqué à chacun des trois jeux de données : (a) jeu de données A (intérieur de la nef), (b) jeu de données B (déambulatoire), et (c) jeu de données C (INSA).

Les graphiques visibles sur la Figure 5.3 modélisent l'évolution de ce taux de variation des paramètres, pour chacun des trois jeux de données considérés. Il en ressort que les paramètres compensés n'évoluent plus à l'issue des itérations, leur taux de variation étant quasiment nul. Ainsi, la convergence de l'algorithme au regard de ce second critère est également validée, pour chacun des trois jeux de données distincts.

5.2.2 Définition des résidus

À l'issue du calcul en bloc, toutes les occurrences d'un même point de jonction vues depuis les différents nuages de points sont transformées dans le système de référence. Elles se retrouvent spatialement proches, mais ne se superposent pas exactement en une même position du fait des petites erreurs inhérentes à toute mesure, tel que montré sur le zoom de la Figure 5.4b. Le calcul en bloc veille à ce que les écarts présents au niveau de ces points soient réduits au minimum, mais ne peut les faire disparaître totalement au regard des coordonnées initiales. Pour chaque point commun impliqué dans le calcul, des **écarts relatifs** (par rapport à une valeur moyenne, médiane, etc.) ou **absolus** (par rapport à des données de référence) peuvent être calculés. Ces écarts déterminés *a posteriori*, ou résidus, vont permettre de **qualifier les résultats obtenus**. Ils sont à distinguer des résidus v_i sur les observations, réestimés à chaque nouvelle itération lors de la résolution matricielle.

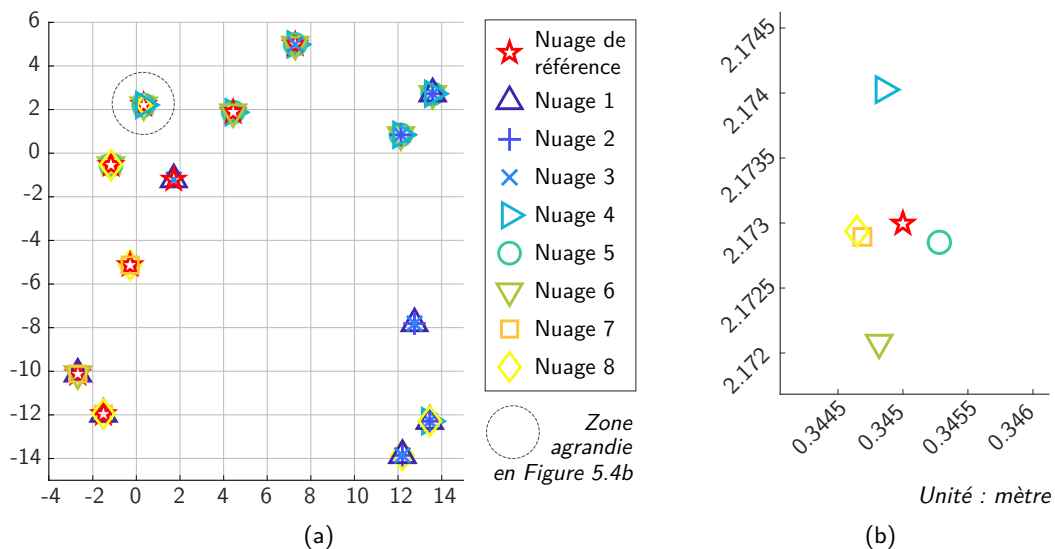


Figure 5.4 - (a) Aperçu des positions des points de jonction ayant servi à la consolidation des données, à l'issue du recalage en bloc de 10 nuages de points (jeu de données A). En (b), un zoom sur l'une des positions est proposé, afin de rendre compte des écarts résiduels entre les points issus de chaque nuage. Les marqueurs sont colorisés en fonction de leur appartenance à un nuage de points.

Le recalage de nuages de points dans un référentiel commun, et leur géoréférencement dans un référentiel externe ne s'appuient pas sur les mêmes pré-requis. Alors que les coordonnées de points d'appui sont connues dans le référentiel de destination lors du géoréférencement, faisant office de valeurs de référence, tel n'est pas le cas lors d'un simple recalage. À ce titre, les résidus à

l'issue de la (ou des) transformation(s) ne sont pas calculés de la même manière dans les deux cas de figure. Le principe du calcul des résidus suite au géoréférencement, en fonction de l'utilisation des points d'appui, a été évoqué dans le chapitre précédent à travers le paragraphe 4.4.1. Il reste ici à définir le calcul des résidus observables suite au recalage en bloc.

Principe de calcul

En vue de déterminer des écarts absolus par rapport à des données de référence, une approche intuitive consiste à considérer les coordonnées des points de jonction présents dans le nuage de référence comme des données de référence. Néanmoins, dans le cas d'un projet vaste, tous les points de jonction utilisés pour procéder au recalage en bloc ne sont pas nécessairement visibles depuis le nuage de référence. Dans ce cas, tous les points ne possèdent pas de coordonnées de référence, aussi cette idée n'est pas transposable à l'intégralité des projets traités. En outre, les points de jonction présents dans le nuage de référence sont déterminés de la même manière que dans tous les autres nuages mobiles, ne bénéficiant donc pas d'une précision supérieure.

Il convient dans le cas du recalage en bloc de définir les **valeurs les plus probables** des coordonnées des points de jonction à l'issue du recalage. À ce titre, les **valeurs moyennes** de toutes les coordonnées transformées dans le système de référence sont calculées, au niveau de chaque point commun. Ces valeurs moyennes incluent naturellement les coordonnées des points de jonction connues dans le nuage de référence, bien que ces coordonnées n'aient pas fait l'objet d'une transformation. Les résidus calculés sont alors des **écarts 3D** relatifs entre les coordonnées transformées des points de jonction, et leurs valeurs moyennes respectives. Les points de jonction présentant des résidus importants peuvent aisément être détectés, leur exclusion du calcul en bloc étant souhaitable. Notons que des résidus sont également calculés pour les points de jonction présents dans le nuage de référence (fixe), dans la mesure où les coordonnées brutes de ces points diffèrent des coordonnées moyennes déterminées.

Calcul de la précision interne et visualisation

L'analyse des résidus seuls peut être complétée par une analyse effectuée au niveau des nuages de points individuels. Pour chaque nuage de points recalé (y compris pour le nuage de référence), un **écart-type** est calculé **à partir des résidus sur l'ensemble des points de jonction** que comprend ce nuage. Ces valeurs statistiques donnent une idée de la *dispersion* des résidus observée pour chaque nuage de points, et traduisent ainsi la *précision interne* du processus de recalage en fonction des nuages. Il s'agit également d'un bon indicateur pour détecter et localiser les potentiels points de jonction problématiques : en effet, un écart-type élevé peut indiquer qu'un ou plusieurs des points de jonction utilisés au niveau du nuage considéré présente(nt) un (des) résidu(s) élevé(s) par rapport aux autres points.

La visualisation de ces précisions est proposée sous la forme d'un code couleur allant du vert au rouge, une couleur étant associée à chaque nuage de points. Les seuils définis afin d'attribuer les couleurs sont arbitraires, et peuvent être modifiés en fonction de la qualité des observations. Sur la Figure 5.5, les pastilles colorées sont représentées au niveau des coordonnées des stations de numérisation. Dans le cas du recalage de nuages de points pour lesquels l'information relative à la position de la station n'est pas disponible, les coordonnées du barycentre du nuage sont retenues.

Les Figures 5.5 (a et b) présentent les résultats obtenus respectivement pour les jeux de données A et B. La visualisation trop chargée pour le jeu de données C n'est pas représentée, néanmoins il ressort que 10 stations se voient attribuer la couleur verte (écart-type inférieur à 1 mm), 31 stations la couleur jaune (écart-type compris entre 1 mm et 3 mm), et enfin 11 stations la couleur rouge (écart-type supérieur à 3 mm).

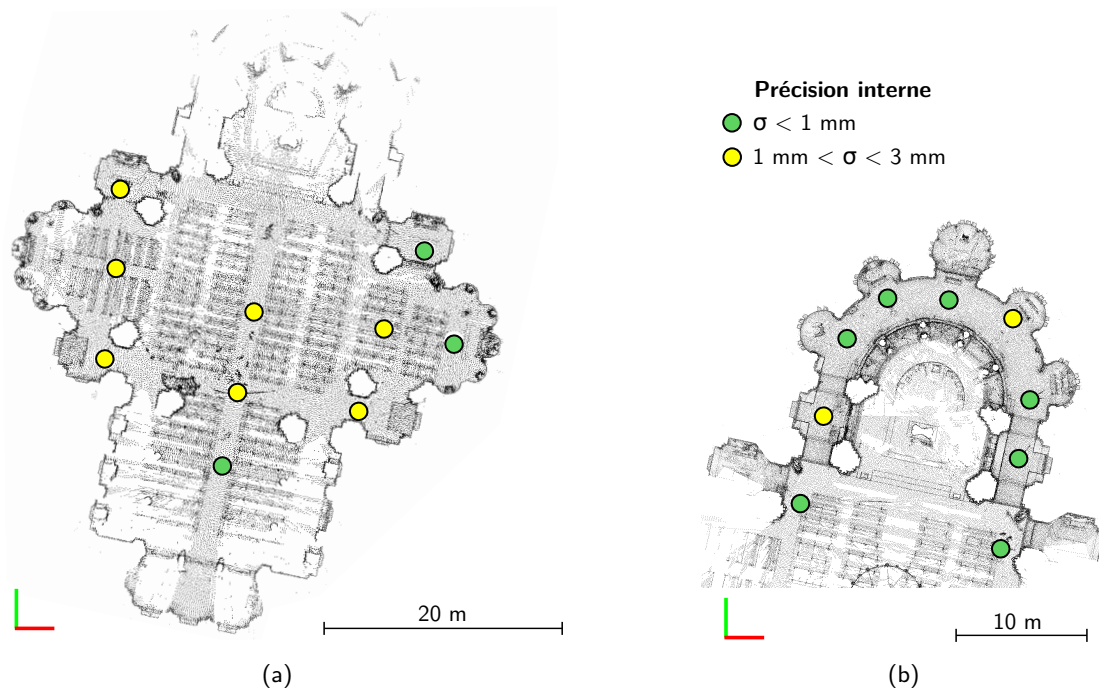


Figure 5.5 - Visualisation des précisions calculées sur la base des résidus au niveau des points de jonction, à l'issue du recalage en bloc : la couleur **verte** fait référence à un écart-type inférieur à 1 mm (précision élevée), la couleur **jaune** à des écarts-types entre 1 et 3 mm. (a) Cas du jeu de données A, et (b) jeu de données B.

Une alternative à cette visualisation de la précision atteinte pour chaque nuage de points consiste à utiliser les écarts-types estimés sur les paramètres de transformation à l'issue du calcul de compensation, et plus particulièrement sur les **paramètres de translation**. Pour rappel, ces informations sont disponibles sur la **diagonale de la matrice de variances-covariances** Σ_{xx} des inconnues. Un écart-type moyen est estimable par transmission simple des incertitudes sur les différentes composantes de la translation, de telle sorte que $\sigma_t = \sqrt{\sigma_{t_x}^2 + \sigma_{t_y}^2 + \sigma_{t_z}^2}$. Un code couleur similaire peut alors être défini et appliqué à chaque nuage de points, à l'exception du nuage de référence resté fixe durant le recalage.

Alternative à la moyenne et à l'écart-type

Introduction du σ_{MAD} En émettant l'hypothèse que des **fautes** peuvent être présentes parmi les points de jonction, le choix de la moyenne pour représenter la *valeur la plus probable* des coordonnées d'un point suite au recalage n'est pas forcément judicieux. L'alternative **robuste** au calcul de la moyenne des coordonnées est le calcul de leur valeur **médiane**. Comme exposé sur la Figure 5.6, calculer la médiane d'un ensemble de points dont l'un présente une faute permet

plus facilement de discriminer ce point, pour lequel le résidu (distance 2D ici) calculé sera plus important. Si un nombre raisonnable de points de jonction sont entachés d'erreurs, il sera plus aisé de les détecter et éventuellement de les éloigner du calcul en observant les résidus générés par rapport à la médiane.

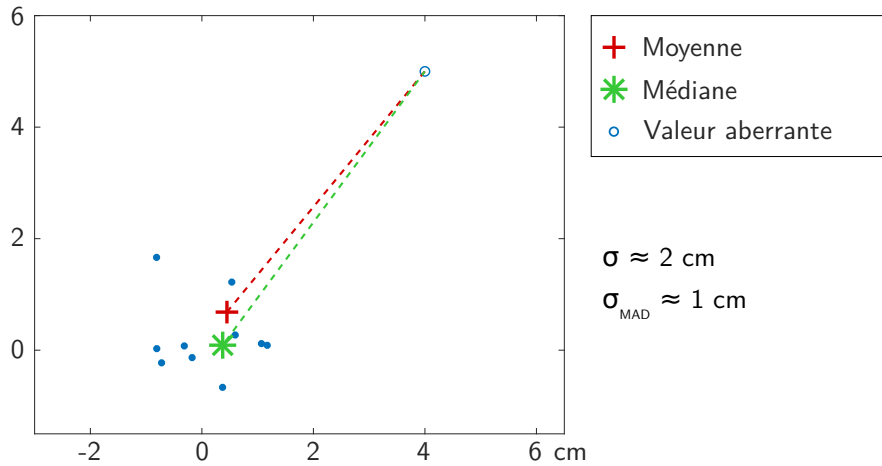


Figure 5.6 - Observation de la moyenne et de la médiane d'un jeu de coordonnées 2D, ainsi que des distances des points par rapport à ces grandeurs.

Pour observer la dispersion des points autour de la médiane plutôt que de la moyenne, il convient de calculer l'**écart absolu médian** (ou MAD, pour *Median Absolute Deviation*) [Hampel, 1974]. Celui-ci est défini comme étant la médiane des valeurs absolues des résidus, eux-mêmes déterminés par rapport à la médiane de l'ensemble l des observations. L'alternative robuste à l'écart-type σ est obtenue en multipliant la grandeur statistique MAD par un facteur k , généralement choisi lorsque les résidus suivent une distribution normale de telle sorte que :

$$\sigma_{\text{MAD}} = 1,4826 \cdot \text{MAD} , \quad \text{avec} \quad \text{MAD} = \text{med}(|l_i - \text{med}(l)|) \quad (5.1)$$

La grandeur statistique σ_{MAD} est appréciée lorsqu'il s'agit de travailler avec des jeux de données entachés d'erreurs, dans la mesure où sa détermination est plus robuste aux valeurs aberrantes que ne l'est le calcul de l'écart-type σ . L'analyse du σ_{MAD} calculé pour chaque nuage de points à l'issue du recalage permet ainsi une observation plus fidèle de la précision interne atteinte pour chaque nuage, sans l'influence des fautes potentiellement présentes dans les jeux de données. Seuls les résidus calculés par rapport aux valeurs médianes des coordonnées permettent dans ce cas l'exclusion de points aberrants.

Utilité Afin d'observer les différences obtenues lorsque chaque stratégie de calcul est appliquée, un jeu de données a été simulé sur la base du jeu de données B (déambulatoire de l'église). Les coordonnées de deux sphères ont été volontairement modifiées, induisant un déplacement d'environ 3 cm pour la sphère f (station 4), et environ 5 cm pour la sphère l (station 8) (voir Figure 5.1b). La Figure 5.7 présente les résultats obtenus à l'issue du recalage en bloc de ce jeu de données simulé, lorsque moyenne et écart-type (Figure 5.7a) ou médiane et σ_{MAD} (Figure 5.7b)

sont déterminés. Il apparaît logiquement qu'en présence de fautes dans les coordonnées initiales des points de jonction, le calcul des résidus à l'aide de grandeurs statistiques robustes est moins affecté par la présence de ces fautes. Néanmoins, les stations au niveau desquelles les points faux ont été introduits ressortent de cette analyse. Les valeurs de σ_{MAD} sont également plus élevées que les valeurs des écarts-types pour les stations affectées par ces observations aberrantes, qui peuvent donc être plus aisément discriminées grâce à la présence de la statistique robuste.

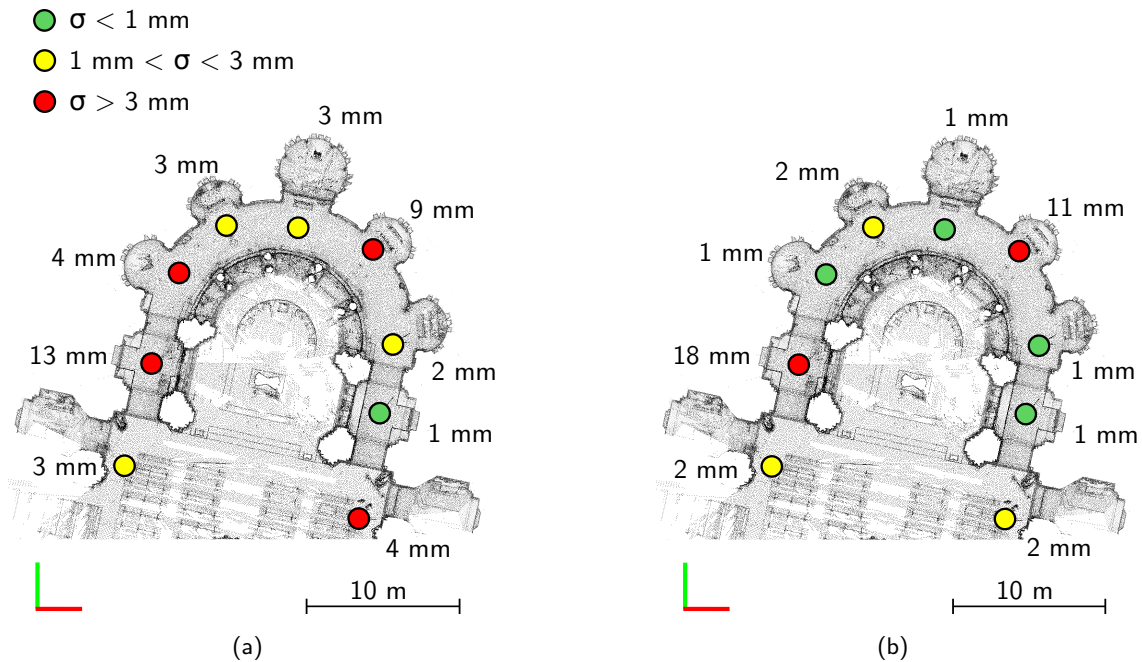


Figure 5.7 - Aperçu des précisions calculées par nuage de points à l'issue du recalage en bloc, dans le cas d'un jeu de données contenant des fautes : précisions calculées selon l'écart-type (a) ou selon le σ_{MAD} (b).

Quelle que soit la stratégie de calcul des résidus à l'issue du recalage en bloc, ceux-ci vont intervenir dans l'**analyse quantitative** des résultats fournis par l'algorithme développé, lors de leur évaluation.

5.2.3 Comparaisons avec des solutions logicielles établies

La comparaison des résultats obtenus avec ceux fournis par des logiciels opérationnels peut être envisagée à différents niveaux, d'où la nécessité de définir des critères de comparaison. Les jeux de paramètres de transformation définitifs peuvent à ce titre être confrontés, en tant que résultats directs du calcul d'optimisation, mais aussi les critères de qualité disponibles *a posteriori*.

Le risque lié à la comparaison des paramètres de transformation repose essentiellement sur l'observation des paramètres de rotation. En effet, la matrice de rotation peut être définie de manière différente d'une solution à l'autre, rendant laborieuse la comparaison directe des angles de rotation obtenus. En outre, une différence de l'ordre du dixième voire du centième de radian entre deux angles de rotation estimés ne permet pas d'entrevoir de manière explicite des différences

relatives à la précision entre deux méthodes de recalage. Pour ces raisons, ce sont les **résidus calculés au niveau des points homologues** qui sont comparés dans l'optique de confronter les différentes solutions. Ces résidus offrent une vision plus évidente de la précision atteinte à l'issue du recalage. Néanmoins, il est nécessaire de s'assurer au préalable qu'ils sont estimés de manière similaire dans chaque logiciel, afin d'opposer des données comparables.

Choix des logiciels

En vue de confronter les résultats fournis par l'algorithme développé avec des résultats extérieurs, deux logiciels ont été sélectionnés pour recalculer les jeux de données présentés au début de ce chapitre. Parmi le large panel de solutions commerciales dédiées au traitement de nuages de points et prenant en charge leur consolidation, le logiciel Scene développé par le constructeur FARO a été retenu, par cohérence avec l'instrumentation utilisée lors des levés. Pour contrebalancer ce logiciel commercial, un outil émanant du domaine académique, et proposant davantage de transparence au niveau des calculs, était souhaité. L'outil libre CloudCompare, évoqué dans le Chapitre 2 pour les comparaisons de nuages de points qu'il propose, n'offre à l'heure actuelle qu'une solution de recalage par paires. Aussi, le logiciel 3DVEM [Fabado *et al.*, 2013] lui a été préféré.

Le logiciel FARO Scene est majoritairement utilisé pour traiter les nuages de points acquis à l'aide des scanners laser terrestres de la série FARO Focus, de l'import à l'export des données, en passant par la consolidation et le géoréférencement. Différentes stratégies de recalage y sont proposées, faisant appel à des cibles naturelles ou artificielles présentes dans les jeux de données, ou encore à l'utilisation de vues sommitales des données (particulièrement adaptée aux environnements intérieurs). La détection et la mise en correspondance des cibles artificielles sont automatiques, cependant l'utilisateur a la possibilité d'ajouter manuellement des points caractéristiques ou de modifier les correspondances. La version de Scene utilisée pour procéder à ces analyses est la version 7.1.1.81.

3DVEM ou en version longue 3DVEM Register-Geo, est un outil payant mais peu coûteux développé par le groupe de recherche GIFLE de l'Université de Valence (Espagne), et dédié à la consolidation et au géoréférencement de données 3D. Ces processus sont exclusivement basés sur la connaissance de points communs, dont les coordonnées sont renseignées par l'utilisateur. La mise en correspondance automatique des points communs étant possible, la définition d'identifiants pré-alloués n'est pas obligatoire. Plusieurs nuages de points peuvent être recalés simultanément, si bien qu'en matière de fonctionnalités, les similitudes avec l'algorithme exposé dans ces travaux sont nombreuses. Un rapport peut être généré à l'issue des calculs, faisant état des paramètres de transformation définitifs, ainsi que des résidus sur les points utiles au recalage. La version utilisée au cours de ces tests est 3DVEM 1.0.2.8.

Remarques préalables aux comparaisons Les *approches d'évaluation de la précision du recalage* et les calculs qui s'y rapportent ne sont pas clairement explicités dans les logiciels couramment utilisés. De manière générale, une zone d'ombre plane sur le *calcul des résidus au niveau des points homologues*, qui peut être mené différemment en fonction du logiciel consi-

déré. Dans ce contexte, la terminologie employée pour désigner ces grandeurs n'est pas toujours d'une grande aide. En effet, celle-ci varie parfois fortement d'un logiciel à un autre, ne permettant pas toujours de définir de manière explicite les valeurs qui ont effectivement été calculées.

Une analyse détaillée des résidus et des critères de qualité associés a été effectuée pour les logiciels Scene et 3DVEM, utilisés en vue de ces comparaisons. En l'absence de définitions claires, des hypothèses quant aux calculs ont été formulées, puis vérifiées de manière empirique à l'aide des jeux de données utilisés. Ces analyses sont discutées dans l'Annexe G. Il en ressort que **les résidus ne sont pas calculés à l'identique dans les deux logiciels** retenus.

Une comparaison rigoureuse entre les trois méthodes de recalage n'a de sens que si des grandeurs comparables sont confrontées. Pour cette raison, **tous les résidus ainsi que les valeurs de précision ont été recalculés uniformément** pour les logiciels Scene et 3DVEM. L'approche retenue à cet effet est celle envisagée dans ces travaux de thèse, et détaillée plus haut dans le paragraphe 5.2.2. Afin de recalculer les résidus, seules les **coordonnées transformées à l'issue du recalage** (ou du géoréférencement) et livrées par les deux logiciels ont été utilisées. Les analyses proposées dans les paragraphes suivants ne tiennent compte que de ces grandeurs recalculées. Notons que les coordonnées des cibles utilisées en entrée sont celles détectées automatiquement par le logiciel Scene, réutilisées pour les tests effectués avec 3DVEM puis avec notre algorithme ; ainsi les méthodes peuvent être comparées sur la base des mêmes données initiales.

Résultats et analyses pour le recalage global

L'évaluation du recalage passe par l'analyse des résidus calculés pour chaque point commun, au niveau de chaque nuage de points, selon les principes énoncés précédemment. Les résidus calculés ne sont jamais exactement les mêmes si l'on compare les trois techniques de recalage, variant de quelques millimètres au maximum. Ces faibles variations sont dues à de légères différences au niveau des paramètres de transformations estimés. Les diagrammes de la Figure 5.8 proposent une **comparaison des moyennes et écarts-types des résidus**, déterminés par nuage de points recalé à partir des points de jonction qu'il contient. Deux des trois jeux de données introduits au début de ce chapitre ont été évalués à cet effet : le A (10 nuages de l'intérieur de la nef de l'église) et le C (INSA de Strasbourg). En raison du grand nombre de nuages de points constituant ce second jeu de données, seuls six nuages jugés représentatifs ont été retenus afin d'établir le diagramme de la Figure 5.8c. Tandis que les trois premiers nuages sont situés autour du nuage de référence, les trois suivants ont été choisis plus éloignés.

Quel que soit le jeu de données considéré, **la même tendance ressort de ces graphiques** pour les trois solutions de recalage. Les valeurs moyennes et les écarts-types des résidus sont en effet très proches. Les écarts faibles qui peuvent être constatés sont insignifiants à l'échelle des projets, et sont sûrement imputables à des différences d'arrondis au cours des calculs successifs. Sur la base de ces comparaisons, le recalage en bloc mis en place dans ces travaux peut être validé. Cette analyse renforce l'impression visuelle d'un recalage opérationnel émise plus tôt, au regard des illustrations du Tableau 5.2.

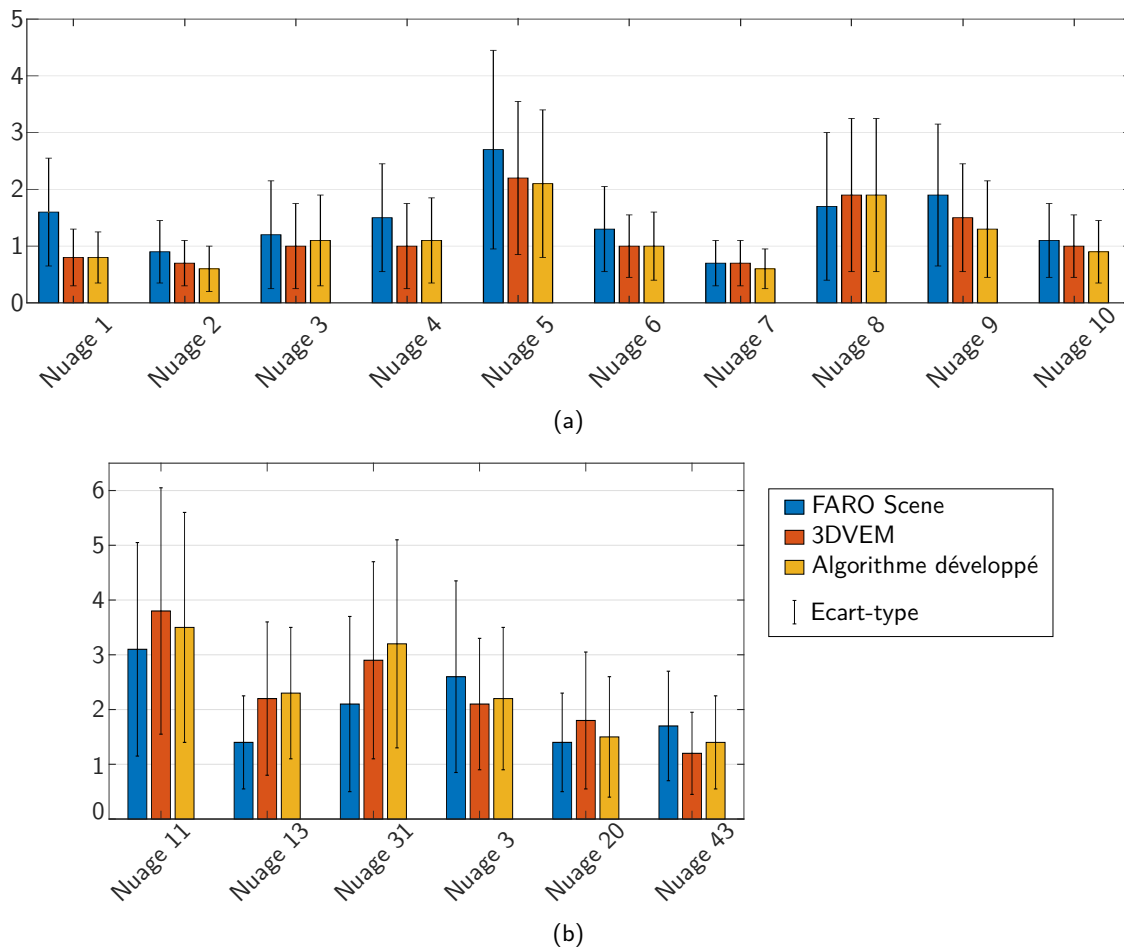


Figure 5.8 - Comparaison des moyennes et écarts-types (mm) des résidus déterminés pour chaque nuage de points à l'issue du calcul, selon les trois solutions de recalage testées. Résultats pour (a) le jeu de données A (intérieur de la nef), et (b) le jeu de données C (INSA).

Analyse du géoréférencement

Le géoréférencement fait l'objet d'une analyse quantitative particulière, comme rappelé précédemment. Afin d'évaluer l'implémentation qui en est proposée, le jeu de données A (intérieur de la nef de l'église) a été géoréférencé. Parmi les 12 sphères placées dans l'environnement numérisé (voir Figure 5.1a), les coordonnées des centres de 11 de ces sphères ont été déterminées par tachéométrie en vue du géoréférencement.

Précision Lorsque les 11 sphères de référence sont utilisées comme points d'appui lors du géoréférencement, seule une précision *interne* du calcul peut être estimée. Dans cette configuration, des résidus ont été calculés au niveau de chaque point d'appui. Ces résidus sont visibles sur le graphique de la Figure 5.9, sur la base des résultats fournis par chacune des trois solutions comparées.

Comme pour la consolidation, la même tendance est observée concernant chaque outil comparé. En outre, sur la base de ces résidus un même écart-type de 2 mm est estimé avec chacune des

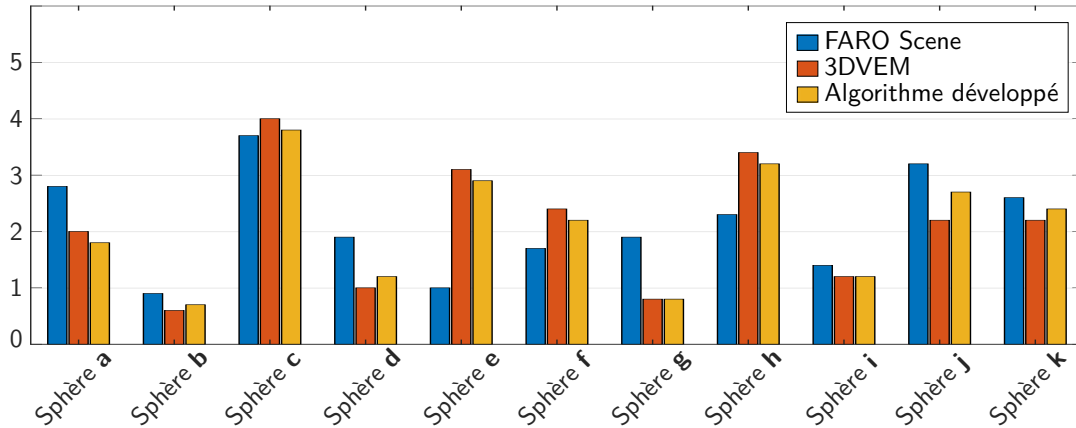


Figure 5.9 - Observation des résidus (mm) calculés au niveau de chacun des points d'appui utilisés lors du géoréférencement. Comparaison des résultats fournis par chacune des trois solutions de recalage confrontées, sur la base du jeu de données A.

solutions exposées. Ces résultats tendent à **valider l'extension de notre algorithme pour le géoréférencement**.

Exactitude En vue d'évaluer l'exactitude de ce géoréférencement, celui-ci a été reconduit avec notre algorithme uniquement, en ne faisant appel qu'à six des onze sphères dont les coordonnées ont été mesurées. Les cinq sphères restantes, non impliquées dans le processus, constituent des points de contrôle au niveau desquels des résidus sont calculés à l'issue du géoréférencement. Les résidus ainsi calculés sont présentés dans le Tableau 5.3, entraînant une erreur moyenne quadratique de 2 mm.

ID de la sphère	b	d	f	g	k
Résidus (mm)	1	2	2	2	3

Tableau 5.3 - Résidus calculés pour les cinq points de contrôle à l'issue du géoréférencement effectué avec notre algorithme.

L'exactitude de 2 mm atteinte à l'issue du géoréférencement est satisfaisante au vu de la précision *a priori* du scanner laser terrestre utilisé, ainsi que des dimensions globales de l'édifice³. Cet indicateur supplémentaire traduit le côté opérationnel de l'approche développée.

Remarques relatives à la stratégie de comparaison

Choix des grandeurs comparées Les comparaisons présentées dans cette section ont été effectuées au niveau des points de jonction entre les données. Cependant, lorsque des jeux de données

3. Une analyse plus poussée de la répartition des écarts individuels au niveau du projet n'est pas réalisée, dans la mesure où l'évaluation de l'exactitude réelle obtenue avec ce jeu de données n'est pas l'objectif de ce test supplémentaire.

issus de scanners laser terrestres sont exploités, une information relative à la **position de la station** est également disponible. En vue d'évaluer les résultats d'un logiciel de recalage basé sur la détection de plans, [Wujanz *et al.*, 2019] propose ainsi une analyse au niveau des coordonnées des stations de numérisation, à l'issue de recalages menés avec différentes solutions logicielles.

Cette approche est intéressante lorsque l'information relative à la position de la station est effectivement fournie par le format de nuage de points. Notons en revanche que cette information n'est pas disponible dans l'intégralité des formats. En outre, une telle approche ne s'applique que dans le cas de nuages issus de la lasergrammétrie terrestre. Elle n'est cependant pas transposable au traitement de nuages de points issus de la photogrammétrie ou de scanners à main, pour lesquels la position de station n'a pas de sens. Il est éventuellement possible dans ce cas de se rapporter aux barycentres des nuages de points.

Choix des logiciels externes Les logiciels retenus ici pour procéder aux comparaisons sont pleinement dédiés au traitement de nuages de points et plus particulièrement à leur consolidation. Néanmoins, du fait de la configuration propre à un réseau de stations de lasergrammétrie, l'approche mathématique de compensation en bloc mise en place pour le recalage de multiples données peut également être confrontée aux résultats fournis par des **logiciels d'ajustement de réseaux 3D**. Parmi ceux-ci, certains sont commerciaux mais plusieurs solutions issues du domaine universitaire existent. Dans ce contexte, [Cledat, 2015] s'appuie sur les résultats fournis par les logiciels d'ajustement Trinet+ et Jag3D pour évaluer une approche de consolidation.

Dans ce cas, l'intégration des observations dans les logiciels suit plutôt le principe de levés tachéométriques (observations angulaires et de distances des cibles ou points communs), ou encore le principe de compensation envisagé pour des réseaux de stations GNSS. De ce fait, une nouvelle fois la comparaison est envisageable lorsque les jeux de données utilisées sont issus de la lasergrammétrie terrestre. L'exploitation de nuages de points seuls, dérivés de l'imagerie ou de scanners à main par exemple, n'est pas directement applicable.

5.3 Outils d'analyse qualitative et quantitative

Une visualisation rapide de la **qualité du recalage global** effectué est possible grâce à quelques représentations usuelles, basées soit sur le nuage de points final du projet, soit sur des grandeurs statistiques liées au calcul. À l'issue d'une compensation au sens des moindres carrés, des **indicateurs de précision** et de **fiabilité** sont en effet calculables, en vue de valider l'ajustement effectué. Quelques-uns de ces indicateurs sont introduits dans cette section, en distinguant selon les critères :

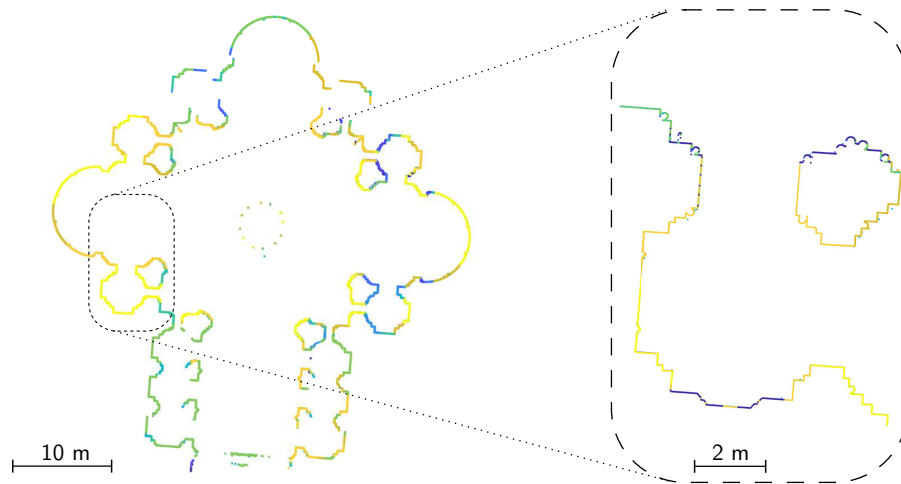
de précision : celle-ci dépend essentiellement de la consistance du réseau, de la qualité de détermination des points de jonction, ainsi que des instruments et modes opératoires retenus. Les indicateurs de précision s'appuient sur la détermination des matrices de variances-covariances (des inconnues notamment), et les ellipses et ellipsoïdes d'erreur en permettent une visualisation graphique orientée dans le plan (ou dans l'espace).

de fiabilité : cette notion traduit, pour le calcul mis en place, sa faculté à détecter des fautes au sein des observations, et à en minimiser l'influence sur le résultat final. Les systéma-

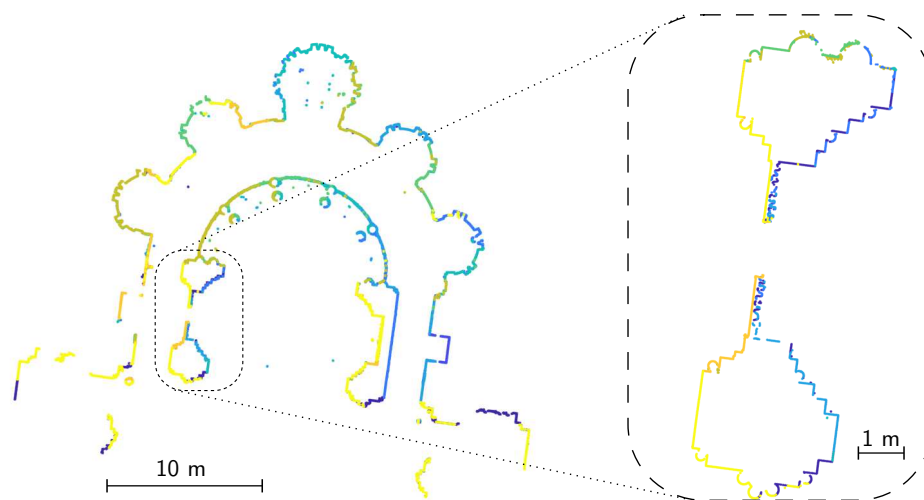
tismes et les erreurs grossières qui peuvent affecter les observations faussent en effet la définition du modèle stochastique *a priori*. Aussi, évaluer la fiabilité d'un système permet également de faire ressortir d'éventuelles incohérences au niveau des modèles stochastique et fonctionnel.

5.3.1 Réalisation de sections

Une première approche intuitive en vue d'analyser la qualité du recalage consiste à effectuer des sections dans le projet complet, à des hauteurs données depuis une vue en plan, afin d'apprécier la superposition des nuages de points dans les zones de recouvrement. Si le recalage a fourni un résultat optimal, il ne doit pas être possible d'observer de **doubles peaux** au niveau des éléments structurants du projet, c'est-à-dire au niveau des murs, piliers, etc. dans le cas d'un environnement bâti. Cette analyse visuelle permet d'évaluer **qualitativement** le recalage effectué.



(a)



(b)

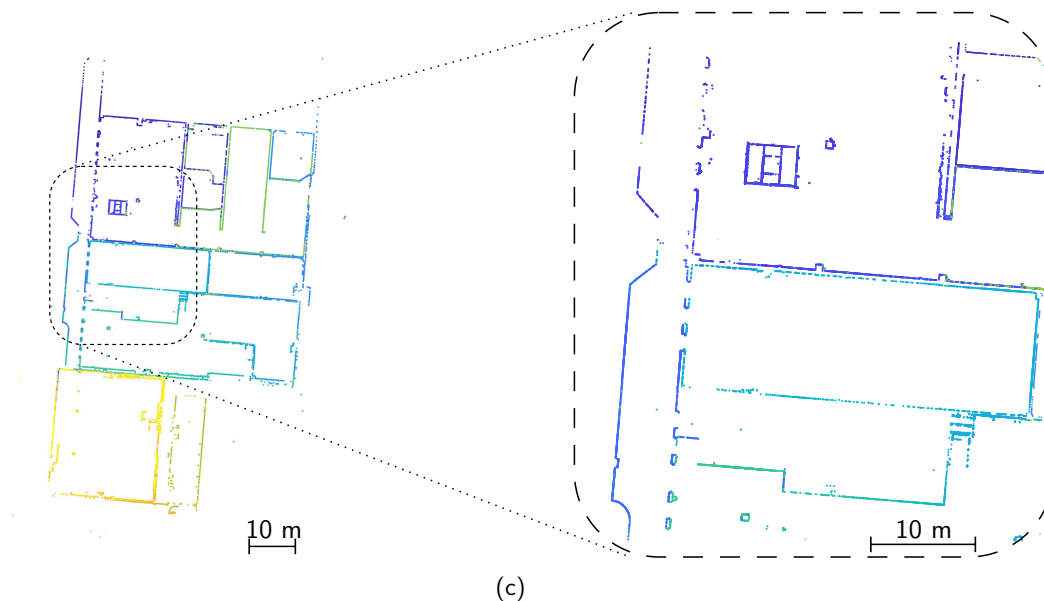


Figure 5.10 - Sections vues en plan réalisées dans les jeux de données, après recalage global avec notre algorithme. Les couleurs propres à chaque nuage individuel ont été conservées, pour (a) le jeu de données A, (b) le jeu de données B, et (c) le jeu de données C.

Des sections ont été réalisées dans certaines zones représentatives des trois jeux de données servant d'illustrations dans ce chapitre, suite à leur recalage global. Les résultats obtenus, visibles sur la Figure 5.10, ne laissent pas apparaître de problèmes apparents de recalage. Ceci est vrai également en effectuant des zooms sur les zones concernées, bien qu'il ne s'agisse que d'une inspection visuelle. Ces observations sont concordantes avec les résultats satisfaisants présentés au préalable pour la validation de l'algorithme.

Visualisation des écarts

Les effets de doubles peaux pouvant être liés au recalage des nuages de points sont parfois laborieux à quantifier, au simple regard de sections telles que celles présentées sur la Figure 5.10. Cependant, les sections effectuées représentent de fines portions des nuages de points, aussi il reste possible d'estimer des distances entre ces portions individuelles. À cet effet, les outils de comparaison du logiciel libre CloudCompare, ou tout autre algorithme de calcul de distances entre nuages de points, peuvent être utilisés (voir Chapitre 2, sous-section 2.3.1). Les données confrontées étant des portions de nuages de points, les écarts estimés ne seront pas signés.

La visualisation des écarts au niveau de sections n'est pas toujours la solution la plus judicieuse. Au niveau d'un mur par exemple, les écarts observés peuvent varier en fonction de la hauteur du plan de coupe, si l'un des nuages de points n'a pas été recalé de manière satisfaisante selon les axes horizontaux du repère. En cas de doute, il semble plus approprié de procéder à la segmentation de la zone observée (le mur d'une pièce, pour reprendre le même exemple), avant d'entreprendre les calculs de distances entre les nuages de points en présence dans cette zone.

5.3.2 Calcul et représentation des ellipses et ellipsoïdes d'erreur

Les ellipses (dans un espace à deux dimensions) ou ellipsoïdes (dans un espace tridimensionnel) d'erreur sont des **indicateurs de précision**, calculés à partir de données statistiques. Aussi appelés ellipses ou ellipsoïdes *de confiance*, ils permettent en effet de définir une **zone de confiance** centrée autour d'un point. La probabilité qu'une variable aléatoire bi- ou tridimensionnelle se trouve à l'intérieur d'une telle géométrie dépend du **niveau de confiance**, noté k , à définir au préalable. Pour un niveau de confiance standard (ou niveau de confiance à 1σ , soit $k = 1$), et dans le cas où les variables suivent une loi normale, cette probabilité s'élève à 39% pour une ellipse et à 20% pour un ellipsoïde. Augmenter le niveau de confiance permet d'observer des probabilités plus élevées, se traduisant par une augmentation de l'aire de l'ellipse ou du volume de l'ellipsoïde.

Principe de calcul des paramètres d'un ellipsoïde d'erreur

Le principe de calcul des paramètres d'une ellipse d'erreur est rappelé dans l'Annexe H. Dans l'espace 3D, plusieurs paramétrisations d'un ellipsoïde de révolution sont envisageables. La représentation qui consiste à utiliser cinq paramètres, à savoir **deux angles** et les longueurs de **trois demi-axes**, est retenue.

L'équation permettant de lier les matrices de variances-covariances des variables corrélées et non-corrélées, établie dans l'Annexe H, est également valable pour des variables de l'espace tridimensionnel : les matrices de variances-covariances impliquées sont alors de dimension (3×3) . La matrice de rotation R , de dimension (3×3) dans ce cas, relie les variables corrélées X, Y, Z et celles non corrélées $\tilde{X}, \tilde{Y}, \tilde{Z}$. Cette matrice orthogonale contient les informations relatives à l'orientation des axes de l'ellipsoïde d'erreur lié aux variables X, Y, Z . Les longueurs des axes principaux de l'ellipsoïde, quant à elles, correspondent aux racines carrées des valeurs propres de la matrice Σ_{xx} , dans le cas où le niveau de confiance est fixé à 1σ .

Mise en œuvre pratique Dans la pratique, il convient de déterminer un ensemble de points caractéristiques à la surface de l'ellipsoïde, en s'appuyant sur l'évaluation des valeurs et vecteurs propres de la matrice de variances-covariances Σ_{xx} . Cette décomposition matricielle⁴ est telle que $\Sigma_{xx}V = VD$, où V est une matrice carrée dont les colonnes sont les vecteurs propres de Σ_{xx} , et D est une matrice diagonale dont les coefficients diagonaux sont les valeurs propres. Pour un niveau de confiance à 1σ ($k = 1$), les coordonnées des points de surface se calculent selon :

$$points_{ellipsoïde} = \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{pmatrix} + k VD^{1/2} \begin{pmatrix} \sin \varphi \cos \theta \\ \sin \varphi \sin \theta \\ \cos \varphi \end{pmatrix} \quad (5.2)$$

avec (x_0, y_0, z_0) les coordonnées du centre de l'ellipsoïde. Les angles φ et θ sont à faire varier selon un pas choisi, de telle sorte que $\varphi \in [0; \pi]$ et $\theta \in [0; 2\pi[$.

4. La fonction `eig` de Matlab peut être utilisée à cet effet.

Éléments statistiques exploitables à l'issue de l'ajustement

À l'issue de l'ajustement, deux matrices de variances-covariances sont exploitables en vue de tracer des ellipses ou ellipsoïdes d'erreur :

- la matrice Σ_{xx} relative aux **inconnues**, à savoir les paramètres des multiples transformations par rapport au système de référence dans notre cas
- la matrice $\Sigma_{\tilde{ii}}$ relative aux **observations compensées**, ici les coordonnées des points de jonction exprimées dans les repères initiaux de leurs nuages de points respectifs.

Ces matrices contiennent des informations statistiques intéressantes, néanmoins pour chacune d'elles, certains arguments s'opposent à leur utilisation *directe* :

La matrice Σ_{xx} fournit les incertitudes, pour chaque nuage de points transformé, relatives aux paramètres de sa transformation. Aussi, ces informations permettent de qualifier le recalage de chaque nuage de points mobile. Pour autant, la visualisation conjointe de ces grandeurs seules n'est pas intuitive, les unités des paramètres étant en outre différentes. C'est pourquoi ces informations nécessitent d'être combinées à d'autres données et rapportées en un point, comme le barycentre du nuage de points par exemple, afin de les faire transparaître sous la forme d'indicateurs de précision.

Notons qu'une alternative pour la représentation d'indicateurs de précision rattachés à chaque nuage de points, consisterait à ne retenir que les **incertitudes sur les paramètres de translation** pour le calcul des ellipses ou ellipsoïdes d'erreur. Bien que ne faisant pas intervenir les incertitudes sur les paramètres de rotation, une telle approche permet d'ores et déjà un aperçu global des incertitudes relatives au **déplacement** de chaque nuage de points dans l'espace.

Pour ce qui est des observations compensées, la représentation d'ellipses de confiance au niveau des points de jonction a du sens en vue d'interpréter les résultats obtenus. À l'échelle d'un nuage, cela permet d'observer une tendance quant à la confiance à accorder à ces différents points, mais aussi de distinguer rapidement un point à exclure éventuellement du calcul (d'autres critères peuvent être observés à cet effet).

Cependant, les incertitudes contenues dans la matrice $\Sigma_{\tilde{ii}}$ qualifient les coordonnées locales de ces points de jonction. Afin de tenir compte également des incertitudes relatives aux paramètres du recalage, il semble plus judicieux de rapporter les incertitudes sur les observations compensées (c'est-à-dire sur les points de jonction) dans le repère final ou de référence. Dans ce cas néanmoins, un point de jonction étant observé depuis n nuages, n ellipses risquent de se superposer en un même lieu. Il convient donc à ce moment d'observer les ellipses d'erreur sur les points de jonction pour chaque nuage individuellement, et non pour l'ensemble des nuages du projet.

La **transmission des incertitudes** (voir Chapitre 2) contenues dans les matrices de variances-covariances précédemment citées, vers des points représentatifs, s'avère donc nécessaire.

Transmission d'incertitudes en vue du tracé des indicateurs

Afin de propager les incertitudes relatives aux paramètres de transformation, connues à travers la matrice Σ_{xx} , il convient de se rapporter à l'équation générique 4.1 de la similitude spatiale donnée dans le Chapitre 4, et rappelée ici en changeant les indices des points :

$$X_{global} = \mu R X_{local} + t$$

Ici, les coordonnées X_{global} sont les coordonnées d'un point quelconque (point de jonction, barycentre du nuage ou tout autre point du nuage) exprimées dans le repère final du nuage de référence, tandis que X_{local} désigne les coordonnées de ce même point dans le repère local propre à son nuage d'origine. Au sein de cette équation, les paramètres de transformation μ , R et t sont entachés d'incertitudes, mais tel est aussi le cas des coordonnées de départ X_{local} . Dans la pratique, afin d'effectuer une transmission d'incertitudes au niveau des coordonnées X_{global} et d'en déduire la matrice de variances-covariances $\Sigma_{X_{global}}$, il est nécessaire d'additionner les facteurs d'influence, de telle sorte que :

$$\Sigma_{XX_{global}} = J_1 \Sigma_{xx} J_1^T + J_2 \Sigma_{XX_{local}} J_2^T \quad (5.3)$$

avec J_1 la matrice contenant les dérivées partielles de X_{global} par rapport aux paramètres μ , R et t , et $J_2 = \mu R$ la Jacobienne de X_{global} par rapport à X_{local} .

En vue de représenter les ellipses ou ellipsoïdes d'erreur au niveau des points de jonction, la matrice $\Sigma_{\tilde{y}\tilde{y}}$ pour les observations compensées peut être utilisée en lieu et place de $\Sigma_{XX_{local}}$ dans l'équation précédente. Concernant la seconde idée qui consiste à représenter un indicateur de précision par nuage de points au niveau du barycentre de celui-ci, il conviendrait alors d'estimer une précision des coordonnées de ce barycentre dans son repère local, à renseigner ici encore à travers la matrice $\Sigma_{XX_{local}}$. Ces pistes constituent des perspectives de développement non négligeables à intégrer à l'algorithme proposé, en vue d'appuyer davantage les analyses de qualité.

5.3.3 Indicateurs de fiabilité

Les indicateurs de fiabilité, à distinguer des ellipses et ellipsoïdes d'erreur, sont davantage destinés à la **détection d'éventuelles fautes** dans les observations, ainsi qu'au **contrôle de la cohérence** entre les observations et le modèle d'ajustement défini. Le critère des moindres carrés tendant à minimiser les résidus sur les observations, et donc à répartir de façon homogène de potentielles fautes, celles-ci ne sont pas forcément décelables de prime abord. Ces indicateurs peuvent ainsi aider à la prise de décision dans les cas complexes, où ils serviront de critères pour l'élimination automatique de fautes au sein d'un calcul itératif.

La fiabilité d'un calcul d'ajustement dépend principalement du nombre d'observations redondantes impliquées, ainsi que de la configuration géométrique du réseau. La plupart des indicateurs de fiabilité, dont quelques-uns sont introduits dans les paragraphes qui suivent, sont déduits de

la matrice des cofacteurs des résidus Q_{vv} . Notons que celle-ci a pour expression, dans le cas d'une compensation selon l'approche généralisée :

$$Q_{vv} = Q_{ll} B^T M (I - A Q_{xx} A^T M) B Q_{ll} \quad (5.4)$$

Erreurs résiduelles normées

La détermination des erreurs résiduelles normées, notées w_i , permet de **détecter de potentielles erreurs grossières** indépendamment des poids attribués aux observations. L'analyse des résidus v_i seuls, estimés à l'issue du calcul de compensation (équation 4.27), est en effet faussée par la présence de poids dont dépendent également ces résidus. À l'image des résidus v_i , les erreurs résiduelles normées suivent une **loi normale**, et s'expriment à partir des v_i ainsi que de leur matrice des cofacteurs Q_{vv} :

$$w_i = \frac{v_i}{\sigma_{v_i}} = \frac{v_i}{\sigma_0 \sqrt{q_{v_i v_i}}} \quad (5.5)$$

La détection d'éventuelles fautes s'effectue par comparaison des valeurs de w_i entre elles ainsi qu'avec un seuil k . Si $|w_i| > k$, alors l'observation associée présente une erreur grossière, le cas échéant si w_i se situe sous le seuil, cette observation est considérée comme statistiquement correcte (on dit qu'elle entre dans la norme). Le seuil est généralement choisi tel que $2,5 \leq k \leq 3,5$, sachant qu'il y a 99% de chance pour qu'une observation soit correcte lorsque l'erreur résiduelle normée associée est inférieure au seuil $k = 3,5$.

Remarque Le calcul des erreurs résiduelles normées a été implémenté dans la solution de recalage. L'efficacité des analyses qui en découlent est abordée dans le dernier chapitre de ce manuscrit, dans la partie consacrée à l'estimation robuste dans le cas de **jeux de données bruités**.

Autres indicateurs de fiabilité

D'autres indicateurs de fiabilité sont répandus, et apparaissent dans les logiciels d'ajustement de réseaux géodésiques notamment. Le Tableau 5.4 résume quelques-uns de ces indicateurs, non implémentés actuellement dans la solution proposée, mais dont l'ajout serait aisément envisageable. Ce tableau reprend de manière synthétique le calcul de ces indicateurs, ainsi que l'analyse qu'ils permettent d'effectuer. Des compléments à ce sujet sont disponibles dans l'ouvrage de [Luhmann *et al.*, 2013].

Notons que les trois premiers indicateurs figurant dans le Tableau 5.4 permettent de contrôler la fiabilité de **chaque observation individuellement**, à l'image des erreurs résiduelles normées introduites précédemment. L'indicateur de fiabilité externe ∇x quant à lui, se rapporte davantage à la fiabilité des résultats de la compensation, c'est-à-dire aux inconnues.

5.3. Outils d'analyse qualitative et quantitative

Dénomination et notation de l'indicateur	Méthode de calcul	Interprétation
Fiabilité locale z_i (ou <i>redondance partielle</i>)	$z_i = \frac{q_{v_i v_i}}{q_{l_i l_i}}$ avec : $q_{v_i v_i}$ cofacteur du résidu v_i $q_{l_i l_i}$ le cofacteur de l'observation l_i	<ul style="list-style-type: none"> • Traduit la contribution de la i-ième observation à la surdétermination du réseau (fonction du poids de l'observation et de la géométrie du réseau). • Grandeur adimensionnelle variant entre 0 et 1 (pourcentage) : plus z_i est grand, plus l'observation est « contrôlée ». • Une faute sur une observation dont $z_i = 0$ ne pourra pas être détectée. • La somme des z_i doit être égale à la redondance totale, soit $\sum z_i = q_0 - u_0$.
Ordre de grandeur d'une faute probable g_i	$g_i = -\frac{v_i}{z_i}$	<ul style="list-style-type: none"> • Si l'observation l_i est une faute probable (lorsque $w_i > k$), g_i permet d'estimer l'ordre de grandeur de cette faute. • La précision d'estimation de g_i est meilleure pour une observation l_i bien contrôlée.
Fiabilité interne ∇l_i (ou <i>faute détectable</i>)	$\nabla l_i = \frac{\sigma_{l_i}}{\sqrt{z_i}} \delta$ avec : δ le déplacement du centre de la distribution normale, en présence d'une faute grossière	<ul style="list-style-type: none"> • Représente la plus petite faute détectable au niveau d'une observation donnée, ou la valeur limite d'une faute non détectable. • Plus une faute est importante, plus sa probabilité d'être ignorée devient faible.
Fiabilité externe ∇x	$\nabla x = (A^T M A)^{-1} A^T M \nabla l_i$ avec : A matrice Jacobiennne par rapport aux inconnues M matrice de poids équivalente (<i>propre à l'approche généralisée</i>)	<ul style="list-style-type: none"> • Critère relatif à la fiabilité des inconnues : indique l'influence exercée par les fautes <i>non</i> détectées les <i>plus défavorables</i> sur les inconnues. • Pour chaque observation l_i, la valeur la plus défavorable d'une faute non détectée ∇l_i est utilisée pour estimer ∇x. Le vecteur estimé traduit alors les influences provoquées sur l'ensemble des inconnues par cette faute non détectée ∇l_i. • Inversement, pour chaque inconnue il est possible de calculer autant de valeurs de ∇x qu'il y a d'observations, chaque valeur dépendant d'une observation.

Tableau 5.4 - Quelques indicateurs de fiabilité calculables à l'issue d'une compensation, ainsi que leur signification quant à la fiabilité des observations ou du modèle.

Tests statistiques En complément de ce panel d'indicateurs de fiabilité, un certain nombre de tests statistiques permettent d'étudier la cohérence des résultats obtenus à l'issue d'un ajustement. L'objectif d'un test statistique est de confirmer ou d'infirmer une hypothèse formulée *a priori*, appelée hypothèse nulle et notée H_0 . De manière générale, il permet d'évaluer l'adéquation, l'homogénéité ou l'indépendance entre un jeu de données et une loi de probabilité, ou entre deux variables aléatoires. Ces tests statistiques peuvent suivre différentes distributions. Parmi ceux-ci, le test du χ^2 peut être cité.

Appliqué au cas de l'ajustement, le test global du χ^2 est intéressant en vue d'évaluer la cohérence entre le modèle stochastique initialement défini (variance *a priori* s_0), et les incertitudes effectives déterminées sur les mesures (variance *a posteriori* σ_0). Cette observation constitue l'hypothèse nulle, et le modèle stochastique *a priori* est jugé cohérent lorsque l'inégalité suivante est vérifiée :

$$\frac{s_0^2}{\sigma_0^2} \leq \frac{\chi_p^2(r)}{r} \quad (5.6)$$

Dans cette équation,

- r représente le nombre de degrés de liberté, en l'occurrence il s'agit de la redondance du modèle fonctionnel telle que $r = q_0 - u_0$
- $\chi_p^2(r)$ est une valeur tirée de la table de la loi du χ^2 à r degrés de liberté, pour un niveau de confiance (pourcentage p) choisi.

Dans l'optique d'intégrer une pondération propre à chaque jeu de données dans l'algorithme proposé, ce test semble approprié afin d'évaluer la cohérence de la pondération mise en place en amont des calculs. Notons que ce type de test permet un **contrôle global du modèle** de compensation, mais ne fournit pas d'information quant à la fiabilité individuelle des observations. Aussi, la détection de fautes potentielles dans les observations passe par l'analyse des tests individuels évoqués plus tôt dans ce paragraphe.

5.4 Quantification de l'apport du recalage en bloc

Un dernier aspect relatif à l'évaluation de l'approche développée concerne les avantages du recalage global vis-à-vis d'un recalage séquentiel, ou par paires successives. Instinctivement, les intérêts de procéder à un recalage en bloc semblent évidents (voir la Figure 4.4 du Chapitre 4), pour éviter l'accumulation des erreurs de recalage notamment. L'objectif de cette dernière section est de visualiser et de **quantifier ces améliorations**, en s'appuyant sur des configurations de levé particulières.

5.4.1 Aperçu des configurations

Afin d'étudier les impacts d'un recalage séquentiel, les configurations de levé **en boucle** et **en antenne** sont particulièrement adaptées, du fait de l'enchaînement des stations de numérisation. Les jeux de données employés sont ici présentés, et les objectifs précis de ces tests sont exposés.

Jeu de données et simulations

Le jeu de données retenu pour ces analyses est le jeu de donnée B (déambulatoire de l'église). Pour rappel, ce jeu de données est composé de neuf stations de numérisation (numérotées de 1 à 9) reliées entre elles par 13 sphères (nommées par les lettres a à m), tel que visible sur la Figure 5.11a. Parmi les 13 sphères placées dans l'environnement à numériser, les coordonnées de huit d'entre elles ont été déterminées par tachéométrie, en vue d'un géoréférencement dont l'intérêt ici sera l'établissement d'écarts absolus. Ces sphères connues en coordonnées dans un référentiel global sont matérialisées par des triangles sur les illustrations de la Figure 5.11.

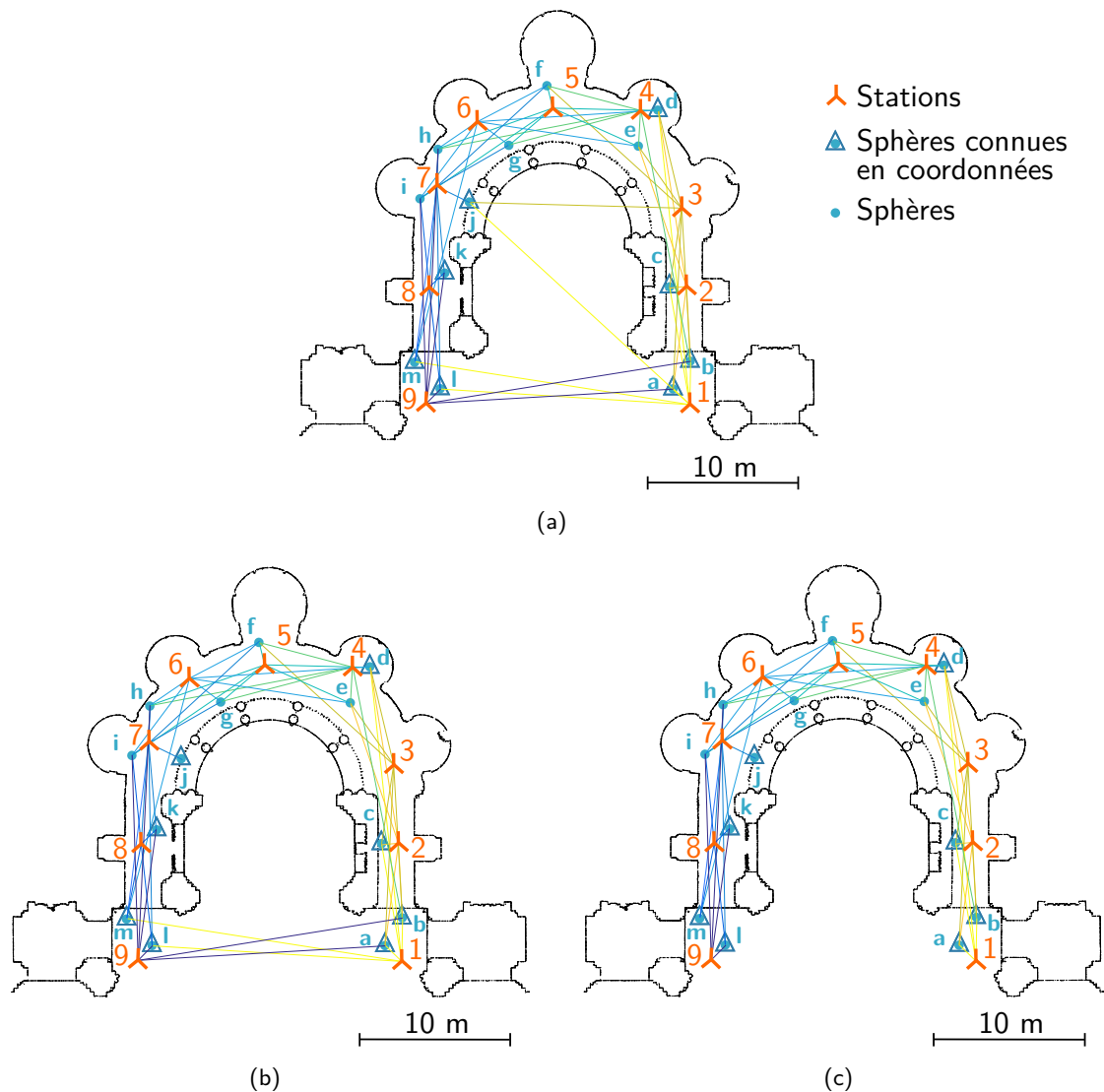


Figure 5.11 - Configuration initiale comprenant toutes les observations possibles (a), puis configurations en boucle (b) et en antenne (c), prises en compte lors des tests visant à établir les bénéfices du recalage global.

Afin de simuler un réseau en boucle puis en antenne à partir de ce jeu de données réel, quelques modifications ont été effectuées :

- Pour simuler un réseau bouclé, certaines liaisons redondantes entre des stations éloignées ont été supprimées (Figure 5.11b). Tel est le cas des observations de la sphère **j** depuis les stations **1** et **3**, qui créent de l'intervisibilité entre les parties opposées du réseau et rigidifient ce dernier.
- Le réseau en antenne est obtenu en supprimant, dans la configuration précédente, toutes les observations qui lient la première et la dernière station de numérisation (stations **1** et **9**). La dernière configuration ainsi obtenue, non refermée, est visible sur la Figure 5.11c.

Définition des objectifs

Les expériences proposées dans cette dernière section visent principalement à répondre à deux questions :

1. Les méthodes de recalage global et séquentiel permettent-elles l'obtention de résultats **stables** face à la modification de certains facteurs dans le réseau de stations ? Par exemple, l'emplacement de la station prise comme référence ou l'ordre dans lequel les nuages de points sont ajoutés ont-ils une influence sur le recalage final ?
2. On émet l'hypothèse que les résultats fournis par les méthodes de recalage global et séquentiel sont différents, cependant les écarts observés sont-ils réellement **significatifs** ? Si tel est le cas, quelle stratégie est la plus fiable en matière de précision ?

5.4.2 Stabilité des méthodes de recalage vis-à-vis de certains facteurs

Afin de répondre à la première question soulevée, l'idée de ces tests est de confronter les coordonnées des cibles suite à différents recalages, réalisés en faisant varier certaines caractéristiques.

Modification de la station de référence

Le nuage de référence est celui dont le repère local définit le référentiel de destination pour l'ensemble des nuages de points à recalcr. Dans le cas d'un recalage séquentiel, ce nuage de référence matérialise le nuage de départ sur lequel sont greffés successivement les nuages mobiles avoisinants. Pour observer l'influence d'un changement de nuage de référence sur les coordonnées recalées des cibles, trois cas de figure ont été envisagés en plaçant ce nuage :

1. soit au niveau de la **première** ou de la **dernière** station (**1** ou **9**), représentant les extrémités du cheminement en antenne.
2. soit au niveau de la station **5**, qui se situe **au milieu** du cheminement en antenne.

Procédé Après recalage en utilisant chacun des trois nuages retenus comme références successives, les coordonnées des cibles sont exprimées dans chacun des trois référentiels respectifs, et ne sont de fait pas directement comparables. Il est donc nécessaire de les rapporter dans un référentiel commun, de préférence externe à ces trois stations de référence afin d'écartier tout risque de corrélation. À cet effet, chaque jeu de données est géoréférencé suite au recalage mis en place. Pour ce faire, *l'ensemble des points d'appui* connus dans le repère global sont utilisés, le but n'étant pas de déterminer des exactitudes suite au géoréférencement mais plutôt de comparer les coordonnées géoréférencées. Ces tests sont réalisés **pour chacune des deux approches de recalage confrontées**, et avec chacune des deux configurations de réseau considérées.

Résultats En fonction de la méthode de recalage appliquée (en bloc ou séquentielle), les observations suivantes ressortent :

Suite au recalage en bloc, quelle que soit la station de référence fixée (station **1**, **5** ou **9**), et quelle que soit la configuration du réseau de stations (boucle ou antenne), les coordonnées géoréférencées sont toujours exactement les mêmes. Ainsi le changement de nuage de référence au sein du réseau de station n'a **pas d'influence** sur les liens entre stations et donc sur le recalage global. En outre, l'observation des précisions calculées individuellement pour chaque nuage de points à l'issue du recalage global appuie ces propos : en effet, ces précisions ne varient pas pour chacun des nuages, quel que soit le nuage de référence choisi.

Suite au recalage séquentiel, en revanche, des différences au niveau des coordonnées géoréférencées sont observées, en fonction du nuage de référence utilisé au moment du recalage. Ces **écarts, de l'ordre de quelques millimètres**, sont variables selon le couple de stations de référence confrontées⁵. Aucun systématisme n'est mis en évidence. Les comparaisons font également ressortir des écarts différents en fonction de la configuration des stations, bouclée ou en antenne.

Modification de l'ordre d'ajout pour un recalage séquentiel

Dans le cadre d'un **recalage séquentiel**, partant d'une station de référence considérée fixe, les stations adjacentes peuvent être ajoutées au système de référence selon des **ordres aléatoires**, sous la seule condition d'un **recouvrement suffisant**. Dans le cas d'une configuration bouclée, deux sens de parcours du réseau de stations sont envisageables (sens horaire ou sens trigonométrique). L'ordre selon lequel les nuages sont ajoutés au projet dépend de ce sens : par exemple pour la configuration représentée sur la Figure 5.11b, la station **1** étant prise comme référence, il est possible d'ajouter en premier lieu le nuage **2** (sens de parcours trigonométrique du réseau), ou alors le nuage **9** (sens de parcours horaire).

L'objectif est d'analyser si, partant d'un même nuage de référence, **l'ordre d'ajout des nuages** (ou le **sens de parcours du réseau** de stations) a une influence sur les coordonnées des cibles après recalage. Les coordonnées observées ici ne sont pas géoréférencées, mais exprimées dans les

5. On confronte par exemple le cas où la station de référence est en **1** avec celui où **5** est station de référence, et ainsi de suite.

repères locaux propres aux nuages choisis comme références. Pour un même nuage de référence, les deux sens de parcours envisageables peuvent être confrontés par simple comparaison des coordonnées d'un même point. Notons que ce test n'a pas de sens pour un recalage global, au cours duquel les nuages de points sont consolidés *simultanément*, sans question d'ajout successif des stations de numérisation.

Cas de la configuration bouclée L'influence de l'ordre d'ajout des stations est observée pour la configuration bouclée (Figure 5.11b) en partant des trois nuages de référence définis dans le paragraphe précédent (stations 1, 5 et 9). Les illustrations de la Figure 5.12 représentent graphiquement les écarts observés entre les coordonnées de mêmes cibles, à l'issue de recalages séquentiels menés dans chacun des deux sens de parcours. Chaque figure correspond à une station de référence différente, parmi les trois retenues.

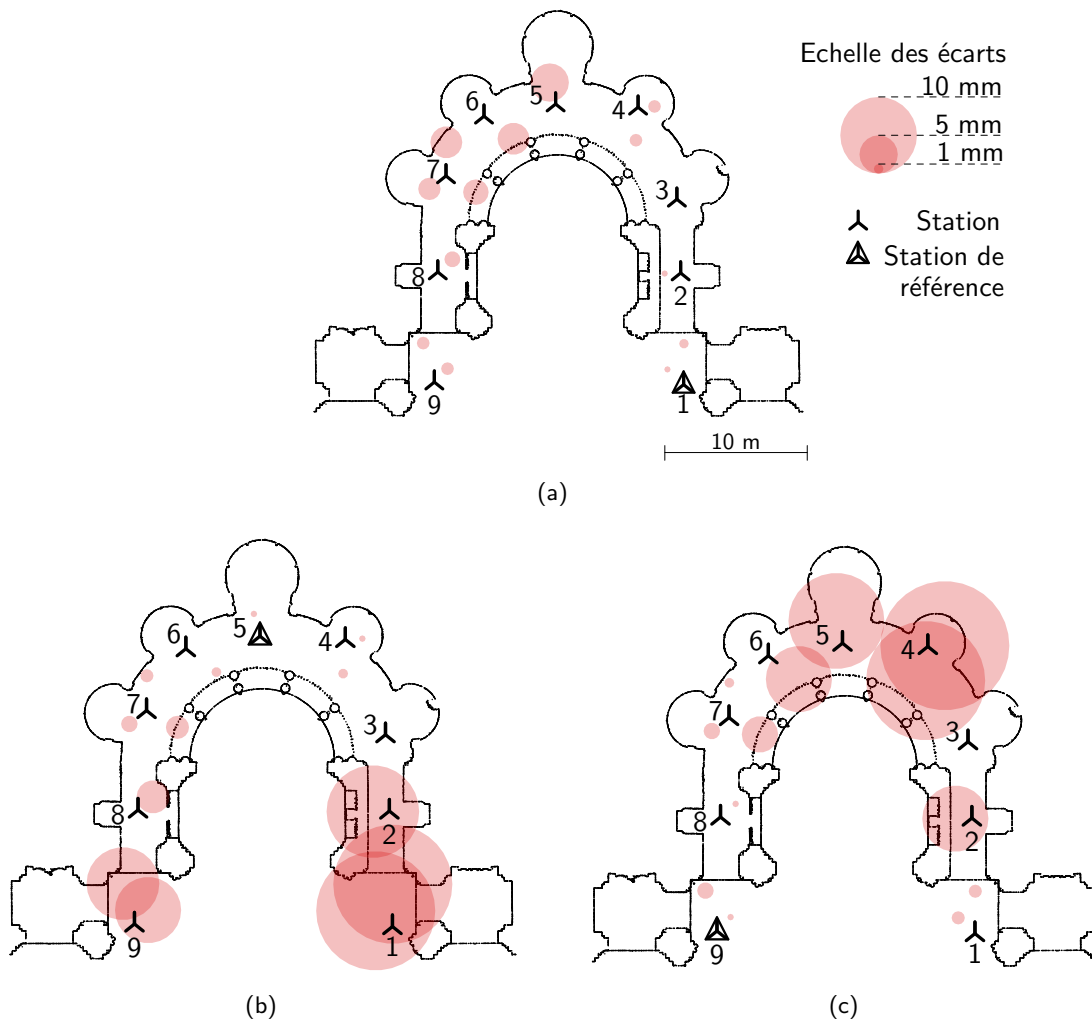


Figure 5.12 - Visualisation graphique des écarts au niveau des cibles pour des recalages séquentiels, lorsque l'ordre d'ajout des nuages de points est modifié. Les cercles sont proportionnels aux écarts, et la configuration bouclée est observée en prenant comme nuage de référence respectivement les nuages **1** (a), **5** (b) puis **9** (c).

Il ressort tout d'abord que *l'ordre d'ajout des stations a effectivement une influence* lors d'un recalage séquentiel, étant donné que des écarts entre les coordonnées des cibles, de l'ordre de quelques millimètres, sont présents. Cette observation est valable quel que soit le nuage de référence choisi, bien que les écarts entre les deux sens de parcours du réseau ne soient pas identiques dans les trois cas de figure retenus. Concernant la répartition de ces écarts, les plus élevés sont visibles *à l'opposé de la station de référence*. Cette dérive entre les deux sens de parcours s'explique par l'accumulation des erreurs à mesure du recalage par paires. Une analyse plus complète de ces écarts montre également qu'ils sont essentiellement *altimétriques*. En moyenne, *la composante altimétrique est deux à trois fois plus importante que la composante planimétrique*.

Cas de la configuration en antenne Dans ce cas, établir le nuage de référence au niveau de la station 5 offre la possibilité de recalculer en premier lieu soit la branche composée des stations 4 à 1, soit celle composée des stations 6 à 9. Selon le même principe qu'énoncé précédemment, un recalage séquentiel est effectué pour chacune de ces options, et les coordonnées des cibles identiques respectivement obtenues sont comparées. Ici encore, des écarts apparaissent entre les coordonnées de points identiques, cependant ils sont plus faibles que ceux observés précédemment, n'excédant pas 4 mm. Cette constatation s'explique probablement par la présence du nuage de référence au centre du réseau en antenne. Ceci évite le parcours de ce réseau dans sa globalité, d'une extrémité à l'autre, et offre ainsi davantage de stabilité.

Conclusions

Le recalage global offre une méthode de calcul plus stable que le recalage séquentiel. En effet, quelle que soit la station utilisée comme référence, les coordonnées géoréférencées des points de jonction sont les mêmes. Ainsi, le réseau se comporte de manière identique face au recalage global, ne souffrant d'aucune déformation. Les paramètres de transformation sont certes différents lorsque le nuage de référence change, cependant les précisions déterminées pour chaque nuage de points à l'issue du calcul sont identiques. Néanmoins, il est possible d'apporter des modifications internes à la géométrie du réseau, en ajoutant les coordonnées de certaines cibles utiles au géoréférencement, et en fixant des contraintes sur ces coordonnées de référence.

À l'inverse, un recalage séquentiel (par paires successives) est sensible aux changements internes au réseau de stations, à savoir :

- Le choix du nuage de référence impacte les résultats finaux d'un recalage séquentiel. Les déformations induites entre les stations du réseau varient également en fonction de l'emplacement de la station de référence.
- Modifier l'ordre d'ajout des stations successives produit également des différences du point de vue des résultats. Les écarts calculés au niveau d'un réseau bouclé, lorsque les stations sont ajoutées suivant un sens de parcours ou l'autre, sont plus importants à mesure que l'on s'éloigne de la station de référence. Bien que plus faibles, des écarts sont également observés pour la configuration en antenne, en fonction de l'ordre du recalage des nuages adjacents.

Procéder à un recalage séquentiel ne permet donc pas d'assurer l'obtention d'un résultat constant, selon les conditions mises en place.

5.4.3 Quantification de la dérive

Jusqu'à présent, les résultats fournis *par une même méthode de recalage* (globale ou séquentielle) mais dans des conditions différentes ont été confrontés. Après avoir observé le manque de stabilité d'un recalage séquentiel, on peut s'attendre à obtenir des résultats différents en comparaison avec un recalage global. Il convient donc dans un second temps d'observer la répartition des différences entre les deux méthodes de recalage, et d'essayer de quantifier ces différences.

Écarts relatifs entre les deux approches

Dans l'optique de confronter les résultats d'un recalage global avec ceux d'un recalage séquentiel, les coordonnées des cibles formant des points de jonction entre nuages individuels sont à nouveau utiles. Il est possible de déterminer des **écarts relatifs** entre les deux méthodes, en s'appuyant lors des calculs sur une **même station de référence**, afin d'obtenir des coordonnées directement comparables. Les illustrations de la Figure 5.13 reprennent graphiquement les écarts obtenus, en fonction de la configuration de réseau considérée et pour différentes stations de référence.

Analyses Quelle que soit la configuration considérée (bouclée ou en antenne), ces figures confirment la **présence de différences entre les deux stratégies de recalage** confrontées. Les écarts observés varient de moins d'un millimètre à un peu plus d'un centimètre (1,5 cm sur la Figure 5.13c), avec des valeurs moyennes comprises entre 1 et 6 mm, en fonction du cas de figure considéré. Les écarts les plus élevés se situent toujours majoritairement **à l'opposé de la station de référence**. Ici encore, **l'accumulation des erreurs lors d'un recalage séquentiel** constitue une hypothèse tangible pour expliquer ce phénomène. De même, la plupart des écarts présentent une composante élevée selon la direction Z, mais sont faibles en planimétrie. Néanmoins, cette constatation n'est pas récurrente pour l'ensemble des écarts calculés, comme c'était le cas plus tôt lors de l'analyse relative à l'ordre d'ajout des nuages de points.

Observations relatives à la configuration du réseau Au-delà des analyses précédentes, il ressort sur les illustrations de la Figure 5.13 que les écarts observés entre les deux méthodes de recalage sont **plus importants pour la configuration en antenne**, que pour la configuration bouclée. Une telle constatation est prévisible, du fait de l'absence de redondance entre le dernier nuage de points recalé et celui du départ pris comme référence, dans le cas d'un réseau en antenne. Néanmoins, le manque général de rigidité au sein d'un tel réseau de stations est également susceptible d'avoir une influence sur le recalage global. Des analyses supplémentaires sont nécessaires pour confirmer cette hypothèse.

Sur la base de ces seuls écarts relatifs, il n'est en effet pas possible d'affirmer qu'un recalage global est plus précis qu'un recalage séquentiel. Des observations indépendantes sont requises à cet effet, selon les modalités exposées dans le paragraphe suivant.

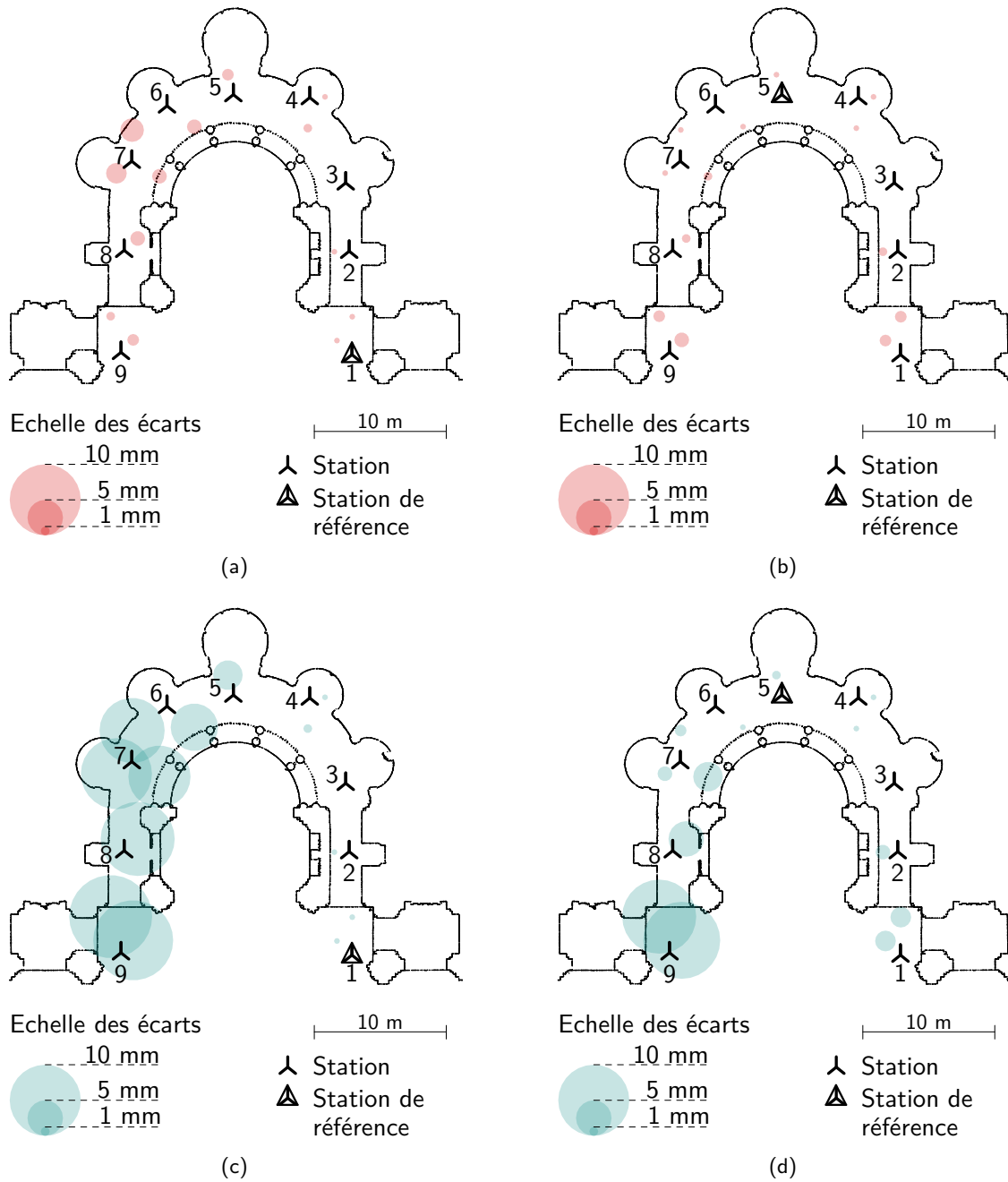


Figure 5.13 - Visualisation graphique des écarts relatifs calculés au niveau des cibles, suite à un recalage global et à un recalage séquentiel effectués avec un même nuage de référence. Les cercles sont proportionnels aux écarts. Cas des configurations : (a) bouclée avec station de référence en 1, (b) bouclée avec station de référence en 5, (c) en antenne avec station de référence en 1, (d) en antenne avec station de référence en 5.

Écart absolu suite au géoréférencement

La détermination d'**écarts absolus**, par rapport à des grandeurs de référence externes, est nécessaire en vue de valider la méthode de recalage la plus satisfaisante. Dans cette optique, procéder au **géoréférencement de chacun des cas de figure envisageables** offre la possibilité de confronter les coordonnées des cibles géoréférencées, avec les coordonnées tachéométriques de référence disponibles pour 8 des 13 cibles.

Contraintes Toutes les stratégies adoptables pour la transformation vers un référentiel général ne sont pas pertinentes, dans le cadre de ce dernier test :

Le géoréférencement individuel de chacune des configurations, effectué sur la base des coordonnées des cibles recalées par l'une ou l'autre approche, fausserait la pertinence des analyses. En effet, le calcul de minimisation visant à déterminer les paramètres de transformation optimaux, tend à minimiser les écarts sur l'ensemble des points d'appui utilisés. Ainsi, même s'il était possible d'observer des écarts plus ou moins importants selon la configuration et la stratégie de recalage, la répartition de ces écarts serait davantage liée à la précision des coordonnées : du fait de la compensation effectuée sur l'ensemble des points d'appui, cette répartition ne traduirait pas la potentielle dérive observable.

Définir une matrice de géoréférencement de référence, en s'appuyant par exemple sur la configuration complète initiale (Figure 5.11a) traitée à l'aide d'un recalage global, est également discutable. La corrélation des résultats fournis par cette méthode globale de recalage pour les deux autres configurations (bouclée et en antenne) est dans ce cas évidente. Le risque dans ce cas est d'avantager les résultats fournis par la méthode globale, par rapport à ceux issus d'un recalage séquentiel.

Il convient donc de déterminer une **transformation de référence** en direction du repère général selon une autre approche, indépendante de chacun des cas de figure pris en compte. Au vu de la Figure 5.11a, les stations **1** et **9** possèdent chacune suffisamment de points d'appui connus en coordonnées (six pour la station **1**, et quatre pour la station **9**) afin de déterminer des matrices de transformations. Les transformations ainsi déterminées, bien que non optimales car ne tenant pas compte de l'ensemble du réseau de stations, ne sont **tributaires d'aucune configuration, ni d'aucune méthode de recalage** puisqu'elles s'appuient respectivement sur un unique jeu de points. De cette façon, elles n'avantagent ni l'une ou l'autre méthode de recalage, ni l'une ou l'autre des configurations, lors de l'analyse des résidus calculés par rapport aux données de référence.

Résultats Suite aux recalages respectifs des configurations bouclée et en antenne, par recalage global puis par recalage séquentiel, le géoréférencement des coordonnées de cibles ainsi obtenues a été effectué à l'aide de la matrice de référence issue de la station **1**. Le nombre de points d'appui plus élevé pour cette station a motivé ce choix, pour l'obtention des résultats présentés ici. Néanmoins, des tendances similaires sont observées, lorsque les résultats sont dérivés du cas où la matrice de géoréférencement associée à la station **9** est utilisée. Les écarts 3D calculés entre les coordonnées géoréférencées des cibles et les coordonnées tachéométriques de référence sont représentés graphiquement sur les illustrations de la Figure 5.14. Pour chacun des recalages effectués au préalable, la station **1** est donc fixée comme référence.

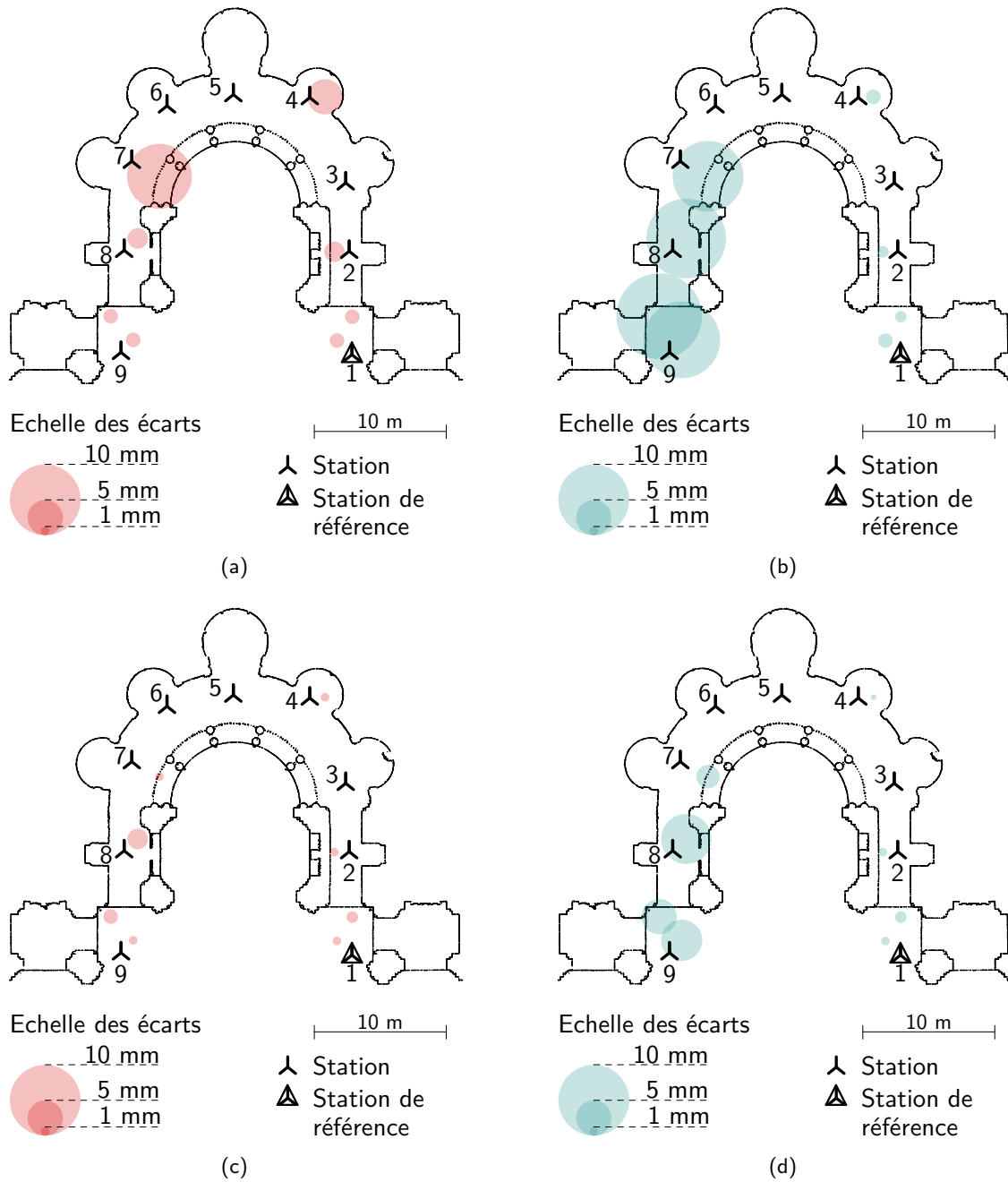


Figure 5.14 - Visualisation graphique des écarts absolus calculés entre les coordonnées géoréférencées des cibles, et les coordonnées tachéométriques prises comme références. Les cercles sont proportionnels aux écarts. Cas du recalage séquentiel des configurations bouclée (a) et en antenne (b), puis du recalage global des configurations bouclée (c) et en antenne (d). La station 1 constitue la station de référence pour les recalages respectifs effectués en amont des géoréférencements.

Les écarts absolus observés suite à un recalage par paires successives sont en moyenne plus élevés que suite à un recalage global. Ce dernier test permet donc de montrer que le **recalage global**, prenant en compte le réseau de stations dans sa globalité, **fournit des résultats plus exacts qu'un recalage séquentiel**. Cette dernière méthode laisse apparaître une dérive des stations de numérisation, à mesure que l'on s'éloigne de la station fixe de référence. Dans le cas d'un recalage global, la répartition des écarts est plus homogène sur l'ensemble des cibles considérées.

En ce qui concerne la configuration du réseau de stations, il ressort que le réseau bouclé souffre moins du phénomène de dérive que la configuration en antenne. Une telle constatation est prévisible, du fait de l'absence de redondance entre le dernier nuage de points recalé et celui de départ pris comme référence, dans le cas d'un réseau en antenne. En outre, ces constatations sont vérifiées également suite à un recalage global, qui malgré sa stabilité de calcul ne peut compenser le manque de rigidité interne d'un réseau en antenne.

Remarques générales

Les premières analyses (sous-section 5.4.2) ont permis de souligner que la consolidation par paires offrait des résultats variables, en fonction de l'ordre d'ajout des nuages de points. Pour autant lors de ces derniers tests (sous-section 5.4.3), un unique sens de parcours a été considéré (l'ordre logique d'ajout des indices de stations, pour le réseau bouclé). Les écarts observés sont bien entendu différents lorsque le sens opposé est retenu. Néanmoins, les conclusions qui ressortent sont les mêmes dans les deux cas de figure : le recalage séquentiel conduit bien à l'**accumulation des erreurs au fil des stations ajoutées**.

Les résultats obtenus par le biais des analyses mises en place penchent en faveur du recalage global, du point de vue de la précision. Outre sa stabilité qui a été démontrée par les premiers tests, les différences observées par la suite entre recalage global et recalage séquentiel peuvent néanmoins **sembler assez faibles**, n'excédant parfois pas quelques millimètres. Il semble important de souligner ici que le jeu de données utilisé en est probablement la raison, car les sphères employées pour procéder au recalage matérialisent des points stables. Le phénomène d'accumulation des erreurs lors d'un recalage séquentiel serait potentiellement amplifié, si des entités détectées automatiquement, davantage entachées d'erreurs, étaient utilisées pour établir les jonctions entre stations.

De même, l'emploi de ces sphères explique sûrement la **prépondérance de la composante altimétrique** des écarts, constatée dans la plupart des cas. En effet, la répartition planimétrique de ces cibles dans l'espace numérisé est plus satisfaisante que leur répartition altimétrique, ces dernières se trouvant à des hauteurs sensiblement identiques.

Conclusions du chapitre 5

Sur la base de trois jeux de données réels sélectionnés pour leurs propriétés diverses, ce chapitre a permis de montrer que l'algorithme proposé converge vers une solution la plus probable pour la détermination simultanée de $(n - 1)$ jeux de paramètres de transformation.

À l'issue du recalage en bloc, une approche explicite pour le calcul de résidus au niveau des points de jonction impliqués dans le calcul a été détaillée.

Les résultats obtenus à cet égard ont été confrontés à ceux fournis par des logiciels dédiés à la consolidation de nuages de points. La comparaison de ces résultats pour des jeux de données identiques a permis de valider l'algorithme développé sur la base de résultats similaires.

Des critères visuels peuvent être mis en place afin d'évaluer qualitativement le recalage global réalisé. À cet effet, des coupes dans les nuages de points recalés peuvent être réalisées. L'observation des ellipsoïdes d'erreur traduit certains critères statistiques, notamment la confiance à accorder aux points de jonction ou aux nuages recalés, selon la visualisation retenue.

L'intérêt de procéder à un recalage global plutôt qu'au recalage séquentiel de multiples nuages a été mis en évidence, pour ce qui est de la stabilité du calcul et de l'invariance à certains critères propres au réseau de stations notamment. Cet avantage a également été évalué de manière quantitative sur un jeu de données le permettant.

Extension du recalage à l'introduction de données hétérogènes

6.1	Gestion de l'hétérogénéité des données 3D	184
6.1.1	Problématiques générales et rappels	184
6.1.2	Pistes d'intégration en aval du recalage	185
6.1.3	Influence de la pondération sur les résultats du recalage	185
6.1.4	Algorithme ICP pour le recalage fin	190
6.2	Gestion de la présence de fautes	197
6.2.1	Sources et élimination des données aberrantes	197
6.2.2	Notions générales sur l'estimation robuste	199
6.2.3	Introduction de l'estimation robuste dans l'approche développée	204
6.3	Évaluation de l'apport de l'estimation robuste	208
6.3.1	Premières observations	208
6.3.2	Analyse qualitative du recalage	211
6.3.3	Analyse quantitative	212

Un dernier volet de ces travaux de thèse s'intéresse à l'intégration de données issues de capteurs différents au sein d'un même projet de numérisation tridimensionnelle. Comme évoqué dans le premier chapitre de ce manuscrit, cette intégration peut s'opérer à différents niveaux : au moment de l'acquisition si les données brutes sont considérées, ou lors d'étapes de post-traitement. Ce dernier chapitre se concentre sur la partie post-traitement des données hétérogènes.

L'**hétéroscédasticité** d'un modèle désigne le fait que les observations qui constituent ce modèle puissent posséder des précisions différentes, ce qui se traduit par des variances différentes. Cette hypothèse, bien que n'étant pas prise en compte par l'ensemble des méthodes d'estimation, cor-

respond souvent davantage à la réalité des observations. Dans ce cas de figure, deux stratégies peuvent se justifier : l'introduction d'une pondération, ou de l'estimation robuste. Dans ce dernier chapitre sont regroupés les développements mis en place ainsi que les pistes explorées pour la prise en compte de l'hétérogénéité des données dans un projet de numérisation. Les extensions et variantes exposées dans ce chapitre se rattachent essentiellement à l'étape du recalage des données brutes, détaillée en amont dans ce manuscrit, en considérant ici des jeux de données potentiellement entachés de fautes.

6.1 Gestion de l'hétérogénéité des données 3D

Dans cette première section, les problématiques qui se posent lors de la combinaison de nuages de points hétérogènes sont rapidement rappelées. La question de la pondération des données est ensuite abordée à travers quelques tests, et les modifications envisageables de l'algorithme ICP sont finalement discutées.

6.1.1 Problématiques générales et rappels

Dans le Chapitre 1 (sous-section 1.3.2), il a été mentionné que les disparités entre jeux de données provenant de différentes sources pouvaient d'une part être liées à leur technique d'acquisition, ou encore à des déformations dues aux changements temporels ou de conditions entre deux acquisitions. Comme rappelé dans [Mellado *et al.*, 2016], cette hétérogénéité dans la provenance des données se traduit par des différences en matière de :

Densité et niveau de détails : l'échantillonnage des points est variable d'un jeu de données à l'autre, et certains détails ressortent mieux sur l'un ou l'autre des jeux de données.

Bruit et déformations : le bruit n'est pas un phénomène uniforme, et les nuages de points issus de la lasergrammétrie seront par exemple moins affectés que les données acquises avec un scanner à main standard.

Recouvrement : le taux de recouvrement entre les jeux de données n'est pas nécessairement connu au préalable, et il peut varier de manière d'autant plus importante que les jeux de données considérés couvrent des surfaces très différentes.

Échelle : la présence d'un facteur peut s'avérer nécessaire lorsque des nuages de points issus de levés photogrammétriques sont utilisés sans avoir été mis à l'échelle au préalable.

Connectivité : cette information n'est pas nécessairement disponible lorsque les nuages de points sont isolés.

Il est donc nécessaire que les stratégies d'intégration des données multi-sources soient robustes face à ces *variations propres à leurs propriétés géométriques*. Un aperçu de la littérature relative à l'intégration de nuages de points hétérogènes a été proposé à la fin du Chapitre 3. Pour rappel, les méthodes couramment employées favorisent l'utilisation :

- de points d'intérêt et de descripteurs locaux, afin d'automatiser le recalage grossier des données ;

- de primitives naturelles, lorsque les différences de couverture des nuages sont importantes, ou lorsque les points de vue selon lesquels les nuages ont été acquis sont très variables.

6.1.2 Pistes d'intégration en aval du recalage

Quel que soit le processus de recalage retenu en vue de combiner des données provenant de différentes sources (approches conventionnelles décrites dans le Chapitre 3, ou l'une des stratégies évoquées dans les paragraphes précédents), il est possible de gérer l'hétérogénéité des données suite au recalage. Il s'agit alors d'une étape de *fusion ou d'intégration à haut niveau*, si l'on se réfère à la classification établie au Chapitre 1. Deux pistes de réflexion principales se détachent lors de l'étude de la littérature :

- le **filtrage** des données dans les zones de recouvrement ([Boström *et al.*, 2008], [Mandlbürger *et al.*, 2017], [Zieher *et al.*, 2018]) : l'idée dans ce cas est de *lisser les disparités* qui existent entre les différents jeux de données, afin d'obtenir au final un jeu de données unique et uniforme. L'objectif est de tirer le meilleur parti de chaque donnée individuelle, en essayant de *faire ressortir l'information la plus pertinente* ou précise dans le modèle final. Les données brutes d'origine sont cependant perdues, par lissage de l'information à travers la suppression des points erronés et des redondances dans les zones de recouvrements.
- la **représentation multi-résolution** ([Guidi *et al.*, 2009], [Landes *et al.*, 2015], [Murtiyoso *et al.*, 2017]) : au sein du modèle complet final, les différentes zones du projet sont représentées selon *des niveaux de détails distincts*. Chaque niveau de détail permet de faire ressortir uniquement l'information nécessaire, tandis que chaque méthode d'acquisition est mise en place dans les zones où ses avantages techniques pourront être le mieux exploités. Les zones fiables, acquises avec une grande précision, sont ainsi davantage mises en avant, et le modèle complet est allégé en simplifiant les zones moins pertinentes.

Ces approches sont discutées plus en détails dans l'Annexe I.

6.1.3 Influence de la pondération sur les résultats du recalage

De manière générale, la pondération peut être envisagée de deux manières :

- une **pondération binaire** permet d'écarter certaines correspondances ou certains points, sur la base d'un critère de qualité utilisé pour juger de la fiabilité ou non de la correspondance ou du point. Cette approche est particulièrement employée pour éliminer et filtrer les fautes, quel que soit le contexte.
- une **pondération « numérique »** sert à assigner des poids variables aux données ou aux correspondances, selon un ou plusieurs critères définis (qualité estimée, distance, etc.).

Dans l'optique de tenir compte de la provenance des données lors de leur consolidation, la seconde approche de pondération permettant d'attribuer une valeur caractéristique à chaque nuage de

points, voire à chaque point des nuages, est envisagée. Son introduction instinctive dans le modèle d'estimation en bloc des paramètres de transformation a été détaillée dans le Chapitre 4. L'objectif de cette sous-section est de valider ou d'infirmer l'intérêt de la pondération lors du recalage, en observant son influence sur les résultats obtenus.

Essai appliqué à des nuages de points issus d'instruments différents

Données utilisées Pour ces premiers essais, un extrait du jeu de données B (déambulatoire de l'église Saint-Pierre-le-Jeune à Strasbourg) présenté dans le Chapitre 5 a été utilisé. L'arrière du chœur, bordé par le déambulatoire, est délimité par une succession de colonnes jumelées disposées en arc de cercle. Ces colonnes sont surmontées de chapiteaux, éléments décoratifs dont les moulures ont été considérées à part entière. Tandis que l'ensemble du déambulatoire et du chœur ont été numérisés par lasergrammétrie terrestre, des nuages de points supplémentaires ont été acquis au niveau des chapiteaux à l'aide d'un scanner à main.

Seule une partie des neuf nuages de points recalés, acquis avec le scanner terrestre Focus^{3D} X330, a été segmentée afin de limiter l'étendue du nuage *global* (Figure 6.1a). Ce nuage de points, fournissant un aperçu de la scène, doit être complété à l'aide du nuage de points *local* d'un chapiteau, visible sur la Figure 6.1b. Quelques caractéristiques techniques propres aux instruments, mais aussi relatives aux nuages de points utilisés, sont résumées dans le Tableau 6.1. Notons qu'**en l'absence de critères uniformes pour caractériser la précision des données** dans les spécifications techniques fournies par les différents constructeurs, les informations relatives au **bruit de mesure** ont été reprises en l'état des données constructeur.

Instrumentation (Modèle et type)	FARO Focus ^{3D} X330 (Scanner laser terrestre)	FARO Freestyle ^{3D} X (Scanner à main)
Portée recommandée	0,6 - 330 m	0,5 - 3 m
Bruit de mesure (données constructeur)	0,3 à 0,4 mm @ 10 m	0,75 mm @ 1 m
Champ de vision	300° × 360°	45° × 59° @ 1 m
Nombre de points dans les nuages utilisés	~ 7 millions	~ 5 millions
Zone couverte par le nuage de points	Partie de l'arrière du chœur composée de colonnes (~10 m × 10 m)	Chapiteau d'une colonne (~1.5 m × 1 m)

Tableau 6.1 - Spécificités des instruments et des nuages de points utilisés lors des tests relatifs à la pondération des données.

Détection des points communs La détection automatique de points communs à l'aide des algorithmes disponibles dans la librairie PCL [Rusu et Cousins, 2011] a été envisagée, et abordée notamment dans le cadre d'un projet de recherche encadré (voir Contributions à l'enseignement).

Le détecteur SIFT adapté aux données 3D a été utilisé en combinaison avec le descripteur FPFH (*Fast Point Feature Histograms*). Les résultats n'ont cependant pas été concluants, en raison notamment des différents paramètres (échelle, profondeur d'octree entre autres) à affiner afin d'obtenir des appariements plausibles. Aussi, dans le cadre de ces premiers tests, quelques points jugés proches dans les deux nuages de points ont été sélectionnés manuellement. La forme complexe du chapiteau numérisé ne permet en effet pas la détection de primitives géométriques simples dans le nuage de points associé.

Au total, cinq points ont été sélectionnés, dont la répartition est partiellement visible sur la Figure 6.1b (les autres points se trouvant à l'arrière du nuage de façon symétrique).

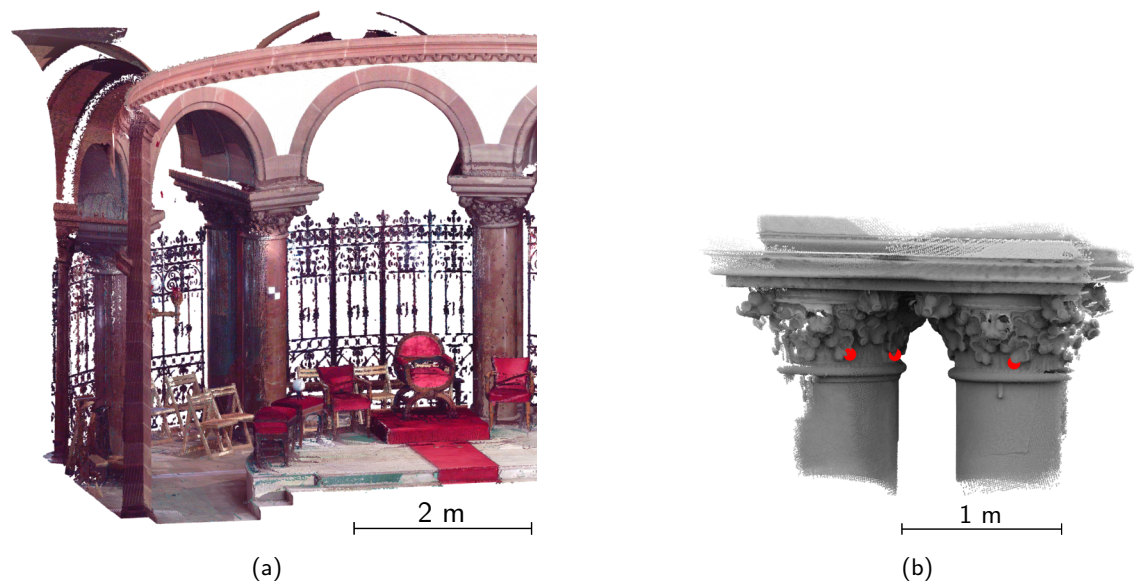


Figure 6.1 - Aperçu des nuages de points utilisés lors des tests relatifs à la pondération des données, ainsi que de la répartition des points communs sélectionnés : (a) nuage de points de la scène acquis par scanner laser terrestre, et (b) nuage de points d'un détail de construction (chapiteau) acquis par scanner à main.

Définition de poids arbitraire L'idée dans un premier temps est d'attribuer aux points communs sélectionnés **des poids fixés arbitrairement**. Les scanners à main, parmi lesquels le Freestyle^{3D} X utilisé ici, sont retenus pour la numérisation de zones détaillées du fait de la densité élevée de points qu'ils offrent, ainsi que de leur maniabilité dans les zones difficiles d'accès. **Néanmoins, l'observation des données constructeur (Tableau 6.1) ainsi que les expérimentations menées dans [Lachat et al., 2017c], montrent que les nuages de points issus du scanner à main Freestyle^{3D} X sont relativement bruités.** Pour ces raisons, un **poids égal à 1** leur a été attribué, tandis qu'un **poids $p = 3$** a été attribué aux données acquises à l'aide du scanner laser terrestre, traduisant une confiance plus élevée accordée au nuage de points *global*.

Premiers résultats Deux critères ont été observés afin de juger des effets de la pondération : les **paramètres de transformation estimés**, ainsi que les **précisions a posteriori associées à ces paramètres**, contenues sur la diagonale de la matrice de variances-covariances Σ_{xx} (voir équation 6.1).

tion 4.32, Chapitre 4). Les paramètres et précisions issus de l'estimation pondérée sont ensuite comparés à ceux obtenus en introduisant une matrice de poids identité. Les constatations établies sont les suivantes :

- Avec les poids introduits (uniformes pour un même nuage de points), les variations au niveau des paramètres de transformation sont très faibles, voire insignifiantes, en comparaison à l'absence de pondération.
- L'introduction de **poids non uniformes** (variant entre les valeurs 2 et 4 pour les points initialement pondérés avec $p = 3$) provoque une variation des paramètres estimés plus marquée que précédemment. Ces variations restent néanmoins faibles, de l'ordre de quelques millimètres pour les paramètres de translation (1 cm maximum pour t_y), et inférieures à 1° pour les rotations. Les paramètres et précisions obtenus avec cette seconde pondération sont consignés dans le Tableau 6.2.
- En revanche quelle que soit la pondération appliquée, le vecteur des résidus v_i étant impacté par cette dernière, la variance de l'unité de poids *a posteriori* σ_0 , ainsi que les précisions *a posteriori* sur les paramètres inconnus sont modifiées.

Paramètres estimés	t_x (m)	t_y (m)	t_z (m)	ω (°)	φ (°)	κ (°)
En l'absence de poids	-30,946 ± 0,001	56,711 ± 0,001	-25,128 ± 0,001	10,046 ± 0,152	-22,555 ± 0,204	-45,679 ± 0,098
Avec pondération arbitraire (non uniforme)	-30,948 ± 0,002	56,721 ± 0,002	-25,126 ± 0,002	10,036 ± 0,258	-22,557 ± 0,325	-45,702 ± 0,218

Tableau 6.2 - Comparaison des paramètres de transformation estimés en l'absence de poids et avec une pondération arbitraire non uniforme, pour le recalage de deux nuages de points hétérogènes.

Observations complémentaires

Le jeu de données utilisé précédemment étant limité à deux nuages de points et à quelques points de jonction sélectionnés manuellement, quelques expérimentations complémentaires ont été entreprises. Les observations principales qui en découlent sont les suivantes :

- En présence de **données dégradées** (fautes parmi les points de jonction ou données bruitées), la pondération produit des **effets plus importants sur les paramètres estimés** qu'avec les données d'origine. Ceci a été constaté à deux reprises : en ajoutant d'une part un bruit de mesure gaussien dans les ensembles de points de jonction utilisés précédemment, puis d'autre part en utilisant un jeu de données réel dans lequel des fautes ont été introduites ; ce jeu de données sera par ailleurs exploité à la fin de ce chapitre pour l'analyse de la version robuste de l'algorithme développé.
- Lorsque **plusieurs nuages de points** sont consolidés conjointement à l'aide de l'estimation globale, l'ajout de poids pour quelques-uns des nuages en présence a davantage d'influence

sur les paramètres estimés, que lorsque seuls deux de ces nuages pondérés sont recalés. Ceci est vrai également en appliquant des poids uniformes aux points de jonction d'un même nuage. À cet effet, les jeux de données réels présentés au Chapitre 5 ont été utilisés, soit dans leur intégralité, soit en ne retenant que deux nuages parmi l'ensemble.

- En présence de plusieurs nuages de points, lorsque des poids plus faibles que les autres sont attribués à l'un d'entre eux (confiance plus limitée), les précisions *a posteriori* sur les paramètres estimés pour ce nuage sont moins bonnes (σ plus élevés). Ceci traduit la cohérence de la pondération présente dans le calcul d'estimation.
- Quel que soit le cas de figure (nombre de nuages, nombre de points de jonction, données bruitées ou non), en comparaison aux résultats obtenus sans pondération, une **pondération non uniforme des points de jonction** conduit à des variations plus importantes qu'en cas de pondération uniforme pour chaque donnée, ce qui semble prévisible.

Limites et pistes d'amélioration

En dépit des résultats obtenus, qui traduisent une influence potentiellement limitée de l'ajout de poids lors du recalage, la pondération arbitraire définie ici est discutable. Cette dernière n'est pas pleinement satisfaisante, dans la mesure où elle ne tient pas compte des incertitudes réelles qui entachent les observations, ni des caractéristiques des instruments utilisés. En outre, s'en tenir uniquement aux données fournies par le constructeur afin de définir un modèle de pondération présente également des limites :

- Les informations relatives à la précision des données sont parfois **trop optimistes**, car généralement établies dans des conditions optimales en laboratoire.
- Pour des instruments différents, ces informations ne sont **pas nécessairement spécifiées pour des portées identiques**. Extrapoler une information de précision pour une portée donnée n'est pas réellement correct, car la dégradation subie par les mesures en fonction de la portée n'est généralement pas un phénomène linéaire.
- Le vocabulaire employé par les constructeurs n'indique pas toujours de manière explicite l'information réellement renseignée.

Afin de s'approcher au mieux des imprécisions des données, des travaux complémentaires à cet égard seraient à envisager. Néanmoins, comme souligné dans le Chapitre 2 lors de l'introduction des modèles stochastiques (Section 2.2), la définition de modèles d'erreurs fidèles et complets n'est pas toujours aisée, pour certaines techniques de mesure plus encore que pour d'autres. Il est en effet difficile voire impossible de définir une unique pondération, qui soit pleinement représentative des données et ne comporte aucun aspect aléatoire.

D'autre part, le processus de compensation en bloc développé au Chapitre 4 offre la possibilité de différencier les poids selon les composantes X , Y et Z , ou plus généralement **selon les composantes planimétrique et altimétrique**. Cette approche permettrait en théorie d'affiner davantage la pondération, lorsque cela est possible et nécessaire. Cependant, comme mentionné dans le Chapitre 2 à travers l'évocation des travaux de [Kermarrec *et al.*, 2018], l'établissement d'un modèle d'erreurs différentiable en chaque point peut être une opération à la fois coûteuse en

temps lorsque les nuages de points sont denses, et qui n'apporte pas toujours les effets souhaités. La difficulté à estimer la précision de points individuels par les méthodes de transmission d'incertitudes est également soulignée par [Al-Durgham et Habib, 2013], du fait du grand nombre de variables entrant en jeu dans cette détermination. Pour ces raisons, les auteurs privilégient une pondération basée sur des critères locaux de la surface, qui qualifient davantage des régions du nuage que les points individuels. Ce critère fournit localement une bonne indication du bruit de mesure pour chaque point.

Conclusions de ces tests La présence de la pondération dans l'algorithme implémenté **produit une influence sur les paramètres de transformation estimés et sur leur précision**, bien que parfois restreinte et non significative. Les effets constatés sont fortement corrélés à la pondération introduite, dont la définition peut s'avérer aléatoire et imparfaite. Des tests complémentaires seraient nécessaires afin d'appuyer les tendances observées.

Au regard de la littérature et des résultats expérimentaux présentés, une simplification du modèle d'erreurs dans lequel certaines incertitudes sont jugées constantes peut être suffisante. **Un juste milieu entre l'exhaustivité du modèle d'erreurs, et sa contribution effective lors du recalage** à travers la pondération, doit alors être trouvé. **Le caractère aléatoire et la complexité de la définition d'une pondération complète**, combinés à la constatation que les effets produits peuvent être parfois très limités, nous ont ainsi poussés à laisser cette définition pour chacun des instruments utilisés à l'état de perspective.

6.1.4 Algorithme ICP pour le recalage fin

L'algorithme ICP ou *Iterative Closest Point* est un algorithme itératif visant à rapprocher deux surfaces, ou par extension deux nuages de points entre lesquels les correspondances ne sont pas pré-établies. L'objectif est la détermination des paramètres de transformation optimaux reliant deux surfaces entre lesquelles le recouvrement est suffisant. Le principe de l'algorithme, initié par [Besl et McKay, 1992], reste le plus répandu pour procéder au recalage de nuages de points dont l'alignement est déjà approximativement connu. La notion de **recalage nuage à nuage** est courante pour faire écho à cette approche qui s'appuie sur l'ensemble de la surface, permettant d'améliorer les résultats d'un recalage préalable et grossier, amorcé à l'aide d'une des méthodes décrites dans le Chapitre 3 ou par géoréférencement. L'amélioration du recalage passe par la **minimisation des écarts au niveau des zones de recouvrement**, de manière itérative.

En présence de données hétérogènes, notamment en cas d'importantes variations de densité ou de grandes différences de couverture des nuages de points, procéder au recalage **en s'appuyant sur l'intégralité de la surface** de recouvrement semble plus judicieux que l'utilisation d'un sous-ensemble limité d'entités communes. Pour ces raisons, les principes de l'algorithme ICP et de quelques-unes de ses variantes sont abordés dans cette section.

Principe général

Le principe introduit par [Besl et McKay, 1992] consiste à itérer deux étapes essentielles, qui sont la **mise en correspondance d'ensembles de points**, suivie de l'**estimation d'une transformation à partir de ces correspondances**. À l'issue d'une itération, la transformation estimée est

appliquée à l'ensemble de points mobiles, et les résidus entre points appariés sont calculés. Si le critère à minimiser n'est pas respecté, de nouveaux appariements sont recherchés, menant à une nouvelle itération du calcul. Ce principe est répété jusqu'à convergence d'un score vers un minimum, ce score étant généralement défini comme la somme des écarts quadratiques entre points appariés. Au sein de ce processus itératif dans lequel des correspondances sont établies, les méthodes analytiques d'estimation de la transformation sont favorisées pour leur rapidité de calcul, à l'image des méthodes de [Arun *et al.*, 1987] et [Horn *et al.*, 1988] évoquées dans le Chapitre 5. Une décomposition possible des différentes étapes constitutives de l'algorithme est schématisée sur la Figure 6.2.

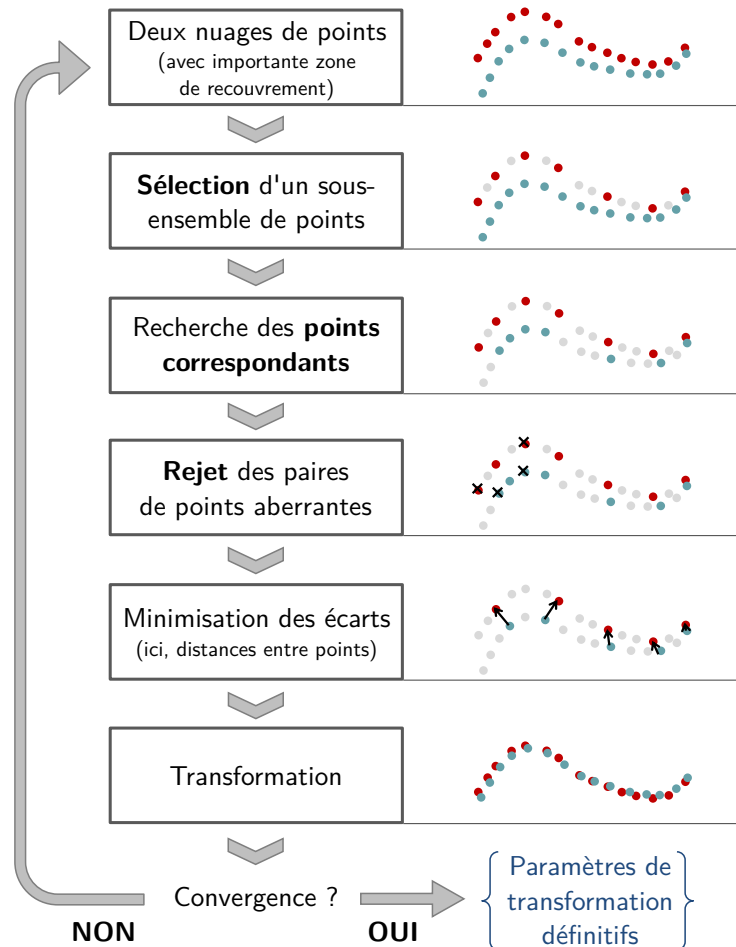


Figure 6.2 - Diagramme résumant les étapes principales constituant l'algorithme *Iterative Closest Point* (inspiré de [Glira *et al.*, 2015]).

Remarques Dans sa version originale, l'algorithme ICP présente quelques limitations, son principal inconvénient étant la **sensibilité de l'approche à l'orientation initiale des données**. Des paramètres de transformation initiaux corrects permettent non seulement d'assurer l'obtention d'un résultat cohérent, mais aussi d'accélérer la convergence de l'algorithme. Notons qu'un recouvrement suffisant entre les deux entités est nécessaire à l'obtention d'une solution satisfaisante. Du fait de ces contraintes, **de nombreuses propositions d'amélioration existent à travers la littérature**, constituant autant de variantes possibles de l'algorithme.

À l'image des méthodes de recalage de manière générale, la littérature relative à l'ICP est très vaste, d'autant plus que cet algorithme est transversal à plusieurs domaines de recherche (robotique, imagerie médicale, etc.). Les contraintes variables et propres à chaque application, contribuent au grand nombre de variantes qui peuvent être recensées. Les auteurs de [Pomerleau *et al.*, 2015], soulignant le nombre important de contributions relatives à l'ICP au cours des 20 dernières années, proposent un état de l'art complet auquel le lecteur est invité à se reporter.

Variantes et alternatives

Comme rappelé dans l'étude comparative de [Rusinkiewicz et Levoy, 2001], chaque étape du processus peut faire l'objet d'une amélioration, de la sélection des points à la minimisation des distances, en passant par la recherche des correspondances et le rejet des correspondances aberrantes. Les nombreuses variantes de l'algorithme original visent essentiellement à améliorer trois points :

- l'**estimation du recalage approximatif initial**, qui influe directement sur la convergence de la méthode. Le développement des détecteurs automatiques de points d'intérêt, décrits dans le Chapitre 3, en est un exemple.
- l'**accélération du processus** et de sa convergence, notamment à travers les stratégies d'échantillonnage pour la recherche des correspondances, ainsi que la formulation des distances qui les séparent.
- la **robustesse de l'algorithme**, par le rejet des appariements aberrants et éventuellement la pondération des paires de points.

Type de métrique Afin d'estimer la distance entre deux surfaces discrètes, à chaque point de la primitive à recaler est associé son plus proche voisin dans la primitive de référence. Une distance euclidienne est alors calculée entre les points appariés, constituant une **distance point-à-point**. Une alternative consiste à estimer la distance entre un point et une surface telle qu'un plan, ajustée dans le second nuage de points. L'une des variantes surfaciques basées sur le calcul de **distances point-à-plan** est celle de [Chen et Medioni, 1992]. La distinction entre les deux formulations possibles de la distance est représentée graphiquement sur la Figure 6.3. Dans une certaine mesure, les algorithmes *ICPatch* et *ICPP* (*Iterative Closest Projective Point*) comparés par [Al-Durgham *et al.*, 2011] peuvent également être rangés dans cette catégorie d'évaluation de la distance entre un point et une surface. Ils s'appuient en effet respectivement sur la distance formulée entre un point et un patch triangulaire (formé par les trois plus proches voisins), ou entre le point et sa projection sur cette surface triangulaire.

Les contributions à ce sujet ont permis d'observer que la métrique point-à-plan, dont la complexité est plus élevée, est généralement plus lente mais permet de réduire le nombre d'itérations, et produit de meilleurs résultats que la stratégie point-à-point pour ce qui est de la convergence [Rusinkiewicz et Levoy, 2001]. Dans ce cas en revanche, l'utilisation d'une solution élégante pour le calcul de la transformation, à l'image de l'approche de [Arun *et al.*, 1987], n'est pas directe. Le problème d'optimisation au sens des moindres carrés est généralement non-linéaire pour la métrique point-à-plan, bien que des approximations linéaires puissent être envisagées [Low, 2004].

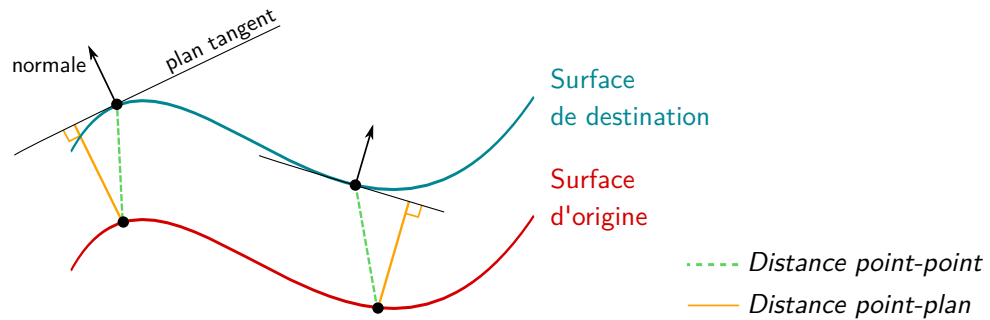


Figure 6.3 - Évaluation de l'écart entre deux points de deux nuages différents au sens des plus proches voisins, et de l'écart entre un point dans un nuage et la surface la plus proche dans le second nuage (inspiré de [Low, 2004]).

Accélération et optimisation Lorsque le nombre de points dans les nuages à recalcr est très élevé, l'algorithme ICP est fortement ralenti, notamment du fait de l'étape chronophage de recherche des plus proches voisins en vue de l'établissement de correspondances. Les techniques d'accélération les plus courantes sont les suivantes :

- l'**échantillonnage** de l'un ou des deux nuages à recalcr permet de concentrer les recherches de correspondances sur un nombre réduit de points. Un rééchantillonnage aléatoire ou uniforme sert à réduire le nombre de points, néanmoins des approches de rééchantillonnage plus élaborées permettent de concentrer les points sur des zones représentatives de la surface, comme proposé par [Rusinkiewicz et Levoy, 2001] ou [Gkira *et al.*, 2015].
- la structuration des données à l'aide d'arbres permettant de **partitionner l'espace de recherche**, à l'image des *octree* ou des *kd-tree* [Elseberg *et al.*, 2012], figure parmi les stratégies d'optimisation les plus répandues pour la recherche des plus proches voisins.

Dans un second temps, la manière la plus simple d'assurer la robustesse de l'algorithme consiste à **rejeter les correspondances fausses**. Cette étape s'effectue par seuillage [Zhang, 1994], par analyse statistique des distances entre points appariés comme dans l'algorithme *TrICP* (pour *Trimmed ICP*) [Chetverikov *et al.*, 2005], ou éventuellement par pondération, binaire ou non [Boström *et al.*, 2008]. Une approche plus poussée consiste à introduire des estimateurs robustes dans le calcul de minimisation, à l'image des travaux de [Bergström et Edlund, 2014].

D'autres contributions s'appuyant sur le principe de l'ICP ne s'attachent pas à l'optimisation d'une étape en particulier, mais plutôt à une amélioration globale de l'algorithme initial. Parmi ces contributions, l'algorithme *Go-ICP* [Yang *et al.*, 2016b] est moins sensible à l'initialisation des positions des nuages de points, car il s'affranchit du problème de minimum local. Les auteurs ont notamment montré son efficacité face à différents niveaux de bruit dans les données. Néanmoins d'après [Theiler *et al.*, 2015], en dépit de son efficacité pour de petits nuages de points, son application à des vues larges telles qu'acquises avec un scanner laser terrestre reste limitée. Citons encore l'algorithme *Sparse ICP* [Bouaziz *et al.*, 2013], opérationnel en présence de données très bruitées.

Alternatives à l'ICP Parmi les alternatives à l'ICP peuvent notamment être cités les algorithmes NDT (*Normal Distribution Transform*) [Magnusson *et al.*, 2007] ou encore CPD (*Coherent Point Drift*) [Myronenko et Song, 2010], reposant sur une approche probabiliste. Leur efficacité en comparaison avec l'algorithme ICP a été prouvée par les auteurs dans leurs articles respectifs. Ces alternatives ne sont pas des variantes de l'ICP, dans la mesure où le principe d'estimation appliqué diffère de celui introduit dans cette sous-section.

Extension à plus de deux nuages Une contrainte supplémentaire liée au fonctionnement de l'ICP est sa limitation au recalage d'une paire de nuages uniquement. Pour éviter de l'appliquer à des paires successives dans le cas où plusieurs nuages sont considérés, des extensions ont été proposées de manière à intégrer l'algorithme dans un processus global [Bergevin *et al.*, 1996], [Pulli, 1999], tandis que [Toldo *et al.*, 2010] intègrent le problème de Procruste généralisé au sein du processus de l'ICP. Cette problématique a été observée de manière plus détaillée dans le Chapitre 4.

Pistes d'adaptation à des données hétérogènes

Les performances de l'algorithme ICP peuvent être notoirement réduites lorsque la provenance, et par extension les caractéristiques des données à recalage, sont variables. Par exemple, si la différence de densité entre les deux nuages de points est trop importante, alors la recherche de correspondances entre points est faussée. Les risques de non convergence de l'algorithme sont augmentés par ces variations. Des stratégies sont à envisager lors du recalage fin de données hétérogènes, aussi quelques pistes de réflexion sont soulevées dans les paragraphes qui suivent.

Approches présentes dans la littérature Dans [Zieher *et al.*, 2018], l'alignement initial des différentes sources de données est possible du fait de leur géoréférencement. Le recalage fin visant à améliorer cet état initial est entrepris par les auteurs en s'appuyant sur des **zones stables bien distribuées dans la scène**, telles que les surfaces des toits ou les parties découvertes du sol.

[Bracci *et al.*, 2018] proposent deux adaptations au moment du recalage fin. Dans le cas où de nombreux plans parallèles sont présents dans la scène et constituent les uniques zones de recouvrement (par exemple, les toits et le sol dans des données aériennes), alors le recalage optimal peut être faussé par de petites rotations et translations résiduelles qui agissent dans la direction de ces plans. [Bracci *et al.*, 2018] suggèrent alors de limiter l'ICP aux contours de toits et de bâtiments, résultats d'une segmentation par croissance de région par exemple. Pour le second cas de figure, relatif au recalage fin de données potentiellement bruitées et présentant d'importantes variations de densité, un **lissage des données au niveau des surfaces communes** est entrepris.

L'approche de [Boström *et al.*, 2008] consiste à utiliser une **pondération des paires de points communs**. Les poids calculés interviennent à deux reprises dans le processus itératif de l'ICP : la sélection des paires de points communs, ainsi que le calcul de minimisation pour la détermination de la transformation, sont tous deux guidés par les poids établis. Pour une paire de points donnée, chaque nuage possédant son propre modèle d'erreurs, une valeur moyenne des poids est utilisée.

Une version pondérée de l'algorithme ICPP (*Iterative Closest Projected Point*) évoqué précédemment est utilisée dans [Al-Durgham et Habib, 2013] pour procéder au recalage de données laser hétérogènes (terrestres et aériennes) dont l'alignement initial est connu par géoréférencement.

Les idées qui ressortent de cette rapide analyse bibliographique sont donc :

- la restriction d'application de l'algorithme ICP à des **zones stables** ou invariantes.
- le **filtrage** ou le rééchantillonnage au niveau des zones de recouvrement en amont de l'ICP.
- la **pondération** des points des nuages selon un critère d'incertitude, utile à la fois pour l'estimation des distances entre points, ainsi que lors du calcul de minimisation.

Les auteurs de [Bracci *et al.*, 2018] suggèrent également que l'ajout d'informations sémantiques dans les nuages de points pourraient aider l'algorithme ICP. Ainsi, les mises en correspondance entre points seraient facilitées en limitant les recherches aux classes d'objets identiques.

Stratégie envisagée L'état de l'art réalisé a permis de faire ressortir que de nombreuses implémentations de l'ICP existent, variant indépendamment au niveau de l'une ou l'autre étape du processus itératif. L'idée retenue pour traiter le recalage fin de données multi-sources est de considérer, pour chaque étape de l'algorithme, une variante la mieux adaptée à la problématique d'hétérogénéité des données. Par analogie, dans les travaux de [Glira *et al.*, 2015], une combinaison de variantes optimisée pour le recalage fin de données aériennes est présentée. Ainsi, chaque étape de traitement est modifiée en fonction des caractéristiques des jeux de données en présence. Les étapes et variantes suivantes ont été proposées :

Etape 1 : Lorsque les nuages de points à recaler couvrent des **surfaces d'étendues variables**, il convient dans un premier temps de **déterminer la zone de recouvrement** entre les deux entités. L'espace est à cet effet **partitionné en une grille de voxels** (Figure 6.4), et les voxels contenant des points provenant des deux nuages sont conservés avec les points qu'ils contiennent, tandis que les autres sont éliminés. Les points restants à l'issue de cette étape forment la zone de recouvrement, dans laquelle les correspondances vont être recherchées. Cette étape vise non seulement à améliorer la rapidité de la méthode, mais aussi sa robustesse.

Etape 2 : Dans la zone de recouvrement délimitée, si les nuages sont denses et afin d'**éviter les problèmes liés aux différences de densités**, un sous-ensemble de points est sélectionné dans chacun des nuages. Le nombre de points considérés est ainsi diminué de plusieurs millions à quelques milliers. Étant donné que ce sous-ensemble finalement utilisé affecte visiblement la qualité du recalage, les points restants dans l'échantillonnage doivent être représentatifs. Aussi, les méthodes de **rééchantillonnage** *Normal Space Sampling* [Rusinkiewicz et Levoy, 2001] et *Maximum Leverage Sampling* [Glira *et al.*, 2015] ont été retenues.

Etape 3 : La **mise en correspondance** est effectuée par une simple recherche des **plus proches voisins**, la stratégie d'optimisation de la recherche à l'aide d'un *kd-tree* étant implémentée dans l'environnement de développement utilisé, à savoir Matlab (MathWorks).

Etape 4 : Lorsque les *données d'origine sont bruitées*, la présence d'appariements faux suite à la recherche des plus proches voisins n'est pas à exclure. Le **rejet des paires de points aberrantes** est entrepris sur la base des distances entre points appariés : les paires pour lesquelles la distance est supérieure à un seuil (moyenne de l'ensemble des distances, plus ou moins trois fois l'écart-type) sont ainsi exclues. Néanmoins, cette étape de filtrage pourrait être guidée par une **pondération**, définie au préalable et aidant ici à discriminer les paires de points les plus affectées par le bruit de mesure.

Etape 5 : La dernière étape consiste en l'**estimation des paramètres**, pour laquelle le critère à minimiser a été défini comme la somme des distances au carré entre les entités appariées. Des points communs ayant été utilisés, la métrique **point-à-point** est appliquée. La solution analytique de [Arun *et al.*, 1987] utilisant la décomposition en valeurs singulières a été retenue, permettant de s'affranchir d'un calcul itératif de minimisation. La **pondération** éventuelle n'est possible dans ce cas que pour les paires de points, tel que décrit dans [Boström *et al.*, 2008]. Par cohérence avec la pondération établie dans le recalage grossier préalable, son maintien lors de cette dernière étape est souhaitable dans le cas de données hétérogènes.

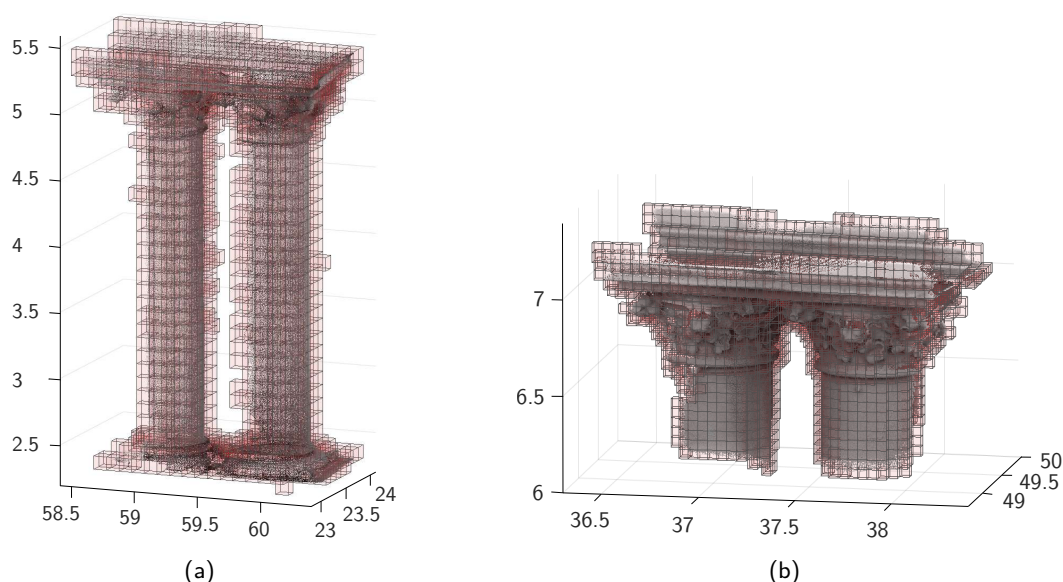


Figure 6.4 - Principe de subdivision d'un nuage de points selon une grille de voxels. (a) Nuage de points de colonnes jumelées, taille de voxel de 10 cm, et (b) détail d'un chapiteau, taille de voxel de 5 cm. *Unité des axes : mètre.*

Chaque étape de ce processus a été implémentée et testée individuellement, à l'exception d'une pondération appropriée et d'une minimisation globale. Une chaîne de traitement complète et opérationnelle pour le recalage fin *de plusieurs nuages de points simultanément* n'est donc à ce jour pas disponible. Cette approche peut pour autant être reprise de la littérature, à l'image de la version pondérée de l'algorithme ICP, utilisée dans [Al-Durgham et Habib, 2013] pour procéder au recalage de nuages de points laser hétérogènes. Aussi, les efforts de développement ont davantage été concentrés sur le *recalage global grossier* (Chapitre 4), ainsi que sur l'introduction d'estimateurs robustes, travaux auxquels est consacrée la suite de ce dernier chapitre.

6.2 Gestion de la présence de fautes

Prendre en compte des données hétérogènes, provenant éventuellement de capteurs *low-cost*, augmente le risque d'observer un **bruit de mesure** remarquable et éventuellement la présence de **fautes** au sein des jeux de données utilisés. Dans le cadre du recalage de données hétérogènes, les observations mises en œuvre en entrée du processus d'estimation sont les coordonnées de points communs entre nuages de points. Afin de ne pas altérer l'efficacité du recalage de ces données en présence d'observations aberrantes, il convient d'adapter la méthodologie en faisant en sorte :

- soit d'éliminer ces observations aberrantes du jeu de données,
- soit d'assurer l'estimation de paramètres de transformation non biaisés, c'est-à-dire non affectés par la présence de ces fautes, en apportant de la robustesse au processus.

Quelques notions relatives à l'**estimation robuste** sont résumées pour débiter cette section, avant d'en proposer l'intégration au sein de l'approche de recalage développée plus tôt dans ce manuscrit.

6.2.1 Sources et élimination des données aberrantes

Sources potentielles de la présence de fautes

Les fautes (ou *outliers*) sont des mesures ou observations erronées qui viennent polluer un jeu de données, et entraver le bon déroulement d'une estimation ou d'un ajustement. Leurs sources sont nombreuses. La présence de fautes portant préjudice à l'étape de consolidation peut s'expliquer en observant soit les données utilisées, soit la méthode de recalage retenue.

Liées aux données brutes Les erreurs grossières imputables au jeu de données lui-même mettent avant tout en cause la qualité des acquisitions effectuées, c'est-à-dire la **qualité des mesures de distance** fournies par l'instrument. Ces mesures peuvent être plus ou moins entachées d'un **bruit de mesure** inhérent à la technologie propre à l'instrument. Des incohérences ponctuelles d'estimation des distances liées à l'environnement ou à la surface observée peuvent également apparaître. Ces phénomènes ont été étudiés plus en détails et mis en avant pour quelques instruments en particulier dans le Chapitre 2.

L'ordre de grandeur du bruit de mesure en fait une source d'erreur dont l'influence se ressent essentiellement lors du recalage *fin* de données. En effet, le recalage *fin* mis en place sur la base d'algorithmes de type ICP, fait appel à un sous-échantillonnage important des points des nuages à recalculer. Le bruit de mesure lié aux données aura *a priori* une influence plus restreinte dans le cas d'un recalage *grossier*, basé sur un nombre réduit d'entités. En particulier, ces imperfections seront plus aisément compensées au moment du recalage, à travers le processus d'estimation.

Liées à la méthode retenue Les sources de fautes impactant de manière plus ou moins importante le recalage *grossier* peuvent provenir de différentes étapes, en fonction de la méthodologie employée. Lorsque des cibles artificielles ont été placées dans la scène à numériser, le scénario le plus courant menant à la présence de fautes est lié au **déplacement involontaire de ces cibles**

entre deux stations de numérisation successives. Dans ce cas, les coordonnées des cibles déplacées sont localement modifiées par rapport aux autres cibles présentes, menant à de potentiels appariements aberrants. Dans l'hypothèse moins fréquente où les points de jonction sont sélectionnés manuellement par l'utilisateur, d'éventuelles erreurs de pointé sont à redouter.

Le problème lié à la phase d'appariement des entités communes n'est pas imputable qu'à la méthode faisant appel à des cibles artificielles. Des cibles naturelles, telles que des plans ou des cylindres, peuvent être parfois correctement détectées dans les nuages, mais *mal appariées* entre les nuages présentant des zones de recouvrement communes. Tel est également le cas lors de l'utilisation de points d'intérêt 3D : outre leur détection, pouvant être détériorée par la qualité et la densité du nuage de points, ici encore la mise en commun des descripteurs caractéristiques est susceptible de conduire à la formation de paires aberrantes. Ceci se traduit par l'apparition de fautes notables dans les listes de points communs qui établissent la jonction entre deux nuages adjacents.

Stratégies de détection et d'élimination des fautes

Dans le cadre de l'ajustement de modèles ou de l'estimation de paramètres à partir de jeux de données pollués par des fautes, une première stratégie envisageable consiste à localiser et isoler ces fautes. Après avoir identifié les données aberrantes, une décision est prise quant à leur élimination, avant d'entreprendre une nouvelle estimation sur la base des observations restantes. À ce titre, des pistes de détection des erreurs grossières ont d'ores et déjà été évoquées à travers le Chapitre 5 :

- l'observation des résidus calculés par rapport à une valeur *médiane* plutôt que moyenne a été abordée dans la sous-section 5.2.2, permettant de mieux isoler l'influence de potentielles fautes
- l'observation des *résidus normés* w_i (introduits dans la sous-section 5.3.3) à la place des résidus originaux v_i , qui offrent une analyse des erreurs résiduelles propres aux observations indépendamment de leur pondération d'origine.

Règle des « 3σ » modifiée Une mesure courante visant à apprécier rapidement si une observation est correcte ou potentiellement erronée s'appuie sur la règle dite des 3σ . Selon cette règle, une observation est considérée comme suivant la distribution normale si sa distance à la valeur la plus probable (généralement choisie comme étant la moyenne) est inférieure à trois fois la valeur de l'écart-type σ . À l'inverse, si l'écart à la moyenne est supérieur à 3σ , alors l'observation en question est considérée suspecte et peut être retirée du jeu de données. Néanmoins en présence de fautes, les valeurs de la moyenne et de l'écart-type du jeu de données sont influencées par ces fautes et perdent ainsi en représentativité, si bien que cette règle ne permet pas systématiquement de détecter les données aberrantes.

Pour ces raisons, la règle des 3σ peut être modifiée et rendue robuste [Maronna *et al.*, 2006] en faisant intervenir la médiane des données et le σ_{MAD} comme critère de dispersion robuste [Hampel, 1974], critère introduit dans le chapitre précédent (équation 5.1, sous-section 5.2.2).

Pour rappel, le MAD représente l'écart absolu médian (ou *Median Absolute Deviation*), et est utile à la fois en vue d'écarter de potentielles fautes, mais également pour la mise à l'échelle des M-estimateurs, comme expliqué plus loin. Appliquer la règle des 3σ modifiée permet de rapidement filtrer une observation l_i , qui sera considérée aberrante malgré la présence d'autres fautes dans le jeu de données si $|l_i - \text{med}(\mathbf{l})| > 3\sigma_{\text{MAD}}$. Aussi, en dépit de l'intégration de méthodes d'estimation robustes à proprement parler, la détection de fautes s'avère également plus efficace en appliquant des concepts robustes.

Limites de l'élimination des fautes La détection de données erronées est intéressante dans la mesure où elle permet à l'utilisateur d'interagir avec les données, et de porter dessus un regard critique. Néanmoins, elle impose une analyse potentiellement chronophage, qui de surcroît n'assure pas le filtrage systématique de l'intégralité des fautes. Éliminer des données sur la base de ces tests comporte également le risque de supprimer des données utiles.

Une approche plus appropriée consiste à diminuer l'influence des observations aberrantes à l'intérieur même du processus d'estimation. Ainsi, la cohérence du calcul est assurée en dépit de la présence de fautes non supprimées dans les données, aboutissant à l'estimation de paramètres non biaisés grâce à une approche discriminante sur les observations. À cet effet, l'introduction de méthodes d'estimation robustes à l'image de celles présentées dans la suite de cette section sont nécessaires. Les outils introduits précédemment en vue de faire ressortir les données aberrantes restent applicables par la suite.

6.2.2 Notions générales sur l'estimation robuste

L'objectif général d'une méthode d'estimation, quel que soit son domaine d'application, est de faire correspondre un modèle à un ensemble d'observations ou de réalisations d'une mesure. Comme soulevé dans le paragraphe précédent, ces observations sont souvent sujettes à la présence de bruit de mesure et de fautes. Pour une méthode d'estimation, la notion de **robustesse** traduit sa capacité à déterminer les **paramètres recherchés les plus probables** malgré la présence de fautes, en limitant l'influence de ces dernières. Afin d'atteindre des résultats non biaisés en présence de données aberrantes, des méthodes d'estimation robustes ont été introduites d'un point de vue théorique dans le domaine des statistiques, mais aussi par les communautés de la robotique et de la vision par ordinateur.

Principe

En l'absence d'observations aberrantes, la distribution des erreurs résiduelles sur les observations (ou résidus v_i), notée $\Phi(v_i)$, suit une loi normale centrée. On peut alors écrire $\Phi(v_i) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$. En revanche, les fautes qui sont susceptibles d'entacher les jeux de données réelles introduisent une dispersion différente. Dans ce cas, une proportion $(1 - \epsilon)$ des observations possède une loi d'erreur normale, tandis qu'une proportion ϵ répond à un mécanisme non maîtrisé, de distribution inconnue et quelconque H . Aussi, la distribution de l'ensemble des erreurs résiduelles, pour un jeu de données réelles, sera modélisée par une loi d'erreur composée, de la forme :

$$F(v_i) = (1 - \epsilon) \Phi(v_i) + \epsilon H(v_i)$$

où ϵ donne la probabilité d'apparition des erreurs grossières.

La plupart des méthodes d'estimation sont capables de gérer la présence d'un bruit de mesure gaussien, permettant dans ce cas d'appréhender les résultats optimaux de l'estimation. En revanche, certaines méthodes d'estimation courantes, à l'image des moindres carrés dits *ordinaires* introduits dans le Chapitre 4, sont sensibles à la présence de fautes au sein des données. Lorsque les erreurs suivent une distribution non-gaussienne, et en particulier en présence d'erreurs grossières, les résultats fournis par les moindres carrés ordinaires sont susceptibles d'être fortement biaisés. Des alternatives à cet estimateur courant sont alors nécessaires, apportées par des procédés d'estimation dits *robustes*. La mise en place de la robustesse au sein d'une méthode d'estimation peut se manifester de différentes manières, comme exposé dans les deux paragraphes qui suivent.

Méthodes robustes basées sur un sous-ensemble de données Certaines approches heuristiques passent par le test d'un certain nombre de configurations possibles pouvant mener à la solution. Ces configurations sont composées de sous-ensembles aléatoires des observations en présence, éventuellement complétés au fur et à mesure par des observations jugées correctes. La configuration ayant produit les paramètres qui induisent les erreurs résiduelles les plus faibles est finalement choisie, livrant les paramètres les plus favorables au regard d'une solution robuste. Deux méthodes empruntées à la vision par ordinateur et largement répandues dans la littérature peuvent être citées à ce titre :

- le **paradigme de RANSAC**, introduit par [Fischler et Bolles, 1981], qui permet l'ajustement de modèles selon un principe **d'hypothèses et de tests**. Bien que l'illustration la plus explicite de cet algorithme soit l'ajustement d'une droite au sein d'un nuage de points 2D, son principe général est transposable à davantage de problématiques. Citons entre autres l'ajustement de primitives géométriques dans des données tridimensionnelles [Schnabel *et al.*, 2007], ou encore l'appariement d'entités communes tel qu'évoqué dans le Chapitre 4 (sous-section 4.2.2).
- la **transformée de Hough**, initialement proposée par [Hough, 1962], qui répond à un **principe de vote**. À l'origine dédiée à la détection de lignes dans le cadre du traitement d'images, cette approche a par la suite été généralisée à la reconnaissance de formes dans les images ainsi qu'à la recherche de paramètres de transformation. Quel que soit l'objectif recherché, c'est le jeu de paramètres qui possède le score le plus élevé à l'issue du processus qui est retenu comme solution la plus favorable.

Estimateurs robustes À l'inverse des approches mentionnées précédemment, les outils statistiques que sont les estimateurs robustes prennent en compte l'intégralité des données disponibles, avant d'écarter du modèle les données aberrantes au fil de l'estimation. Ce procédé passe par la **discrimination des fautes potentielles** selon certains critères, afin de limiter leur poids dans l'estimation des paramètres. Plusieurs catégories d'estimateurs permettent de mettre en œuvre la statistique robuste, parmi lesquels les M-estimateurs retenus ici.

Les **M-estimateurs** ont été introduits par P. J. Huber dans les années 1960 [Huber, 1964]. Ils constituent une généralisation des approches basées sur le **maximum de vraisemblance**, ce qui justifie leur similitude avec les moindres carrés ordinaires. Pour ces raisons, ils figurent parmi les estimateurs robustes les plus répandus pour résoudre les problèmes d'ajustement au sein de réseaux de points. Le principe général de mise en œuvre des M-estimateurs est brièvement décrit dans le paragraphe qui suit, et davantage de détails à ce propos peuvent être trouvés dans l'ouvrage [Huber, 1981].

Mise en œuvre des M-estimateurs

Les M-estimateurs s'appuient sur la **minimisation d'une fonction de coût** C définie comme étant la somme de fonctions des résidus, elles-mêmes choisies de manière à pénaliser au mieux les résidus les plus importants :

$$C(v_i) = \sum_i \rho(v_i) \rightarrow \min. \quad (6.1)$$

où ρ est une fonction **paire et continue**, strictement croissante sur l'intervalle $[0 ; +\infty[$ et telle que $\rho(0) = 0$. La fonction ρ est appelée **fonction de potentiel**, et représente les écarts induits par les équations d'observations du modèle fonctionnel, par rapport aux résultats optimaux de l'estimation. À ce titre, ρ dépend des résidus v_i . La fonction de potentiel ρ est **propre au M-estimateur** auquel elle est associée. Le choix de cette fonction conditionne la qualité et l'aboutissement de l'estimation : le défi à relever lors de sa définition consiste à trouver le bon équilibre entre la robustesse de l'estimateur en présence de fautes, et son efficacité. À cet effet, un grand nombre de fonctions de potentiel ont été proposées dans la littérature. Quelques M-estimateurs courants et leurs fonctions de potentiel associées sont présentés dans l'article de [Zhang, 1997].

La similitude entre l'expression précédente 6.1 et le critère des moindres carrés 4.9 introduit dans le Chapitre 4 (Sous-section 4.1.3) est à relever. L'estimateur des moindres carrés ordinaires est en effet un M-estimateur particulier, non robuste, défini dans le cas où $\rho(v) = v^2$. Les M-estimateurs robustes visent alors à réduire la sensibilité de ce dernier par rapport aux fautes en remplaçant la somme des résidus au carré par une fonction de potentiel, de manière à rendre plus robuste le critère à minimiser.

Fonction d'influence L'analyse du comportement d'une fonction de potentiel ρ revient à considérer sa dérivée première par rapport aux résidus [Hampel *et al.*, 1986], nommée **fonction d'influence** ψ et telle que :

$$\psi(v_i) = \frac{\partial \rho(v_i)}{\partial v_i} \quad (6.2)$$

La fonction d'influence permet de décrire dans quelle mesure une variation au niveau des observations affecte le résultat de l'estimation. Une condition à la robustesse de l'estimateur repose

sur la nécessité que cette fonction d'influence soit **bornée** : de ce fait, une erreur grossière n'aura qu'une influence limitée sur le résultat de l'estimation. La fonction $\psi(v_i)$, fonction des résidus, sert ainsi à mesurer l'**effet d'une donnée aberrante sur le résultat** de l'estimation.

Dans le cas des moindres carrés ordinaires, la fonction d'influence s'écrit $\psi(v_i) = 2v_i$, elle n'est donc pas bornée. En d'autres termes, l'influence exercée par une observation sur le résultat augmente de manière linéaire avec la taille de l'erreur (les données aberrantes possédant des résidus v_i élevés), ce qui confirme la non-robustesse de l'estimateur des moindres carrés ordinaires.

Estimation de l'échelle L'estimateur associé aux moindres carrés ordinaires est invariant aux changements d'échelle, c'est-à-dire aux unités utilisées pour qualifier les observations par exemple. Tel n'est pas le cas de la plupart des M-estimateurs, qu'il est nécessaire de rendre **invariants à l'échelle**. Ceci passe par l'estimation d'un critère d'échelle relatif à la dispersion des résidus. En présence de fautes, la variante robuste de l'écart-type est à privilégier afin d'évaluer la dispersion des résidus, à savoir le σ_{MAD} . L'utilisation du σ_{MAD} comme estimateur de l'échelle dans le cas des M-estimateurs est retenue par [Huber, 1981].

Détermination des poids En vue de discriminer plus ou moins certaines observations en fonction de leurs résidus, et de **limiter ainsi la participation des données aberrantes** lors de l'estimation, des poids sont attribués aux observations. Indépendants du modèle stochastique *a priori*, ces poids sont fonctions des résidus évalués sur les observations, et sont donc liés à l'estimation effectuée en amont. Aussi, les poids ω_i sont déterminés à chaque nouvelle itération du processus d'estimation, selon la formule :

$$\omega(v_i) = \begin{cases} \frac{\psi(v_i)}{v_i}, & \text{si } v_i \neq 0 \\ \lim_{v_i \rightarrow 0} \frac{\psi(v_i)}{v_i} = \psi'(0), & \text{si } v_i = 0. \end{cases} \quad (6.3)$$

La fonction de poids est paire et non-négative, et doit posséder la propriété d'être **strictement décroissante** sur l'intervalle $[0; +\infty[$ afin d'assurer la robustesse de l'estimateur. Dans la pratique, du fait de la non-invariance des M-estimateurs aux changements d'échelle, les poids sont calculés en **normalisant les résidus** v_i par le facteur σ_{MAD} en amont, ce qui revient à procéder à un simple changement de variable. Les résidus mis à l'échelle s'écrivent alors $\tilde{v}_i = v_i/\sigma_{MAD}$.

Les poids ω_i sont consignés dans une matrice Ω , de telle sorte que les éléments du vecteur se situent sur la diagonale de cette matrice, soit $\Omega = \text{diag}(\omega_i)$.

Processus itératif Les problèmes d'optimisation induits par l'estimation robuste et les modèles de bruit pris en compte par celle-ci sont généralement non-linéaires, si bien qu'une solution directe à l'estimation n'est la plupart du temps pas envisageable. Les méthodes d'estimation robuste mettant en œuvre les M-estimateurs trouvent une solution à travers des processus itératifs, au cours desquels les poids à attribuer aux observations sont redéfinis à chaque nouvelle itération.

Le schéma couramment appliqué est le suivant :

1. Initialisation de la matrice des poids Ω comme matrice identité, et **première estimation des paramètres** à l'aide des moindres carrés ordinaires.
2. Calcul des **résidus** v_i à l'issue de l'estimation précédente, ainsi que du critère d'échelle σ_{MAD} .
3. Construction de la nouvelle **matrice des poids** Ω sur la base de ces résidus v_i (équation 6.3).
4. Nouvelle estimation au sens des moindres carrés¹, mais avec introduction des poids propres à la statistique robuste afin de réduire l'influence des données aberrantes².
5. Répétition des étapes 2, 3 et 4 jusqu'à atteindre un **critère d'arrêt** prédéfini, relatif au taux d'évolution des résidus par exemple.

Ce principe algorithmique est connu sous le nom de **moindres carrés pondérés itératifs** (en anglais *IRLS*, pour *Iterative Re-weighted Least Squares*) [Holland et Welsch, 1977]. Notons que l'optimisation semi-quadratique, non abordée ici, constitue une autre approche en vue d'apporter une solution aux M-estimateurs.

Propriétés d'un estimateur robuste

Point de rupture La proportion de données aberrantes au sein d'un jeu d'observations représente un certain pourcentage de l'ensemble de ces observations. Le **point de rupture** d'un estimateur traduit le **pourcentage de fautes acceptable** (maximal) pour l'obtention de résultats non impactés par la présence de ces fautes [Donoho et Huber, 1983]. Aussi, plus le point de rupture de l'estimateur est élevé, plus cet estimateur est capable de fournir des résultats corrects malgré la présence importante de fautes dans les données. Néanmoins, à l'approche du point de rupture, les résultats perdent en fiabilité.

Efficacité relative L'efficacité relative d'un estimateur est déterminée par rapport à un estimateur de référence, défini comme étant le plus optimal pour l'estimation considérée. L'efficacité relative est calculée grâce au quotient des variances respectives de l'estimateur de référence et de l'estimateur en question. En effet, la variance associée à l'estimateur ne doit pas augmenter après l'introduction du critère de robustesse. L'efficacité relative d'un estimateur robuste doit être aussi élevée que possible.

Exemples d'application des estimateurs robustes pour le recalage

Pour gérer la présence de fautes dans les jeux d'entités communes aux nuages de points, ou encore d'erreurs liées aux méthodes d'appariement, les approches robustes évoquées peuvent être adaptées à l'estimation des paramètres de transformation. Dans la littérature principalement

1. Selon la résolution matricielle 4.24 établie au Chapitre 4, Sous-section 4.3.3, pour l'approche généralisée des moindres carrés.

2. La matrice Ω est introduite dans l'expression 4.25 de la matrice des poids équivalente, tel que décrit dans le Chapitre 4, Sous-section 4.3.3, pour l'approche généralisée des moindres carrés

liée au domaine de la robotique mobile, les exemples d'intégration d'estimation robuste dans le contexte du recalage de nuages de points ne manquent pas. Dans ce cas, ils sont essentiellement appliqués à l'algorithme de recalage fin ICP, suffisant au recalage de données mobiles pré-alignées.

Citons par exemple l'article de [Babin *et al.*, 2018], qui propose une comparaison de plusieurs estimateurs robustes (majoritairement des M-estimateurs), employés dans le cadre d'un algorithme de recalage de type ICP. Une analyse de l'influence des différents paramètres impliqués dans la mise en place des solutions robustes est exposée, ainsi que des observations relatives aux précisions atteintes. Il en ressort des performances similaires pour l'ensemble des solutions robustes testées, bien que certaines d'entre elles nécessitent un paramétrage adapté, au risque de fournir des résultats dégradés. De façon analogue, [Bergström et Edlund, 2014] établit une comparaison de trois M-estimateurs appliqués à l'algorithme ICP. Cependant, les algorithmes implémentés ne sont testés que sur des données simulées dans ce dernier exemple. L'objectif dans la sous-section suivante est d'**appliquer un M-estimateur, choisi pour ses particularités, à l'algorithme de recalage global de nuages de points décrit dans le Chapitre 4.**

6.2.3 Introduction de l'estimation robuste dans l'approche développée

Afin d'assurer l'estimation de paramètres de transformation optimaux dans l'approche de recalage global développée, et ce en dépit de la présence de fautes dans les observations, deux M-estimateurs ont été choisis afin de rendre l'algorithme actuel robuste. Les problématiques relatives à leur intégration au sein de l'algorithme sont détaillées dans cette sous-section.

Choix des estimateurs

Norme L_1 - L_2 Le premier estimateur retenu est une généralisation de l'estimateur basé sur la norme L_1 , pour lequel $\rho(v) = |v|$. La norme L_1 produit bien un estimateur robuste, dans la mesure où la fonction d'influence associée est bornée³. Cependant, la fonction de potentiel de la norme L_1 présente l'inconvénient de ne pas être dérivable en 0. Pour résoudre ce problème de non-dérivabilité, un lissage en vue de **régulariser la norme L_1 autour de 0** est nécessaire. La littérature fait état de quelques estimateurs développés dans ce sens, connus sous le nom de norme L_1 généralisée ou norme L_1 - L_2 . Aussi, plusieurs expressions de la fonction de potentiel associée peuvent être rencontrées [Charbonnier *et al.*, 1994] [Zhang, 1997], produisant des effets similaires, et l'écriture qui en est retenue ici est la suivante :

$$\rho(v_i) = \sqrt{1 + v_i^2} - 1 \quad (6.4)$$

Les fonctions de potentiel, d'influence et de poids pour l'estimateur L_1 - L_2 sont visibles sur la Figure 6.5.

3. Il s'agit de la fonction signe, non définie en 0, et qui prend les valeurs -1 ou +1 en fonction du signe de la variable.

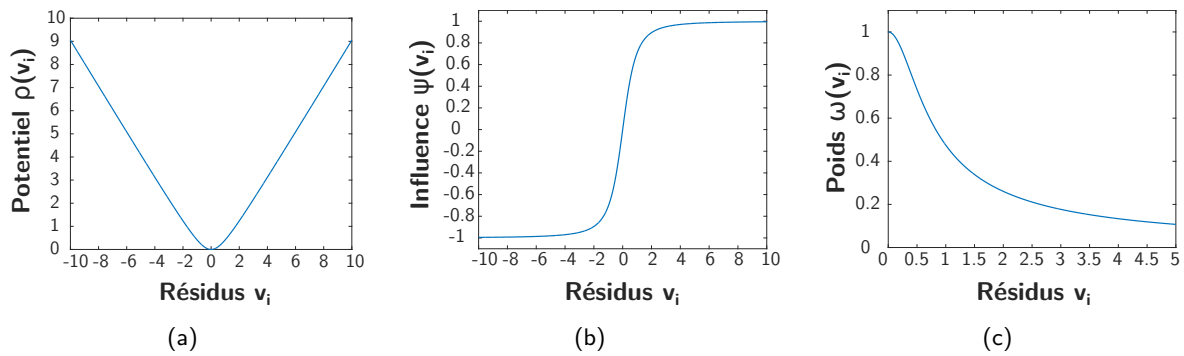


Figure 6.5 - Représentations graphiques des fonctions de potentiel ρ (a), d'influence ψ (b) et de poids ω (c) pour le M-estimateur L_1 - L_2 .

La norme L_1 , et par extension l'estimateur L_1 - L_2 , fournissent de bonnes approximations avec un biais réduit : bien que non entièrement écartée, l'influence des systématismes et des plus grosses erreurs est réduite par ces estimateurs. Aussi, cette approche est intéressante car elle livre des valeurs de départ fiables (notamment en matière de résidus v_i et d'échelle σ_{MAD}) en vue d'appliquer une seconde estimation basée sur un processus itératif. La connaissance de ces valeurs initiales est un aspect non négligeable, afin d'assurer la convergence vers un résultat unique du second estimateur implémenté et introduit dans le paragraphe suivant.

Famille exponentielle lissée Pour faire suite à la première estimation issue de la norme L_1 - L_2 , et afin d'affiner davantage les paramètres inconnus recherchés, la famille de fonctions dite **famille exponentielle lissée** a été retenue. Introduit par [Tarel *et al.*, 2002] et repris par [Ieng *et al.*, 2004], l'avantage de cet estimateur est de pouvoir prendre en considération **différents modèles de bruit** à travers l'introduction d'un paramètre α variable dans la fonction de potentiel associée :

$$\rho_\alpha(v_i) = \frac{1}{\alpha} \left((1 + v_i^2)^\alpha - 1 \right) \quad (6.5)$$

L'évolution du paramètre α permet d'effectuer la transition entre les différents modèles de bruit, dont les lois sont représentées sur la Figure 6.6a. Ainsi le paramètre α contrôle la forme de la distribution⁴. Les itérations débutent généralement avec $\alpha = 1$ (loi gaussienne), puis la valeur du paramètre α décroît jusqu'à convergence de l'algorithme. [Ieng *et al.*, 2004] formule d'autres avantages de cette approche, expliquant en outre que la probabilité de faire ressortir d'importantes fautes augmente lorsque la valeur de α diminue.

Prise en compte de la pondération dans l'estimation robuste

La problématique à considérer, en vue de rendre robuste l'algorithme de recalage global développé, repose sur la prise en compte d'une **double pondération** dans le processus d'estimation :

4. On retrouve notamment l'estimateur des moindres carrés ordinaires pour $\alpha = 1$, ou le M-estimateur de Geman & McClure lorsque $\alpha = -1$.

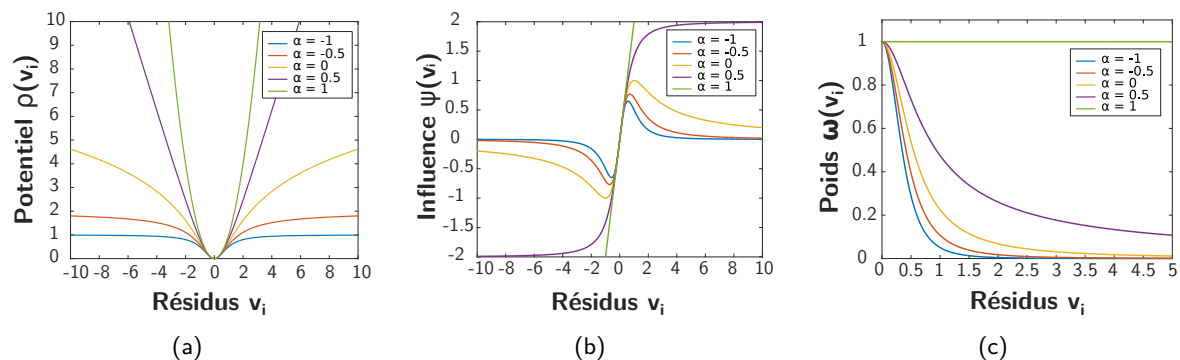


Figure 6.6 - Représentations graphiques des fonctions de potentiel ρ (a), d'influence ψ (b) et de poids ω (c) pour la famille exponentielle lissée, pour différentes valeurs du paramètre α .

- d'une part, la pondération **liée à l'estimateur robuste implémenté**, et visant à discriminer plus ou moins les observations. Celle-ci est portée par la matrice Ω , et redéfinie à chaque nouvelle itération.
- d'autre part, la pondération initiale des observations **liée au modèle stochastique**, et permettant de qualifier la précision *a priori* des observations à travers une matrice de poids P .

Au-delà des poids introduits par le formalisme robuste à travers la matrice Ω , il serait en effet intéressant de ne pas exclure la possibilité de pondérer individuellement les données selon leur provenance, à l'aide de la matrice des poids P .

Modification des résidus v_i La matrice de poids P liée au modèle stochastique n'évolue pas au cours des itérations, à l'inverse des poids propres aux estimateurs robustes. En outre, P est une matrice symétrique définie positive, elle peut donc être décomposée en appliquant une **factorisation de Cholesky** [Golub et Van Loan, 2013] :

$$P = LL^T$$

où L est une matrice triangulaire inférieure.

L'objectif est d'introduire les deux matrices de pondération dans le critère à minimiser, aussi le critère initial d'expression matricielle $v^T P v$ est dans ce cas réécrit en vue d'introduire la matrice robuste Ω :

$$v^T L \Omega L^T v \longrightarrow \min. \tag{6.6}$$

Il est alors nécessaire de ré-exprimer les résidus v_i initiaux, en effectuant le changement de variable suivant :

$$v'_i = L^T v_i$$

De ce fait, les nouveaux résidus v'_i intègrent la pondération initiale des observations. Le critère initial à minimiser, donné sous forme matricielle par l'expression $v^T P v$, peut dans ce cas être réécrit pour faire ressortir le critère de robustesse, et ainsi devenir :

$$v'^T \Omega v' \longrightarrow \min. \quad \text{ou} \quad \sum_{i=1}^n \omega_i v_i'^2 \longrightarrow \min. \quad (6.7)$$

Le critère à minimiser ainsi formulé prend bien en compte les deux types de pondération : celle apportant la robustesse à l'estimation (matrice Ω), ainsi que celle liée à la qualité des données à travers les résidus modifiés v'_i .

Observation relative aux résidus normés Les travaux de [Wicki, 2001] constituent une piste à retenir en vue d'accélérer la convergence de l'algorithme tel qu'il a été décrit dans cette section. [Wicki, 2001] introduit un estimateur nommé BIBER (pour *Bounded Influence By standardizEd Residuals*), qui est en réalité une réécriture du M-estimateur de Huber du point de vue des fonctions de potentiel et d'influence. En revanche, les résidus normés sont utilisés en lieu et place des résidus v_i , si bien que les erreurs grossières sont écartées plus rapidement de l'estimation. Cette approche semble d'autant plus intéressante à considérer lorsqu'une pondération initiale des observations est envisagée, les résidus normés permettant de s'affranchir de cette pondération dans l'estimation des erreurs résiduelles.

Implémentation

Les deux M-estimateurs retenus sont implémentés successivement dans l'algorithme final. Comme évoqué précédemment, l'estimateur des moindres carrés ordinaires fournit une estimation initiale, et en particulier un premier vecteur des résidus, nécessaire au calcul des poids propres à l'estimateur L_1 - L_2 . Ensuite, l'estimateur de la famille exponentielle lissée récupère les résultats issus de l'estimation en norme L_1 - L_2 , à savoir de nouveaux résidus ainsi que le critère d'échelle σ_{MAD} . Les grandes étapes peuvent être résumées comme suit :

1. Estimation initiale par les moindres carrés ordinaires : détermination d'un vecteur de résidus v_i
2. Changement de variable, tel que $v'_i = L^T v_i$ avec L issue de la factorisation de Cholesky de la matrice des poids P
3. Calcul des poids liés à l'estimateur robuste L_1 - L_2 à partir des résidus v'_i
4. Estimation en norme L_1 - L_2 selon le principe des moindres carrés pondérés itératifs (algorithme *IRLS*), menant à la détermination de nouveaux résidus
5. Calcul des poids liés à l'estimateur robuste de la famille exponentielle lissée à partir des résidus précédents
6. Nouvelle estimation selon le principe de l'algorithme *IRLS*, jusqu'à atteinte du critère de convergence.

Critère d'arrêt L'arrêt des itérations suit la même logique que pour l'algorithme global de recalage, tel que décrit dans le Chapitre 4. Le taux de variation des paramètres compensés est considéré, et son passage sous un seuil τ faible marque l'absence d'évolution des appoints correctifs. La convergence de l'algorithme est ici établie pour une valeur du seuil $\tau = 10^{-6}$.

6.3 Évaluation de l'apport de l'estimation robuste

Les performances des estimateurs robustes, introduits dans l'algorithme de recalage en bloc développé, sont analysées dans cette dernière section. À cet effet, les résultats obtenus en l'absence et en présence d'estimateurs robustes sont confrontés, sur la base d'un jeu de données comportant des fautes.

6.3.1 Premières observations

Jeu de données utilisé

Le jeu de données retenu dans le cadre de ces dernières analyses est le jeu de données B (démambulatoire de l'église Saint-Pierre-le-Jeune), présenté dans le Chapitre 5 et également utilisé plus tôt dans ce chapitre, lors de l'étude de l'impact de la pondération. Afin de mettre à l'épreuve les estimateurs robustes implémentés, les coordonnées de deux points de jonction ont été volontairement modifiées, parmi les ensembles de points communs utilisés pour procéder au recalage. Ceci permet de **simuler la présence de fautes** dans les données initiales.

Le point **f** vu depuis la station **4** a ainsi subi un déplacement linéaire dans l'espace 3D d'environ 1 m, tandis que le point **l** considéré depuis la station **8** a été déplacé d'environ 90 cm. Le lecteur est invité à se rapporter à la Figure 5.1b pour la visualisation de la répartition des stations et des points de jonction. Les fautes introduites ont volontairement été exagérées afin que l'effet produit par l'estimation robuste puisse clairement être identifié, notamment visuellement au niveau des illustrations des résultats, mais aussi à travers l'analyse quantitative proposée. Les ensembles de points ainsi modifiés sont introduits en entrée de l'algorithme agrémenté des deux estimateurs robustes précédemment définis, afin d'estimer en bloc les huit jeux de paramètres nécessaires au recalage global des neuf nuages de points associés.

Convergence de l'algorithme

Avant de débiter des analyses plus approfondies des résultats, un premier aspect à considérer concerne la convergence de la méthode implémentée, l'algorithme étant itératif. Pour ce faire, deux critères sont observés :

- la **somme des résidus au carré**, censée tendre vers une valeur minimale : il s'agit respectivement des critères $v^T P v$ (pour l'estimateur des moindres carrés ordinaires) et $v'^T \Omega v'$ (pour les estimateurs robustes) ;
- le **taux de variation des paramètres estimés**, utilisé comme critère d'arrêt.

6.3. Évaluation de l'apport de l'estimation robuste

En l'occurrence, chaque estimateur implémenté repose sur un processus itératif, aussi ces critères doivent être vérifiés à l'issue de chaque boucle d'itérations. Au regard des estimateurs mis en œuvre, les critères de convergence sont donc observés :

- à l'issue des itérations propres à l'estimateur des moindres carrés ordinaires et à l'estimateur en norme L_1 - L_2 , respectivement.
- pour chaque valeur du paramètre α dans le cas de la famille exponentielle lissée, ce dernier permettant de constituer successivement de nouveaux estimateurs. La convergence doit également être observée au fil de l'évolution de ce paramètre.

Nombre d'itérations et temps de calcul Les résultats de l'estimateur des moindres carrés ont convergé suite à sept itérations, tandis que l'estimateur de la norme L_1 - L_2 a nécessité cinq itérations. Tous deux ont respectivement atteint la convergence en moins d'une seconde.

Pour ce qui est de la famille exponentielle lissée, implémentée en dernier lieu, celle-ci fait intervenir plusieurs estimateurs successifs par variation du paramètre α . Toutes les valeurs de ce paramètre, évoluant de 0,5 à -1 selon un pas de 0,1, ont été parcourues en un peu moins de deux secondes. Le nombre d'itérations pour chaque valeur de α est consigné dans le diagramme de la Figure 6.7. Il en ressort que le nombre d'itérations diminue au cours de l'évolution du paramètre, signe de la convergence du calcul d'estimation.

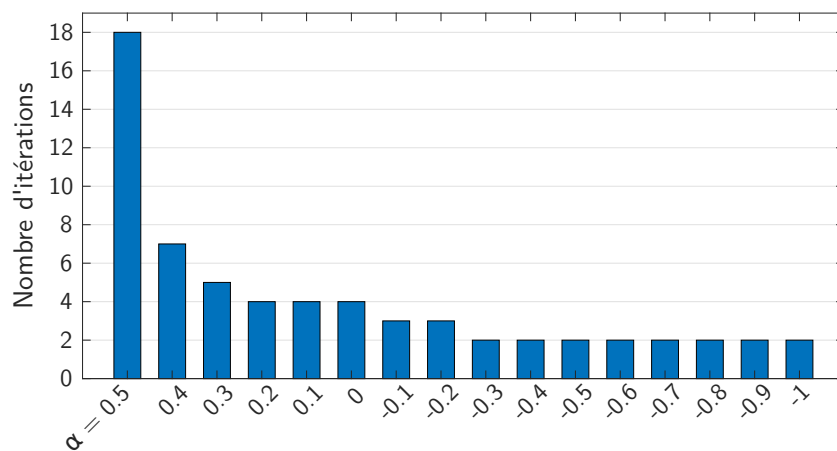


Figure 6.7 - Nombre d'itérations observées pour chaque valeur du paramètre α , lors des estimations successives à l'aide de la famille exponentielle lissée.

Analyse des critères de convergence pour chaque estimateur Les deux critères observés pour chaque estimateur sont finalement représentés sur les graphiques de la Figure 6.8. Dans le cas de la famille exponentielle lissée, seule leur évolution considérant les différentes valeurs successives de α est représentée. Néanmoins, pour chaque valeur du paramètre α , la même tendance générale que celle observée sur ces graphiques est constatée : le critère relatif aux résidus est strictement décroissant, tandis que le taux d'évolution des paramètres tend vers une valeur nulle. Quel que soit l'estimateur considéré, la convergence des calculs est donc vérifiée.

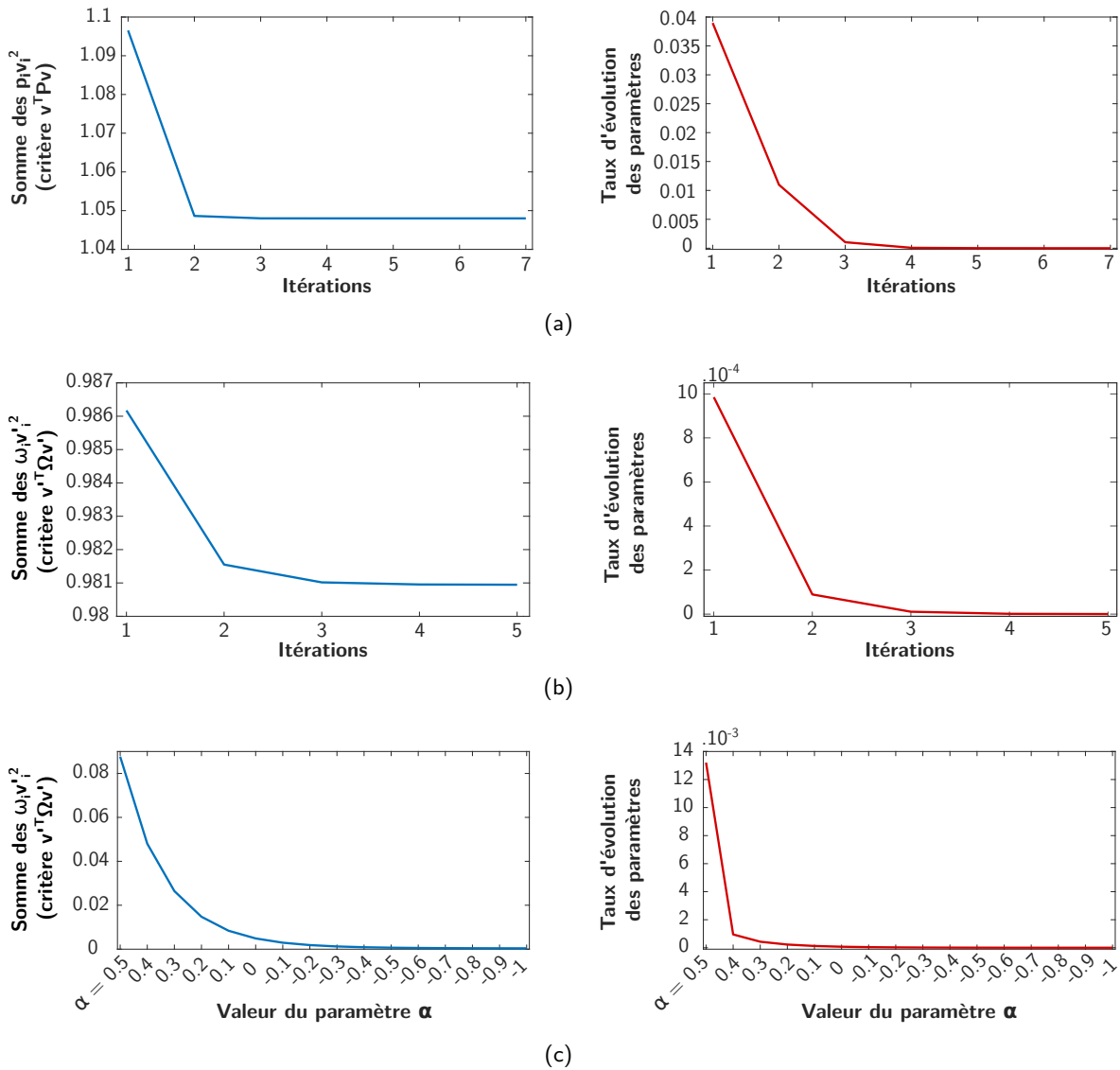


Figure 6.8 - Évolution du critère relatif à la somme des résidus (à gauche) et taux de variation des paramètres estimés (à droite), dans le cas (a) de l'estimateur des moindres carrés ordinaires, (b) de l'estimateur en norme L_1 - L_2 , et (c) de la famille exponentielle lissée, pour chaque valeur du paramètre α .

6.3.2 Analyse qualitative du recalage

L'objectif de cette analyse qualitative est de visualiser concrètement *l'impact de l'estimation robuste sur la qualité du recalage*. Dans cette optique, les points de jonction seuls ainsi que les nuages de points dans leur ensemble sont observés suite au recalage.

Visualisation des points de jonction

Dans un premier temps, la répartition des points de jonction à l'issue du recalage est observée, en présence du seul estimateur des moindres carrés ordinaires d'une part (Figure 6.9a), puis des estimateurs robustes implémentés d'autre part (Figure 6.9b). Dans le premier cas, les points de jonction comportant des fautes peuvent être distingués, car ces fautes sont importantes. Néanmoins, il apparaît que *les positions de certains points de jonction corrects sont affectées par la présence de ces fautes*. En théorie, les coordonnées de ces points non erronés devraient être quasiment identiques à l'issue du recalage, or ceux-ci ne se superposent pas parfaitement sur la Figure 6.9a. L'estimation des paramètres par les moindres carrés ordinaires est donc dégradée du fait des fautes contenues dans les données.

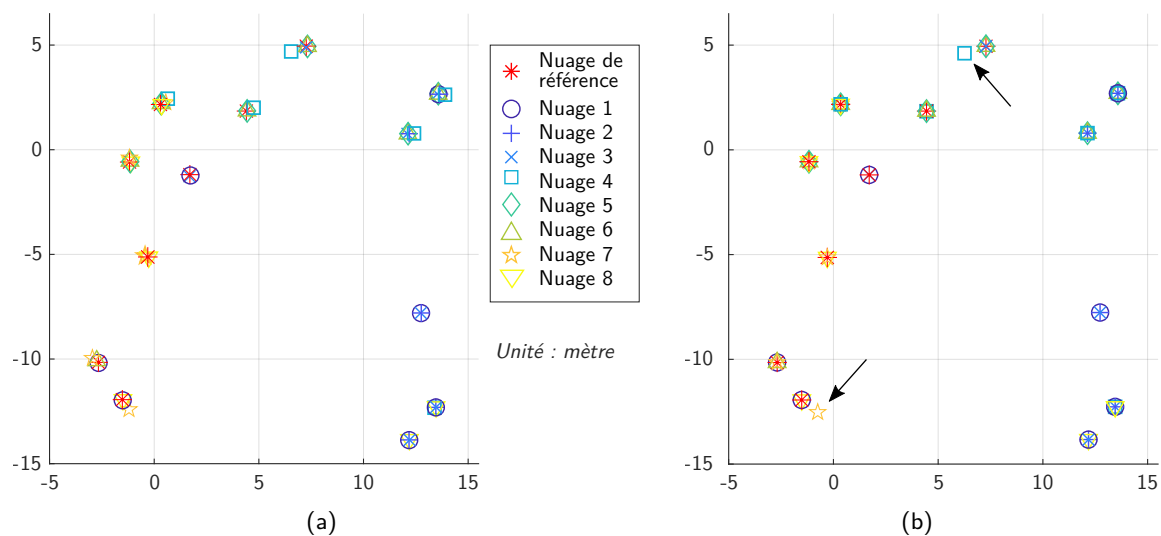


Figure 6.9 - Répartition des points de jonction à l'issue du recalage, lorsque l'estimation est effectuée (a) par les moindres carrés ordinaires, ou (b) en présence des estimateurs robustes implémentés. Les points faux sont signalés par des flèches sur (b).

En présence d'estimateurs robustes dans le calcul, les points faux semblent avoir été correctement identifiés et discriminés. En effet, deux points se détachent visiblement sur la Figure 6.9b, correspondant aux deux fautes insérées dans les données initiales. En revanche, l'ensemble des autres points de jonction se superposent parfaitement. Leurs transformations respectives n'ont donc pas été affectées par la présence des fautes, car les positions des points de jonction non entachés d'erreurs sont celles attendues à l'issue d'un recalage optimal.

Visualisation des nuages de points recalés

Dans un second temps, les résultats du recalage de l'ensemble des nuages de points sont considérés. Les paramètres ont été estimés par les moindres carrés ordinaires (Figure 6.10a) ou à l'aide de la version robuste de l'algorithme (Figure 6.10b). Tandis que sur la première illustration, des défauts de recalage sont nettement visibles, les résultats fournis par l'algorithme robuste (sur la seconde illustration) sont proches de ceux présentés dans le Chapitre 5 en l'absence de fautes. Des zooms ont été effectués au niveau de certaines zones visiblement décalées, afin de faciliter la lisibilité des résultats.

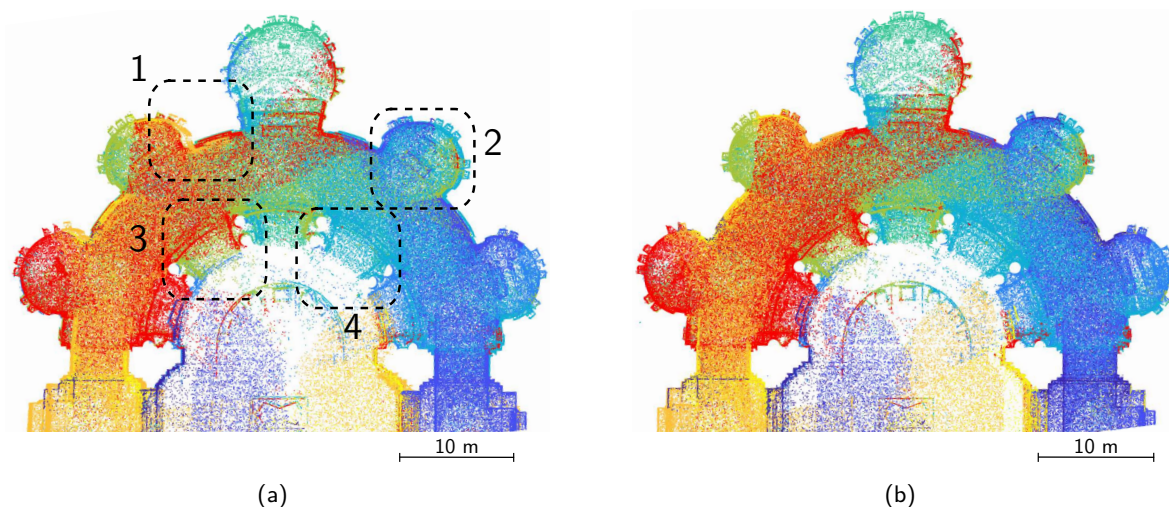


Figure 6.10 - Visualisation des nuages de points recalés, suite à une estimation effectuée (a) par les moindres carrés ordinaires, ou (b) en présence des estimateurs robustes implémentés. Les zones de zoom utilisées dans le Tableau 6.3 sont représentées sur la figure (a).

Cette analyse qualitative nous permet d'ores et déjà de conclure quant à ***l'intérêt des estimateurs robustes implémentés dans l'algorithme, en présence de fautes*** dans les entités communes utilisées pour procéder au recalage.

6.3.3 Analyse quantitative

Afin de confirmer les constatations visuelles précédemment établies, il convient par la suite d'évaluer les ***performances des différents estimateurs***. Outre la qualité des paramètres estimés, d'autres données peuvent être considérées en vue d'analyser quantitativement l'apport de l'estimation robuste sur le recalage : les résidus sur les points de jonction, ou encore les critères de précision par nuage de points.

6.3. Évaluation de l'apport de l'estimation robuste

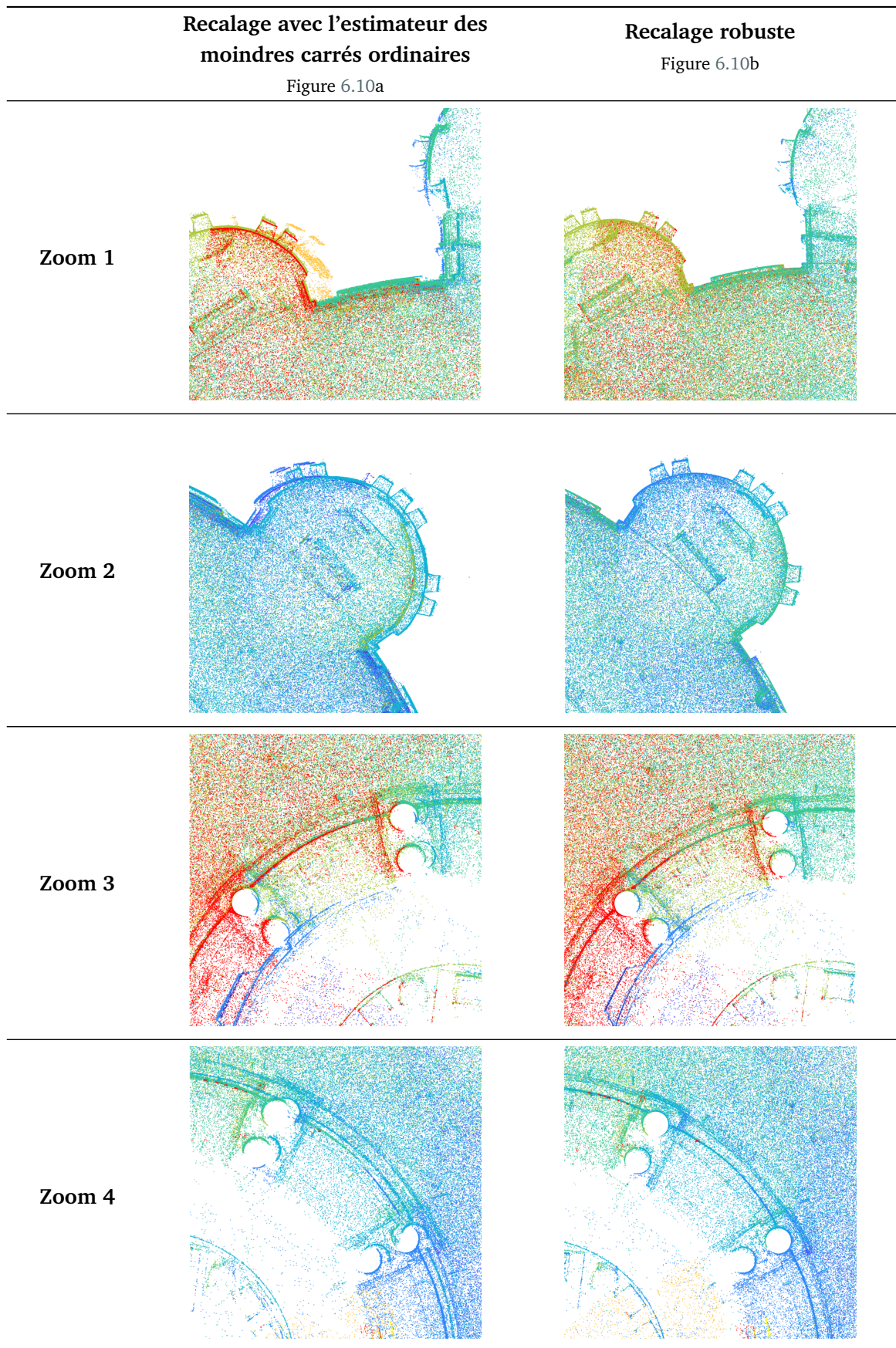


Tableau 6.3 - Zooms réalisés au niveau des nuages de points recalés de la Figure 6.10, en l'absence et en présence d'estimateurs robustes lors de l'estimation des paramètres.

Analyse des paramètres estimés

Procédure d'évaluation Afin d'évaluer les performances des estimateurs implémentés (moindres carrés ordinaires, norme L_1 - L_2 , puis famille exponentielle lissée), les paramètres de transformation déterminés successivement à l'aide de chacun d'eux sont observés. Ces paramètres sont en l'occurrence confrontés à des valeurs de référence. Si l'on note x le vecteur des paramètres inconnus estimés, et \hat{x} celui des paramètres optimaux ou de référence, apprécier l'erreur entre les deux entités revient à calculer :

$$\epsilon = 100 \times \frac{\|x - \hat{x}\|}{\|\hat{x}\|}$$

La grandeur ϵ exprime le **pourcentage d'erreur relative** entre les deux vecteurs. Pour cette analyse, les jeux de paramètres considérés comme étant **optimaux** sont ceux estimés à l'aide de notre algorithme, **en l'absence de fautes** dans les données. Le pourcentage ϵ traduit ainsi une **déviat**ion des paramètres estimés en présence de fautes, par rapport aux paramètres attendus.

Résultats obtenus La Figure 6.11 reprend les pourcentages d'erreur relative calculés entre les paramètres estimés, et les paramètres optimaux (obtenus en l'absence de fautes). Neuf nuages de points constituant le jeu de données, au total huit jeux de paramètres peuvent être observés, nécessaires aux transformations des huit nuages mobiles. Pour chacune des huit transformations, les pourcentages d'erreurs ont été calculés pour les paramètres issus de chacun des trois estimateurs implémentés, et sont comparés.

La Figure 6.11 fait ressortir des pourcentages d'erreur élevés, voire très élevés, pour les paramètres estimés à l'aide des moindres carrés ordinaires. Ceci traduit des paramètres de transformation éloignés des valeurs optimales, entraînant une dégradation des résultats du recalage. Les conséquences directes sont les décalages observés au niveau des points de jonction et des nuages de points à l'issue du recalage, tel que montré lors de l'analyse qualitative.

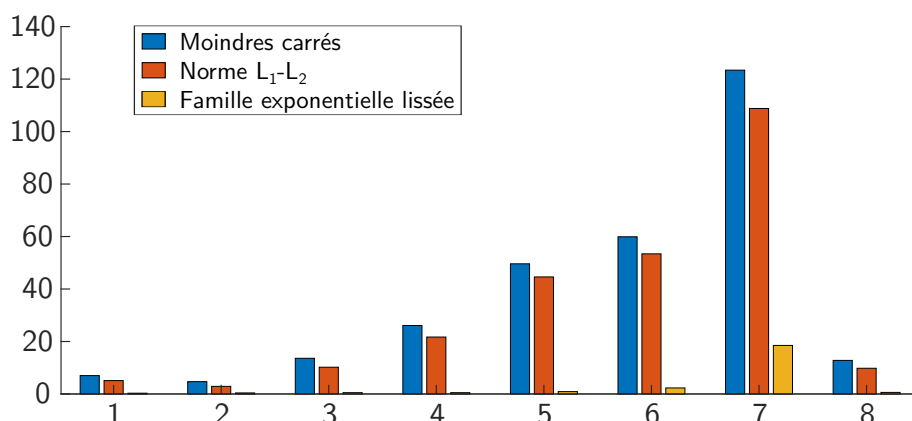


Figure 6.11 - Erreurs relatives (pourcentage) entre les paramètres de transformation estimés en présence de fautes dans les données, et les paramètres optimaux déterminés en l'absence de fautes. Les erreurs sur les paramètres issus de l'estimation robuste ou non sont comparées.

6.3. Évaluation de l'apport de l'estimation robuste

L'estimation en norme L_1 - L_2 n'améliore que légèrement les paramètres estimés, les erreurs relatives étant un peu plus faibles. En revanche, les erreurs relatives sur les paramètres diminuent significativement à l'issue de la seconde estimation robuste (famille exponentielle lissée). Ces pourcentages très faibles indiquent que les paramètres finalement estimés se rapprochent fortement des paramètres optimaux de transformation. Autrement dit, l'estimation robuste permet bien de s'approcher des paramètres optimaux de transformation en dépit des fautes présentes, confirmant ainsi l'effet visuel de la Figure 6.10b.

Observation des résidus sur les points de jonction

À l'issue du recalage en bloc mené en présence de fautes dans les jeux de points communs initiaux, des résidus ont été calculés pour l'ensemble de ces points de jonction, selon le principe énoncé dans le Chapitre 5 (sous-section 5.2.2). Les coordonnées médianes de chaque point ont été retenues afin d'estimer ces résidus. Dans le Tableau 6.4, seuls les résidus calculés pour les points de jonction **présents dans les nuages affectés par des fautes** sont présentés. Rappelons que les fautes introduites affectent les points d'indice **f** (station 4) et **l** (station 8).

Nuage 4			Nuage 8		
ID du point	Résidus (m) [Critère MCO]	Résidus (m) [Variante robuste]	ID du point	Résidus (m) [Critère MCO]	Résidus (m) [Variante robuste]
b	0.053	0.001	h	0.147	0.004
d	0.224	0.001	i	0.132	0.007
e	0.193	0.001	k	0.176	0.014
f	0.784	1.095	l	0.512	0.938
g	0.233	0.005	m	0.301	0.006
h	0.256	0.002			

Tableau 6.4 - Résidus calculés au niveau des points de jonction, pour des nuages de points dont les ensembles de points caractéristiques sont entachés de fautes. Comparaison des résidus obtenus en l'absence et en présence d'estimateurs robustes lors du calcul de compensation.

Les résidus calculés suite à un recalage mené avec la version originale de l'algorithme (critère des moindres carrés ordinaires, raccourci en MCO) sont confrontés à ceux livrés par sa variante robuste. À l'issue du recalage appliquant les moindres carrés ordinaires, le Tableau 6.4 montre que les résidus sur les points aberrants se démarquent. Néanmoins, les résidus calculés pour les autres points de jonction sont également non négligeables, car affectés par les fautes en présence. Suite au recalage robuste, **les résidus observés au niveau des points aberrants sont plus élevés** que précédemment. Il est intéressant de constater que les valeurs de ces résidus équivalent à peu de choses près aux déplacements spatiaux imposés aux points correspondants, dans les données simulées (1,095 m pour le point **f**, et 0,934 m pour **l**). En revanche, les autres points de jonction ne sont pas affectés par la présence des fautes car leurs résidus sont faibles, ce qui correspond au constat visuel découlant de la Figure 6.9. Ainsi, **les points erronés sont aisément détectables au regard de ces listes de résidus**.

Observation des critères de précision par nuage de points

À partir des résidus estimés, un écart-type peut être déterminé pour chaque nuage de points, afin de leur attribuer un critère de précision interne au calcul. La médiane ayant servi de valeur la plus probable pour les coordonnées des points de jonction recalés, le calcul de l'écart absolu médian permet la détermination d'un écart-type σ_{MAD} pour chaque nuage de points. Ici encore, les résultats livrés par la variante robuste de l'algorithme sont confrontés aux résultats obtenus en appliquant sa version d'origine (moindres carrés ordinaires).

Nuage de points	1	2	3	4	5	6	7	8	9
σ_{MAD} (mm) [Critère MCO]	28	27	33	419	20	29	35	358	29
σ_{MAD} (mm) [Variante robuste]	1	1	1	451	1	1	1	445	1

Tableau 6.5 - Critère de précision σ_{MAD} (en mm) calculé pour chaque nuage de points à l'issue du recalage global, selon la version originale (moindres carrés ordinaires) ou robuste de l'algorithme.

Les valeurs de σ_{MAD} calculées pour chaque nuage de points suite au recalage global sont consignées dans le Tableau 6.5. Ces valeurs sont logiquement plus élevées pour les deux nuages dont les points de jonction associés contiennent des fautes. Néanmoins, il ressort à nouveau que la variante robuste de l'algorithme permet davantage de discriminer les données, en comparaison avec la version originale non robuste. En effet, seuls les critères de précision interne calculés pour les nuages de points affectés par des fautes sont élevés, en utilisant la variante robuste de l'estimation. Les autres nuages présentent quant à eux des valeurs de σ_{MAD} faibles traduisant de bonnes précisions, ce qui n'est pas le cas suite au recalage effectué selon les moindres carrés ordinaires.

L'ensemble des résultats exposés dans cette dernière sous-section tend à valider l'intérêt et l'efficacité des estimateurs robustes implémentés au sein de notre méthode de recalage global.

Conclusions du chapitre 6

En présence de données 3D multi-échelles et multi-capteurs à mettre en œuvre au sein d'un même projet, il ressort que leur intégration a généralement lieu au moment du recalage des données dans un même repère spatial. L'un des enjeux majeurs repose sur la mise en place d'approches in-variantes, à l'échelle et aux dimensions des données notamment. La plupart des stratégies introduites pour le recalage approximatif fournissent des résultats qui sont par la suite affinés, à l'aide d'algorithmes majoritairement basés sur le principe de l'ICP. La modification de certaines étapes de cet algorithme semble judicieuse, en vue de traiter des données hétérogènes.

Les provenances diverses des nuages de points, l'utilisation potentielle de capteurs à faible coût, ainsi que le recours de plus en plus fréquent aux détecteurs et descripteurs automatiques de points d'intérêt lors du recalage, sont autant de sources qui peuvent mener à la présence de bruit de mesure, et d'observations ou de correspondances aberrantes. Des stratégies de détection et d'élimination de ces fautes ont été discutées dans ce chapitre.

Afin de compléter l'algorithme de recalage global introduit au Chapitre 4, deux estimateurs robustes ont été testés, dans l'hypothèse où des observations aberrantes affecteraient les points de jonction. En vue de prendre en compte la double pondération des données (liée d'une part au modèle stochastique, et d'autre part à l'estimation robuste), la décomposition de Cholesky des résidus a été appliquée. À partir d'un jeu de données volontairement dégradé, les résultats obtenus ont permis de conclure quant au bénéfice de ces développements, par comparaison avec les résultats fournis par l'estimateur des moindres carrés ordinaires.

Bilan

L'enjeu au cours de cette thèse a été d'étudier les solutions à apporter à l'acquisition, puis à la **combinaison de nuages de points issus d'instruments de mesure différents**, dans le cadre de la numérisation 3D du patrimoine. Afin d'aborder la question de **la qualité et de l'évaluation des données brutes** d'une part, puis celle de **leur intégration au sein d'un même modèle** dans un second temps, les travaux de recherche entrepris se sont articulés autour de deux axes majeurs. Ces derniers sont respectivement mis en valeur à travers les deux parties qui constituent le présent manuscrit.

Diversité des techniques de numérisation en environnements bâtis

Le premier volet de cette thèse a porté sur l'étude de systèmes et capteurs dédiés à la réalisation de relevés 3D en environnements bâtis, avec pour objectif l'évaluation de la qualité des données qu'ils produisent. Des expérimentations ont à cet effet été mises en place. Celles-ci se sont appuyées sur l'observation des techniques de mesure conduisant à l'acquisition de nuages de points, ainsi que sur une étude bibliographique des approches de qualification des données.

Tandis que les principes d'estimation de la distance et la grande diversité des instruments de mesure qui en découle ont été abordés dans le premier chapitre, **le second chapitre a permis d'envisager la question de la qualification des nuages de points produits**. La présence d'incertitudes de mesure sur les observations est en effet inévitable, bien que la mise en place rigoureuse des levés contribue à les réduire. De nombreux facteurs affectant la mesure peuvent être pris en compte afin d'apprécier la qualité *a priori* des jeux de données. La connaissance des caractéristiques des instruments, ainsi que des conditions d'acquisition est nécessaire dans ce cas. Lorsque ces informations ne sont pas disponibles, la qualité des données acquises est évaluée de manière empirique, par l'expérience. **Les informations théoriques ou effectives ainsi recueillies peuvent être utilisées afin de constituer un modèle stochastique ou modèle d'erreurs**, faisant état des incertitudes sur les données. Le modèle stochastique joue un rôle important dans un ajustement par compensation, car il permet d'introduire une pondération propre aux observations. Dans le cas d'un nuage de points, la confiance à associer à chacun des points est variable. Les influences des facteurs contribuant au bilan des erreurs diffèrent en effet selon les zones du nuage de points. La multitude des sources d'erreur et des influences, ainsi que leur possible corrélation, rend donc la définition exhaustive et unifiée d'un tel modèle à la fois ambitieuse et complexe.

Dans le troisième chapitre présentant les étapes constitutives d'un projet de numérisation, l'observation de la chaîne de traitement des nuages de points bruts a notamment permis de mettre en avant l'importance de leur recalage. **La qualité d'exécution de cette étape primaire, visant à assembler les données individuelles, impacte en effet le reste des traitements**, et par conséquent l'ensemble du projet. Les approches pour le recalage des nuages de points sont nombreuses et richement documentées à travers la littérature. Bien que la consolidation basée sur des cibles constitue une approche fiable, l'automatisation des méthodes à partir d'images ou de primitives extraites automatiquement connaît des améliorations permanentes. Les contributions des domaines de la robotique et de la vision par ordinateur à cet égard, ont favorisé ces évolutions rapides. En dépit des étapes de pré-traitement nécessaires en amont, les approches automatiques permettent d'une part de réduire les temps d'acquisition, et participent d'autre part à la démocratisation des techniques de relevés 3D auprès d'un public plus large, potentiellement non initié. En revanche, les notions de qualité lors de l'étape de recalage sont parfois obscures et résultent de calculs non explicités, notamment celles fournies par certaines solutions logicielles.

La diversité des techniques d'acquisition de nuages de points évoquée à travers le premier chapitre constitue naturellement un atout, car elle offre la possibilité de sélectionner un instrument en fonction des besoins définis pour le projet. Cependant, la question du choix de la technique la plus adaptée doit alors être considérée par l'utilisateur. Lorsque ceci est matériellement possible, et pour certains projets, l'utilisation combinée de plusieurs instruments représente la solution optimale à cette question. **L'intégration des données multi-sources peut alors être entreprise à plusieurs niveaux**. Intervenir au moment de la modélisation produit les effets les plus visibles, car cette étape mène à la production des livrables finaux. Dans le cas de données hétérogènes, la création de modèles hybrides permet de gérer les différences de densité et de précision des nuages notamment. En amont de la modélisation finale, l'étape de recalage des nuages de points peut elle aussi être adaptée, afin de prendre en compte les disparités au sein des données. **L'aspect primordial de cette étape pour la qualité finale du projet a motivé les travaux entrepris sur le recalage, dans la seconde partie de cette thèse.**

Vers un recalage pour des données hétérogènes

Suite à l'étude de différents instruments et à l'évaluation de leurs performances, le second volet exploré concerne le recalage des données précédemment acquises. Les objectifs définis étaient notamment la prise en compte d'informations initiales propres aux données lors de cette étape de consolidation, ainsi que l'apport de critères de qualité aisément interprétables à l'issue de celle-ci.

Afin d'entamer cette seconde partie, **le quatrième chapitre a permis d'introduire l'approche de recalage en bloc développée, basée sur des coordonnées de points communs**. Procéder au recalage de nuages de points revient à effectuer le changement de repère des coordonnées d'un ou plusieurs nuage(s) mobile(s). Au préalable, les solutions d'estimation des paramètres de transformation liant deux repères ont été discutées. Bien qu'itératives et moins optimisées que certaines solutions analytiques, les méthodes de compensation traditionnelles s'appuyant sur le critère des moindres carrés présentent l'avantage de fournir des informations relatives à la précision de l'estimation des paramètres, à l'issue du calcul. Au vu de l'expression des contraintes qui permettent de lier simultanément plusieurs nuages de points, la méthode de compensation

de Gauss-Helmert (ou moindres carrés généralisés) a été choisie. **Cette approche permet également d'envisager l'ajout d'une pondération individuelle des points utiles au recalage**, par la définition d'une matrice des poids.

Le cinquième chapitre rapporte l'évaluation de la méthode développée. Les résultats fournis par l'algorithme développé pour la consolidation de jeux de données réels, acquis par lasergrammétrie, ont conforté son caractère opérationnel, visuellement dans un premier temps. La validation est ensuite passée par l'observation des critères de convergence, ainsi que par une analyse quantitative. Les résidus calculés sur les points de jonction suite à l'application de notre méthode, ont à cet effet été comparés avec ceux calculés à l'issue du recalage par des logiciels de traitement usuels. La faible variation des résidus calculés pour chaque solution a permis **d'appuyer la validation de la méthode**. Les bénéfices du recalage en bloc de plusieurs nuages de points simultanément ont finalement été éprouvés par l'expérience, par comparaison avec un recalage séquentiel. En fonction de la configuration du réseau de stations, l'hypothèse de dérive par rapport au nuage de référence au cours d'un recalage séquentiel a pu être observée.

Le sixième et dernier chapitre a été consacré à l'étude de solutions permettant d'améliorer le recalage, dans le cas de données hétérogènes. L'étude bibliographique a montré qu'il n'existe pas de solution unique pour la gestion de l'hétérogénéité des jeux de données au moment de leur recalage, aussi des stratégies adaptées au cas par cas sont généralement proposées. Les premières pistes d'adaptation discutées dans ce chapitre concernent la pondération des données, en fonction de leur qualité théorique ou effective, ainsi que le recalage fin à l'aide de l'algorithme ICP. En dépit de son caractère aléatoire et de la difficulté à définir un modèle d'erreurs unique pour chaque instrument, **la pondération constitue une approche viable et applicable quelle que soit la stratégie de recalage employée**, étant donné qu'elle n'est liée qu'aux données auxquelles elle se rapporte. Aussi, elle ne s'inscrit pas comme une alternative aux autres stratégies évoquées, mais plutôt comme un complément. Afin de confirmer son influence sur le recalage, des premiers tests ont été effectués et ont montré que la pondération des données entraîne de faibles variations des paramètres de transformation estimés. La qualité *a posteriori* de ces paramètres évolue quant à elle également. Des analyses complémentaires seraient nécessaires à ce stade. Finalement, les observations nuancées relatives à l'apport de la pondération seule laissent à penser qu'il est plus judicieux de la combiner à d'autres stratégies, comme l'adaptation de la méthode de recalage aux données en présence, dans l'optique d'une intégration cohérente des données hétérogènes.

En complément de la pondération, **l'introduction d'estimateurs robustes dans le calcul en bloc des multiples jeux de paramètres de transformation a été proposée.** Elle permet notamment de s'affranchir du bruit de mesure, ainsi que d'éventuels mauvais appariements des entités communes. Ces risques sont en effet augmentés par l'utilisation de données hétérogènes, les bruits de mesure étant variables en fonction des instruments utilisés. L'efficacité de l'estimateur des moindres carrés ordinaires est quant à elle discutable, en présence de fautes potentielles parmi les coordonnées de points communs. Les résultats obtenus grâce au recalage robuste, après introduction d'erreurs grossières dans l'un des jeux de données réels, confortent l'intérêt de cette solution. Les points aberrants ont en effet bel et bien été écartés par le calcul, permettant de retrouver les paramètres de transformation optimaux.

Perspectives

Améliorations de l'approche proposée

Plusieurs aspects de développement, testés au cours de ces travaux de thèse et abordés plus ou moins partiellement dans ce manuscrit, permettraient d'améliorer l'efficacité et la cohérence de la méthode proposée dans son ensemble. Les développements effectués constituent en effet un socle, sur lequel peuvent aisément venir se greffer des étapes en amont (détection, appariement d'entités d'intérêt) mais aussi en aval (ICP, estimation robuste, etc.).

Vers davantage d'automatisation Dans son état actuel, l'algorithme développé admet comme données d'entrée des fichiers de points communs. Dans les jeux de données utilisés pour la validation de l'algorithme, les coordonnées de cibles artificielles placées dans la scène étaient disponibles. Cette manière de procéder contraint cependant quelque peu les acquisitions. Afin de s'en affranchir, l'utilisation de **méthodes automatiques pour la recherche d'entités d'intérêt** est souhaitable. À cet effet, deux approches de détection de points d'intérêt ont été appréhendées à travers quelques tests, à la fois en 2D dans les images, mais aussi en 3D dans les nuages de points. Ces premiers essais n'ont pas été approfondis, afin de concentrer les travaux sur le calcul de minimisation des contraintes, et sur la gestion de l'hétérogénéité des données.

L'emploi de telles approches automatiques de détection va de paire avec une **stratégie de mise en correspondance efficace**. L'appariement actuellement en place, non optimisé, ne supporterait pas la gestion de fichiers contenant un nombre important de points candidats, comme c'est le cas lors de l'utilisation de détecteurs de points d'intérêt.

Discussion à propos de la définition d'une pondération Dans un processus d'estimation de paramètres de transformation à partir d'observations, la pondération de ces observations constitue un complément, qui peut être intégré quelle que soit la méthode de recalage retenue. L'expression de poids incluant un maximum de critères reste néanmoins une question ouverte, afin d'apporter un modèle stochastique tangible au sein du calcul de compensation. Ces poids peuvent ainsi être proportionnels à l'écart-type déterminé suite à l'ajustement de primitives géométriques (plans, cylindres, etc.) dans les nuages, par exemple. En revanche lorsque des entités ponctuelles sont utilisées, la définition d'une précision individuelle pour chaque point n'est pas impossible, mais laborieuse. En effet, comme rappelé dans le second chapitre, de nombreux facteurs influent sur ces précisions individuelles. Définir une pondération unique, qui soit pleinement représentative et ne soit pas aléatoire, semble donc ambitieux. Pour ces raisons, l'étude de la littérature montre que la définition de critères locaux de précision est parfois privilégiée, afin de simplifier l'expression des modèles stochastiques. En dépit de la possibilité de pondérer individuellement les observations dans notre approche, fait rendu possible par la méthode de compensation mise en œuvre, une piste à envisager est l'étude de l'impact de modèles simplifiés, intégrant des approximations.

Un juste milieu entre l'exhaustivité du modèle d'erreurs, et son intérêt réel lors de la pondération du recalage, doit donc être trouvé. Ceci est d'autant plus vrai que les premières analyses relatives à l'impact de la pondération sur les paramètres estimés ont montré des influences limitées. Ces propos sont à nuancer, car ils mériteraient davantage d'expérimentations afin de les

conforter pleinement. Aussi, le principe de pondération n'est pas à exclure totalement d'un processus de recalage global de nuages de points, d'autant plus lorsque ceux-ci ont été acquis avec des instruments différents ou dans des conditions variables. Les analyses qualitatives de quelques instruments de mesure, réalisées dans le premier volet de ces travaux, ont permis d'en définir les limites et bonnes pratiques d'utilisation. Afin de faire fructifier ces analyses, une étude intéressante consisterait donc à s'appuyer sur cette expérience, afin d'établir un modèle d'incertitudes et donc une pondération associée à chaque instrument.

Intégration de l'ICP dans le processus de recalage global Avec les jeux de données utilisés pour la validation, dans lesquels les jonctions sont établies par le biais de cibles artificielles, le recalage dit « grossier » offre directement des résultats très satisfaisants, qui ne requièrent pas forcément l'application d'un recalage fin. Néanmoins lors de l'emploi d'approches automatiques d'appariement, et en présence de nuages de points hétérogènes, l'affinage des paramètres de transformation à l'aide d'**un algorithme de type ICP peut contribuer à l'amélioration des résultats de recalage**. Lorsque les caractéristiques des nuages de points sont variables (étendue, bruit, densité, etc.), la modification de certaines étapes de l'algorithme initial a été suggérée.

Le recalage fin de plusieurs nuages simultanément, ainsi que la pondération des données ne sont pour l'instant pas pris en compte dans ces étapes. Conserver les bénéfices induits par ces deux aspects est pourtant souhaitable, par cohérence avec la méthode de recalage grossier appliquée en amont. Ce premier algorithme nécessite donc quelques améliorations, en vue d'être intégré dans la chaîne de traitement. Une autre piste d'amélioration, après avoir déterminé les zones de recouvrement par l'utilisation de grilles de voxels par exemple, consiste à n'appliquer l'algorithme ICP que sur certaines zones judicieusement choisies et jugées stables, afin de ne pas fausser le recalage en cas de nuages bruités ou possédant des caractéristiques très variables.

Représentations visuelles des critères de qualité L'introduction de critères de qualité propres au recalage et clairement explicités constituait l'une des motivations au développement de notre propre algorithme. Sur la base des résidus estimés au niveau des points communs, un critère de précision (écart-type) est calculé pour chaque nuage recalé. Le code couleur proposé pour la visualisation de ce critère fait intervenir des seuils arbitraires pour l'attribution des différentes couleurs, aussi la définition de ces seuils mériterait d'être généralisée. Elle pourrait par exemple s'appuyer sur le produit du facteur de variance *a posteriori* σ_0 avec des constantes à fixer, afin de constituer les différents seuils. Une variante complémentaire consisterait à considérer les précisions *a posteriori* des paramètres de transformation, obtenus grâce à la matrice de variances-covariances, pour les nuages de points mobiles. Ces précisions peuvent alors être différenciées selon les paramètres de translation, et ceux de rotation. Un outil utile à la représentation de zones d'incertitudes est le tracé d'ellipsoïdes d'erreur. Une transmission des incertitudes sur les paramètres est à envisager, afin de pouvoir tracer les ellipsoïdes au niveau des barycentres des nuages par exemple.

En appliquant ce même principe de colorisation selon un critère de précision ou de confiance, les nuages de points peuvent être différenciés selon leur provenance. Des nuages dont la source est inconnue, ou réputée posséder une qualité *a priori* faible, pourraient alors rapidement être distingués. Cette approche est intéressante notamment en vue de la segmentation et surtout de la modélisation, permettant d'intégrer des niveaux de confiance variables. Enfin au sein d'un même

nuage de points, des zones de confiance ou de précision variables peuvent également être définies, par analyse de critères locaux (densité, normales, etc.).

Intégration de données autres que des nuages de points Bien que la numérisation 3D repose principalement sur l'utilisation de nuages de points, d'autres types de données qui n'ont pas été prises en compte dans nos travaux peuvent venir compléter ces informations initiales. L'intégration de photos par exemple, est utile non seulement pour l'application de textures photoréalistes, mais aussi éventuellement lors du recalage. Les observations tachéométriques sont un autre exemple, dont la prise en compte s'avèrerait utile pour procéder au géoréférencement des nuages.

Autres approches de gestion de l'hétérogénéité des données

Dans le second volet de ces travaux, l'intégration des données hétérogènes a été abordée essentiellement selon l'angle du recalage, pour les raisons d'importance de cette étape évoquées plus tôt. Cependant, il ne s'agit pas de l'unique manière de concevoir la combinaison de données hétérogènes :

- L'hétérogénéité aurait pu être traitée en amont du recalage. Dans ce cas, les interventions se résument essentiellement à des traitements de nuages de points bruts, tels que le filtrage, le rééchantillonnage, ou toute autre opération visant à lisser les caractéristiques des nuages. En fonction de la finalité du projet, cette approche peut être critiquable. En effet, ces opérations risquent de dégrader partiellement la donnée, en la condamnant à la perte d'informations potentiellement souhaitables pour la suite du projet. Par exemple, si un instrument offrant une forte densité de points a été retenu pour cette raison particulière, il n'est pas souhaitable de procéder au rééchantillonnage du nuage acquis, même s'il est question de l'intégrer avec d'autres données moins denses.
- L'hétérogénéité aurait également pu être traitée en aval du recalage, lorsque les données forment déjà un ensemble mais non homogène. Dans ce cas, le sujet de recherche serait à aborder sous l'angle de la modélisation 3D. En effet, la définition d'une méthodologie adaptée est souhaitable pour cette étape, lorsque des données multi-sources sont à disposition. Une manière appropriée de gérer ces différences est la création de modèles hybrides ou de modèles multi-résolutions. Chaque modélisation (celle des primitives, et la création des maillages détaillés) est généralement automatisée selon des degrés plus ou moins élevés. En revanche, la jonction entre les deux types de modèles nécessite des interventions manuelles, ou est parfois inexistante. Aussi, connaissant les caractéristiques des données en entrée, l'automatisation de la création de modèles hybrides, à l'image des travaux d'automatisation pour la création de maquettes numériques de bâtiments, semble être une piste intéressante à exploiter.

En conclusion, diverses approches, intervenant à différents niveaux de la chaîne de traitement, peuvent être envisagées en vue d'aborder l'intégration de nuages de points issus de sources diverses. Lorsque cela est possible, intervenir à plusieurs niveaux tout en conservant la trace de la provenance des données, semble être la solution optimale.

Publications

Articles parus dans des actes de conférences internationales :

Les deux premiers articles sont liés à un Projet de Fin d'Etudes (travail de Master) et sont antérieurs à la thèse.

- **Lachat, E., Macher, H., Mittet, M. A., Landes, T., Grussenmeyer, P.** (2015). First experiences with Kinect v2 sensor for close range 3D modelling. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Volume XL-5/W4, pp. 93-100, 3D-Arch Workshop, Avila, Spain. [Best young author paper award]
- **Lachat, E., Macher, H., Landes, T., Grussenmeyer, P.** (2015). Assessment of the accuracy of 3D models obtained with DSLR camera and Kinect v2. In: *Proceedings of SPIE Videometrics, Range Imaging, and Applications XIII*, Volume 9528, Munich, Germany.
- **Lachat, E., Landes, T., Grussenmeyer, P.** (2016). Combination of TLS point clouds and 3D data from Kinect v2 sensor to complete indoor models. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Volume XLI-B5, pp. 659-666, XXIII ISPRS Congress, Prague, Czech Republic.
- **Lachat, E., Landes, T., Grussenmeyer, P.** (2017). First experiences with the Trimble SX10 scanning total station for building facade survey. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Volume XLII-2/W3, pp. 405-412, 3D-Arch Workshop, Nafplio, Greece.
- **Lachat, E., Landes, T., Grussenmeyer, P.** (2017). Performance investigation of a handheld 3D scanner to define good practices for small artefact 3D modeling. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Volume XLII-2/W5, pp. 427-434, 26th International CIPA Symposium, Ottawa, Canada.
- **Lachat, E., Landes, T., Grussenmeyer, P.** (2018). Comparison of point cloud registration algorithms for better result assessment - Towards an open-source solution. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Volume XLII-2, pp. 551-558, ISPRS TC II Mid-term Symposium, Riva del Garda, Italy.

Articles parus dans des revues internationales avec comité de lecture :

- **Lachat, E.**, Macher, H., Landes, T., Grussenmeyer, P. (2015). Assessment and Calibration of a RGB-D Camera (Kinect v2 Sensor) Towards a Potential Use for Close-Range 3D Modeling. *Remote Sensing*, 7(10), pp. 13070-13097.
- **Lachat, E.**, Landes, T., Grussenmeyer, P. (2017). Investigation of a Combined Surveying and Scanning Device: The Trimble SX10 Scanning Total Station. *Sensors*, 17(4), 23 pages.

Participation à des colloques sans actes

Lachat, E. (2016). Evaluation et calibration d'une caméra RGB-D (Kinect v2) pour la modélisation 3D d'objets à courte portée. *Réunion du Groupement de Recherche ISIS (Information, Signal, Image, viSion) : Analyse des données RGB-Depth pour la robotique*. Télécom ParisTech, 31 mai 2016.

Contributions à l'enseignement

Les heures d'enseignement suivantes ont été effectuées à l'INSA de Strasbourg, au sein de la spécialité Topographie durant la période du contrat doctoral (volumes horaires indiqués à l'année) :

- **Topométrie** : *Calcul de surfaces, partages et rectifications de limites*. Étudiants de 2^{ème} et 3^{ème} année ; 7,5h de Cours, 6h de TD.
- **Calculs d'erreurs** : *Compensation de réseaux de multilatération / Compensation de mesures d'angles et de distances*. Étudiants de 4^{ème} année ; 4h de Cours, 6h de TD.
- **Photogrammétrie** : *Introduction à la Vision par Ordinateur* - création du support de cours associé. Étudiants de 5^{ème} année ; 3h de Cours, 6h de TP.
- **Instruments et Méthodes de la Topographie** : *Niveaux automatiques et à analyse d'images*. Étudiants de 3^{ème} année ; 4,5h de Cours, 3h de TD.
- **Travaux Pratiques de Topographie** : *Initiation au nivellement et à la tachéométrie*. Étudiants en 2^{ème} année de section Génie Civil ; 27h de TP.

En outre, les enseignements suivants ont été ajoutés au service précédent dans le cadre d'un contrat d'Attachée Temporaire à l'Enseignement et à la Recherche (ATER) au cours de l'année universitaire 2018/2019 :

- **Initiation à la Recherche** : *Introduction à \LaTeX* . Étudiants de 5^{ème} année ; 3h de TD.
- **Instruments et Méthodes de la Topographie** : *Introduction à la bathymétrie*. Étudiants de 4^{ème} année ; 3h de Cours.
- **Travaux Pratiques de Topographie** : *Initiation aux méthodes de la topographie*. Étudiants en 1^{ère} année de formation Architecte-Ingénieur ; 24h de TP

Co-encadrement de Projets de Recherche Technologique (PRT)

Ces projets se déroulent sur l'ensemble du premier semestre de 5^{ème} année (équivalent M2), à raison d'une matinée obligatoire par semaine. Les étudiants et travaux suivants ont été co-encadrés sur la durée de la thèse, au sein de la section Topographie de l'INSA de Strasbourg :

- **Marie-Anaïs Dhont** : *Études comparatives de la qualité des nuages de points acquis avec divers systèmes*, 2016.
- **Pierre Pegossoff** : *Comparaison de méthodes de recalage de données lasergrammétriques : utilisation combinée d'un scanner laser terrestre et d'un scanner à main*, 2017.
- **Étienne Broquet** : *Étude du système de localisation d'un chariot autonome*, 2018.
- **Sébastien Vergnol** : *Modélisation de petits objets archéologiques*, 2018.

A Articles

A.1 Assessment and Calibration of a RGB-D Camera (Kinect v2 Sensor) Towards a Potential Use for Close-Range 3D Modeling

Article publié dans le journal *Remote Sensing* (MDPI), et traitant d'une proposition de calibration de la caméra 3D Kinect v2, en vue de l'utiliser pour la modélisation de petits objets.

A.2 Investigation of a Combined Surveying and Scanning Device: The Trimble SX10 Scanning Total Station

Article publié dans le journal *Sensors* (MDPI), relatif aux tests de performance de la station hybride de numérisation Trimble SX10.

A.3 Performance investigation of a handheld 3D scanner to define good practices for small artefact 3D modeling

Article paru dans le cadre du Symposium du CIPA en 2017, rapportant l'analyse des performances du scanner à main Freestyle^{3D} X sur l'exemple de la numérisation de blocs archéologiques.

Articles non disponibles dans cette version du manuscrit.

B Formats numériques des nuages de points

Considérer le format numérique dans lequel est enregistré un nuage de points peut s'avérer nécessaire, lorsque des données provenant de sources différentes sont appliquées à un projet de numérisation. Les catégories de formats qui se distinguent sont les suivantes :

- les **formats propriétaires**, propres aux constructeurs d'instruments (notamment de scanners laser, statiques ou mobiles). Ces formats présentent un encodage qui leur est spécifique, et leur interprétation est plus ou moins aisée (présence d'en-têtes, formats protégés ou non). Tous ne peuvent pas être lus par l'ensemble des logiciels de traitement.
- les **formats d'échange standards**, dont la structure est simple à interpréter. Il s'agit généralement d'une liste de coordonnées cartésiennes, éventuellement agrémentée d'informations radiométriques ou tout autre champ scalaire sous forme de colonnes supplémentaires. Ces formats sont conçus pour faciliter le transfert d'information entre les logiciels, néanmoins leur poids de stockage est un inconvénient majeur dans le cas de larges jeux de données.
- les **formats d'échange compacts**, particulièrement adaptés pour la gestion de données volumineuses, et permettant de stocker davantage de champs d'informations que les formats standards. Parmi les plus fréquents, le format *.las* a initialement été conçu pour stocker des données lidar aériennes, néanmoins son utilisation dans des applications terrestres n'est pas exclue.

Les extensions de fichiers couramment rencontrées lors de projets de numérisation sont répertoriées dans le Tableau A.1. Cet aperçu est non exhaustif.

Formats propriétaires	<i>.fls</i> (FARO)
	<i>.ptx</i> et <i>.pts</i> (Leica)
	<i>.rxp</i> (Riegl)
	<i>.tzf</i> (Trimble)
Formats d'échange standards	<i>.txt</i>
	<i>.asc</i>
Formats d'échange compacts	<i>.las</i>
	<i>.laz</i> (version compressée de <i>.las</i>)
	<i>.e57</i>

Tableau A.1 - Quelques formats de nuages de points couramment utilisés.

C Étalonnage des instruments

Étalonnage des scanners laser

Que l'instrument soit statique ou dynamique, la calibration du scanner laser est nécessaire. Ce procédé permet d'apporter des corrections aux grandeurs effectivement mesurées par l'instrument, à savoir les coordonnées sphériques (deux angles et une mesure de distance) du point observé. Les corrections angulaires servent notamment à corriger les défauts liés aux axes de l'instrument. Dans la pratique, les scanners lasers subissent des calibrations en interne par les constructeurs, en amont de leur commercialisation ainsi que pendant leur cycle de vie. Aussi, les constantes d'étalonnage sont directement prises en compte par le système de mesure.

La problématique d'auto-calibration des scanners laser a été largement traitée dans la littérature, et les travaux de thèse de [Reshetyuk, 2009] fournissent un résumé détaillé du processus. Les différentes approches se distinguent par le type d'observations utilisées pour procéder à la calibration, ainsi que par le modèle fonctionnel appliqué. Cette procédure peut être effectuée **directement sur site** [Abbas *et al.*, 2014], auquel cas les auteurs mettent en garde sur la configuration du réseau, qui peut avoir une influence sur la précision des paramètres estimés.

Étalonnage des systèmes d'acquisition mobiles

L'une des clés de la précision pour un levé à l'aide d'un système mobile terrestre, comme pour un levé lasergrammétrique aéroporté, repose sur la bonne intégration des données de navigation (GPS et centrale inertielle) avec les données laser, qui va permettre l'obtention d'un nuage de points cohérent. Celle-ci comprend la **synchronisation temporelle** des données, ainsi que la détermination des **contraintes spatiales entre les systèmes de coordonnées** des différents capteurs. La calibration permet d'affiner ces paramètres [Lichti et Skaloud, 2010].

Dans le cadre d'acquisitions mobiles, les procédures d'auto-calibration sont également envisageables. Citons notamment les travaux de [Skaloud et Schaer, 2007] pour la lasergrammétrie aéroportée, ou encore [Chan *et al.*, 2013] pour l'exemple d'un système de cartographie mobile.

Étalonnage pour les systèmes passifs

En photogrammétrie, la calibration des caméras est une problématique bien connue et largement documentée, qui permet d'augmenter la qualité géométrique des distances 3D reconstruites. Dans le cadre d'une approche rigoureuse, il s'agit en réalité d'une approche d'auto-calibration. Cette opération est en effet effectuée par l'opérateur en amont de l'acquisition des prises de vue, et un réseau de cibles à la configuration géométrique adaptée est alors nécessaire. La calibration d'un appareil photographique permet d'éliminer une partie des erreurs systématiques par l'estimation des paramètres internes de la caméra, tels que la distance focale, la position du point principal et les éventuelles distorsions liées au capteur. Plusieurs modèles d'estimation des distorsions ont été proposés, et plusieurs méthodes de calibration pour des caméras digitales sont présentées dans [Remondino et Fraser, 2006].

La notion d'auto-calibration dans ce contexte peut revêtir un aspect particulier : dans la littérature anglophone, le terme *autocalibration* qualifie plutôt les approches de **calibration automatique** présentes dans la majorité des logiciels de reconstruction. En effet, si les paramètres internes de la caméra n'ont pas été déterminés au préalable, des méthodes automatiques de détermination de ces paramètres sont implémentées dans la plupart des algorithmes de SfM. Elles s'appuient à cet effet uniquement sur les photographies, ainsi que sur les méta-données éventuellement contenues par celles-ci [Pollefeys *et al.*, 1999]. Il est donc possible d'obtenir des résultats corrects d'un point de vue géométrique sans procéder à la calibration de l'appareil en amont, bien qu'une calibration en bonne et due forme reste conseillée lorsqu'une haute précision des nuages de points est requise.

Systemes *low-cost* et scanners à main

Les scanners à main bénéficient généralement d'un étalonnage effectué par le constructeur, et la littérature rapportant de leur auto-calibration est assez rare. Des évaluations de la qualité géométrique des données produites par ces outils sont en revanche disponibles, et les tests effectués au cours de cette thèse avec le scanner à main FARO Freestyle^{3D} montrent notamment sa sensibilité à la portée, ainsi qu'à l'angle d'incidence [Lachat *et al.*, 2017c]. Aussi, des approches d'auto-calibration pourraient être envisagées sur la base de telles analyses empiriques. Dans la pratique, des routines de calibration pré-établies existent pour certains instruments, dont la procédure est appliquée directement par l'opérateur à l'aide d'étalons fournis (mires ou plaques d'étalonnage notamment, voir Figure A.1). La procédure peut être répétée à chaque utilisation de l'instrument, ou selon une plage temporelle à respecter, en fonction des conditions.



Figure A.1 - Plaque d'étalonnage fournie avec le scanner à main FARO Freestyle^{3D}.

En ce qui concerne les capteurs peu onéreux, à l'image des caméras de profondeur, leur utilisation pour l'acquisition de nuages de points ou dans des applications de robotique mobile a soulevé l'intérêt de procéder à leur étalonnage. En vue d'augmenter la fiabilité des mesures effectuées, des travaux ont été entrepris dans le cadre de cette thèse pour l'étalonnage de la caméra 3D de Microsoft Kinect v2 [Lachat *et al.*, 2015a]. Des études similaires présentes dans la littérature s'intéressent à d'autres caméras 3D usuelles, à l'image de [Kahlmann *et al.*, 2008], [Chiabrando *et al.*, 2009] ou [Pagliari et Pinto, 2015]. Citons également l'article de [Darwish *et al.*, 2017], dans lequel les auteurs proposent un modèle de distorsion plus général applicable aux caméras de profondeur. Ces approches d'étalonnage sont empiriques.

D Outils pour la détection d'entités d'intérêt sur la base des images d'intensité ou des cartes de profondeur

Détection semi-automatique de sphères dans les images d'intensité

Afin d'obtenir rapidement une liste de coordonnées de points représentatifs pouvant servir au recalage, une routine a été implémentée à l'aide des fonctions de l'environnement Matlab (Math-Works), pour la recherche semi-automatique de sphères dans les images d'intensité dérivées de nuages de points.

Cette solution nécessite la présence de sphères dans la scène numérisée, et l'utilisation de nuages de points acquis par scanner laser terrestre en vue de la création des images d'intensité. À cet effet, les nuages de points bruts issus de l'instrument *sont enregistrés au format .ptx*. Ce format ASCII, bien qu'associé au constructeur Leica, peut également être généré à l'aide du logiciel FARO Scene ou de sa version gratuite Scene LT, notamment. La structure de ce format est avantageuse en vue de la création d'une image, car les coordonnées des points sont enregistrées selon la trame du balayage de la scène. Le nombre de points acquis par ligne verticale de balayage, ainsi que le nombre de lignes verticales de balayage, sont renseignés dans l'en-tête du fichier et dépendent du pas choisi au moment de l'acquisition. Grâce à ces informations et aux valeurs d'intensité également présentes dans les fichiers *.ptx*, les dimensions de l'image d'intensité associée sont connues et il est aisé de reconstruire la grille permettant la création de cette image.

Les étapes de la routine proposée pour la détection semi-automatique sont les suivantes :

1. **Création de l'image d'intensité**, à partir du nuage de points au format *.ptx*
2. **Sélection approchée des emplacements des sphères sur l'image** par l'utilisateur, tel que montré sur la Figure A.2

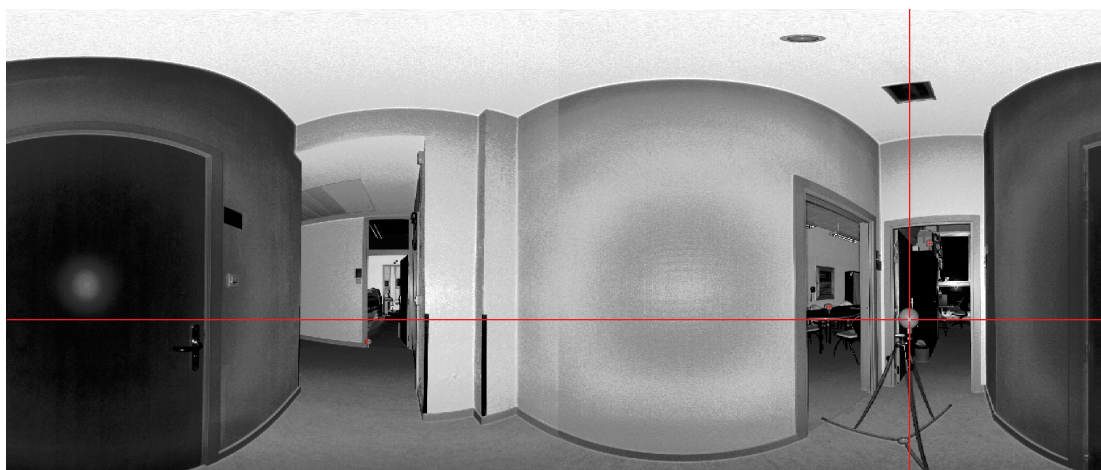


Figure A.2 - Outil pour la sélection approchée de sphères visibles dans les images d'intensité, créées à partir de nuages de points issus d'un scanner laser terrestre. Les axes rouges suivent les déplacements de la souris et aident à la sélection.

3. **Conversion des coordonnées pixels 2D en coordonnées 3D** dans le nuage de points : connaissant la trame de la grille, à chaque pixel de l'image est associé un point du nuage.
4. **Création de boîtes englobantes** dans le nuage de points, autour des emplacements approchés des sphères précédemment déduits (coordonnées 3D) ; les dimensions d'une boîte sont fixées arbitrairement comme étant celles d'un cube de 40 cm de côté, au vu des dimensions des sphères, et au cas où le pointé soit trop approximatif.
5. **Ajustement d'une sphère dans chaque échantillon** de points délimité par l'une des boîtes englobantes : sitôt la primitive sphérique ajustée (Figure A.3), il est possible de lui associer un critère de qualité (moyenne des écarts des points à la primitive, ou écart-type de ces écarts).
6. **Détermination des coordonnées des centres des sphères ajustées** : ces coordonnées constituent la liste des points de jonction disponibles pour le nuage considéré.

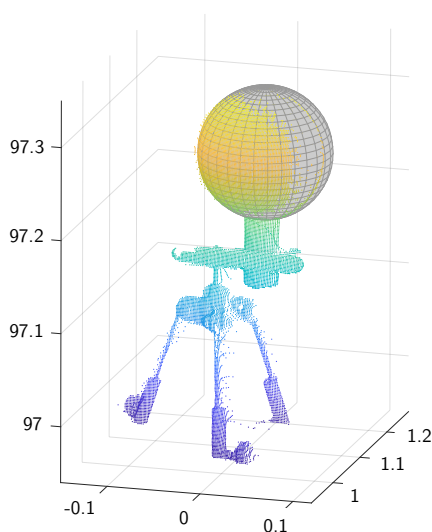


Figure A.3 - Ajustement d'une primitive sphérique dans le nuage de points, au niveau de la zone pré-sélectionnée à l'aide d'une boîte englobante.

L'étape qui fait suite à cette détection semi-automatique des points de jonction est leur mise en correspondance, nécessaire avant d'envisager l'estimation des paramètres de transformation.

Remarque L'automatisation de cette routine de détection nécessiterait la **recherche de cercles dans les images d'intensité**. Les traitements d'images entrepris dans ce sens ont conduit à la détection d'un trop grand nombre d'éléments autres que des sphères, et n'ont pas été poursuivis.

Détection automatique de points d'intérêt 2D dans les images d'intensité

Dans l'optique d'*automatiser la détection de points communs entre les nuages de points* issus d'un scanner laser terrestre, et afin de s'affranchir de l'utilisation de sphères, la détection de points d'intérêt dans les images d'intensité a également été testée. Le principe mis en place et développé dans l'environnement Matlab est simple, et les étapes qui le constituent sont les suivantes :

1. **Création des cartes d'intensité**, à partir des nuages de points enregistrés au format *.ptx*
2. **Détection puis appariement de points d'intérêt 2D**, dans deux images d'intensité formées à partir de deux nuages de points adjacents (Figure A.4) ; à cet effet, le détecteur et descripteur SIFT a été utilisé.
3. **Conversion des coordonnées 2D appariées (en pixels) en coordonnées 3D** dans les nuages de points respectifs, connaissant le lien entre images d'intensité et fichiers *.ptx*.
4. **Appariement des points connus en coordonnées 3D**, à l'aide de la méthode décrite dans le Chapitre 4 et s'inspirant du paradigme de RANSAC. L'objectif est de *filtrer les faux appariements restants* suite à la mise en correspondance des points d'intérêt 2D. Le seuil de distance (écart 3D) entre les points constituant une paire est fixé à 5 cm, au-delà de cet écart la paire est considérée fautive.
5. **Estimation des paramètres de transformation** à l'aide des paires de coordonnées 3D filtrées, selon la méthode de calcul analytique de [Arun *et al.*, 1987].

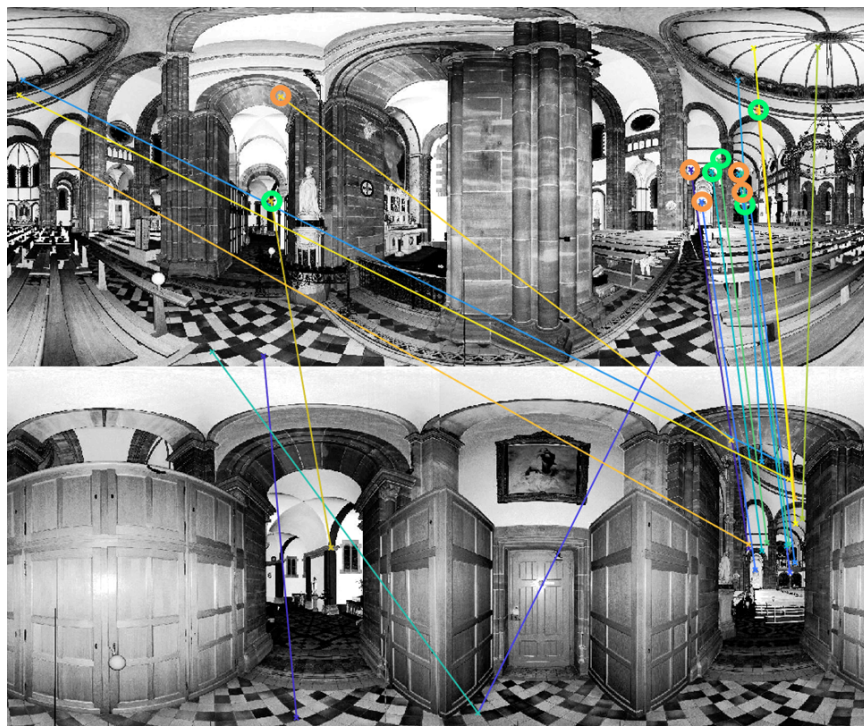


Figure A.4 - Résultat de l'appariement des points d'intérêt détectés dans les deux images d'intensité, à l'aide du détecteur SIFT. Les cercles verts indiquent les points retenus après nouvel appariement en 3D des points candidats.

L'exemple montré sur la Figure A.4 est tiré du jeu de données A (église Saint-Pierre-le-Jeune) utilisé dans le Chapitre 5, dont deux nuages de points adjacents ont été retenus ici. Dans cet exemple, 20 appariements ont été trouvés à partir des points d'intérêt 2D dans les images d'intensité (traits colorés sur la figure). Après nouvel appariement sur la base des coordonnées 3D des points, seules 5 paires ont été retenues : celles respectant le critère d'écart inférieur à 5 cm entre points d'une même paire. Les points entourés d'un cercle vert sur la Figure A.4 sont ceux dont les coordonnées 3D ont fait ressortir des écarts inférieurs à 5 cm entre points appariés. Les

paires de points marquées en orange ont fourni des écarts inférieurs à 15 cm, tandis que les paires non marquées sont au-delà de cet écart suite à l'appariement des coordonnées 3D.

Estimation des paramètres de transformation À partir des 5 paires retenues dont les points sont connus en coordonnées 3D, des paramètres de transformation ont été estimés. Le résultat du recalage qui en découle est visible sur la Figure A.5. Visuellement, il apparaît que le recalage grossier effectué grâce aux points détectés dans les images d'intensité est satisfaisant.

Le résidu moyen (écart 3D) calculé à partir de ces 5 points suite au recalage est de 3 cm. Cette valeur n'est pas surprenante, du fait de la détection initiale des points dans les images qui est parfois approximative. Des analyses supplémentaires seraient nécessaires afin d'évaluer plus en détails ces résultats.

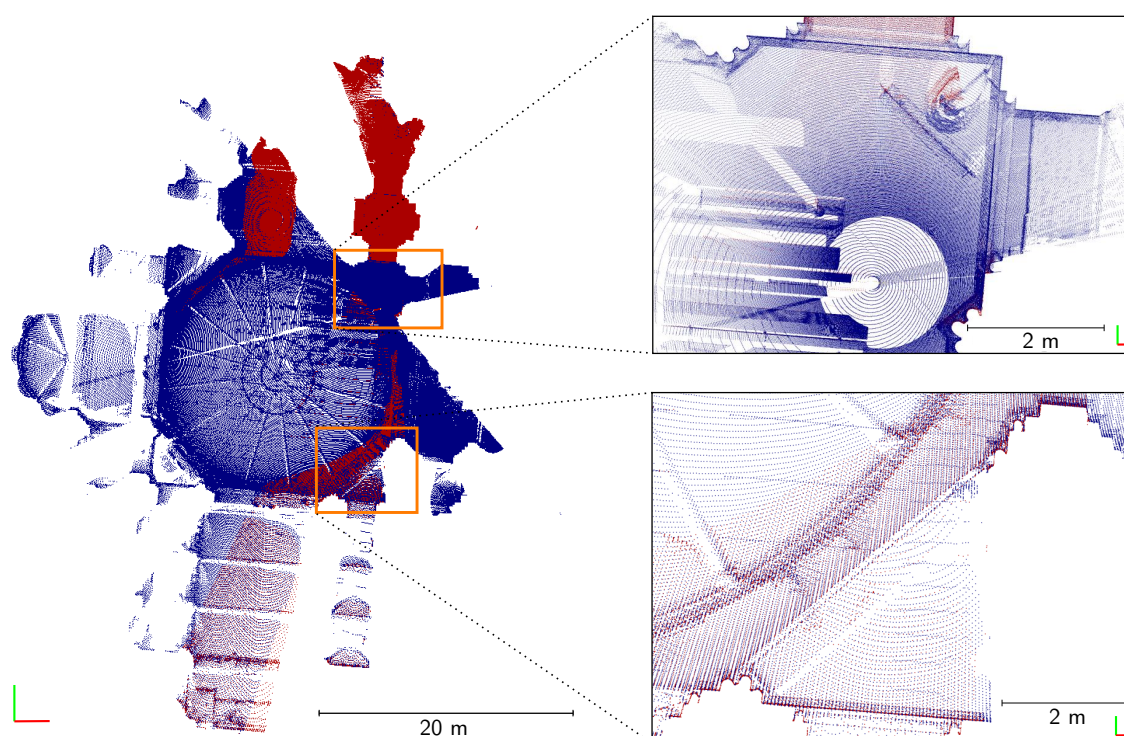


Figure A.5 - Résultat du recalage effectué à l'aide des points d'intérêt détectés dans les images, puis filtrés à partir de leurs coordonnées 3D.

Remarques Cet essai relatif à l'automatisation de la recherche d'entités communes est **fonctionnel pour deux nuages de points**. Néanmoins, sa généralisation à plusieurs entités nécessiterait la connaissance du réseau de stations et des adjacences entre nuages. En outre, en présence de structures répétitives dans les nuages de points et donc sur les cartes d'intensité, des éléments semblables risquent d'être faussement appariés. Ce risque a été observé en utilisant deux nuages de points **non adjacents** du jeu de données considéré, pour lesquels des appariements n'ayant pas lieu d'être ont été trouvés. Ces nuages sont en effet disposés de manière symétrique dans l'édifice, et présentent donc des structures quasiment identiques. Aussi, un travail supplémentaire sur la structuration du réseau de stations serait nécessaire à double titre.

E Application des méthodes de recalage dans quelques logiciels

Les logiciels commerciaux développés et fournis par les constructeurs de scanners laser terrestres proposent des méthodes de recalage. Citons entre autres les logiciels Scene (FARO), RealWorks (Trimble) ou encore Cyclone (Leica Geosystems). Les techniques majoritairement présentes sont basées sur l'utilisation de cibles artificielles, bien que l'implémentation de méthodes automatiques, basées notamment sur la détection de plans, soit croissante. Ces solutions sont particulièrement efficaces lors de relevés en environnements bâti ou urbain. Afin d'affiner la consolidation opérée, des variantes de l'algorithme ICP sont disponibles et présentes sous le nom de méthode d'affinage ou de solution nuage/nuage.

Dans la communauté scientifique, plusieurs groupes de recherche ont proposés des applicatifs ou des logiciels, dont le code est libre ou non, permettant le recalage de données lasergrammétriques. C'est le cas notamment du logiciel 3DVEM [Fabado *et al.*, 2013] (groupe GIFLE - Université de Valence, Espagne), utilisé dans ces travaux de thèse pour comparaison des résultats obtenus. Ce logiciel permet un recalage automatique de nuages de points sur la base de fichiers de coordonnées de points communs, fournis par l'utilisateur. Il n'est pas nécessaire de classer ces points de manière à ce qu'ils soient correspondants deux à deux, l'appariement automatique étant possible. La capacité de l'outil à lire un certain nombre de formats constructeurs de nuages de points, ainsi que la mise à disposition de critères d'erreurs sur la consolidation en font une solution intéressante.

Bien qu'il soit davantage dédié à la comparaison de nuages de points, le logiciel libre *CloudCompare* propose également des solutions de recalage grossier sur la base de méthodes manuelles ou semi-automatiques. L'utilisateur est amené soit à directement sélectionner manuellement un jeu de points communs au minimum de quatre dans chacun des deux nuages, soit à pré-sélectionner une zone dans laquelle se trouve une sphère, lorsque de telles cibles ont été utilisées au moment de l'acquisition. Dans ce second cas, le logiciel se chargera d'ajuster une primitive sphérique dans la zone sélectionnée du nuage, et d'en extraire le centre. Suite à l'une de ces deux méthodes, l'affinage de la consolidation est ici aussi assuré par un algorithme de type ICP. Les méthodes présentes dans quelques-uns des logiciels précédemment cités sont résumées dans le Tableau A.2.

		3DVEM	CloudCompare	Scene (FARO)	RealWorks (Trimble)
Basé sur des entités	Points communs (à sélectionner, ou coord. à renseigner)	✓	✓	✓	✓
	Cibles artificielles		✓	✓	✓
	Plans (extraits dans les nuages)			✓	✓
Basé sur les nuages	Recalage automatique			(✓) <i>si important</i> <i>recouvrement</i>	(✓) <i>si important</i> <i>recouvrement</i>
	Algorithme type <i>ICP</i>		✓	✓	✓

Tableau A.2 - Méthodes de recalage présentes dans quelques logiciels

F Calcul des dérivées partielles

Dans un calcul de compensation en bloc, la matrice Jacobienne couramment notée **A** regroupe les dérivées partielles des équations d'observations ou de contraintes, **par rapport aux inconnues**. Dans le cadre de ces travaux, l'équation de contraintes est celle d'une similitude spatiale 3D, dont l'expression établie dans le Chapitre 4 est rappelée ici :

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}_{\mathcal{A}} = \mu \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}_{\mathcal{B}} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix}$$

Les dérivées partielles **par rapport aux paramètres de transformation inconnus** sont alors les suivantes :

$$\frac{\partial F_i}{\partial t_x} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad ; \quad \frac{\partial F_i}{\partial t_y} = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} \quad ; \quad \frac{\partial F_i}{\partial t_z} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\frac{\partial F_i}{\partial \omega} = \mu \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -r_{31} & -r_{32} & -r_{33} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$$

$$\frac{\partial F_i}{\partial \varphi} = \mu \begin{pmatrix} -r_{13} \cos \kappa & r_{13} \sin \kappa & \cos \varphi \\ r_{11} \sin \omega & r_{12} \sin \omega & r_{13} \sin \omega \\ -r_{11} \cos \omega & -r_{12} \cos \omega & -r_{13} \cos \omega \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$$

$$\frac{\partial F_i}{\partial \kappa} = \begin{pmatrix} r_{12} & -r_{11} & 0 \\ r_{22} & -r_{21} & 0 \\ r_{32} & -r_{31} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$$

$$\frac{\partial F_i}{\partial \mu} = \mu \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$$

L'approche de consolidation en bloc de plusieurs nuages de points développée dans ces travaux, nécessite d'établir un modèle fonctionnel composé de **deux types d'équations de contraintes** (voir le système 4.19, page 130). L'introduction du second type d'équations conduit à l'ajout de coefficients supplémentaires dans la matrice **A**. Les expressions littérales de ces coefficients sont identiques aux dérivées partielles établies ci-dessus, il convient uniquement de *veiller à leur signe* en fonction du point considéré.

La seconde matrice Jacobienne introduite dans le cas de l'approche de compensation généralisée, notée **B**, contient les dérivées partielles des relations établies dans le système 4.19, **par rapport aux observations** c'est-à-dire par rapport aux coordonnées (x, y, z) . L'expression de ces dérivées partielles, plus intuitive, n'est pas détaillée davantage ici.

G Observations concernant la notion de résidus à l'issue de la consolidation

En vue de confronter les résultats obtenus grâce à notre algorithme avec des solutions prises comme référence, les logiciels FARO Scene (logiciel commercial) et 3DVEM Register-Geo (outil issu du domaine académique) ont été retenus. Afin d'établir des comparaisons sensées sur la base des résidus et des critères de qualité fournis par les trois solutions, une première étape consiste à comprendre la manière dont sont calculés ces grandeurs pour les deux solutions externes, ainsi que leur signification. Aucune information complète n'étant fournie par les développeurs respectifs, les explications qui suivent sont des hypothèses formulées à l'issue d'observations empiriques de ces grandeurs, ainsi que de vérifications par le calcul.

Gestion dans le logiciel Scene

Dans la version du logiciel Scene utilisée au cours de ces tests, les résidus calculés au niveau des points de jonction à l'issue du processus de consolidation sont appelés tensions de cibles (ou *target tensions*), et représentent des écarts de distance exprimés en millimètres. Ces *tensions* sont en réalité des écarts 3D déterminés par paires de nuages de points (c'est-à-dire entre deux nuages), pour chaque cible (ou point) impliquée dans la consolidation. Par exemple, si une cible est visible depuis quatre stations de numérisation différentes, au total ce sont six résidus qui seront calculés pour cette unique cible, six étant le résultat du coefficient binomial qui permet de former des paires à partir d'un ensemble de quatre points.

Si l'on considère toutes les combinaisons possibles au sein d'un projet de numérisation, composé de plusieurs stations reliées entre elles par de nombreux points communs, la liste des résidus peut devenir très longue. En outre, ce choix est discutable dans la mesure où ces résidus se rapportent à des écarts constatés entre paires de nuages, et non de manière globale. Pour obtenir une idée de précision associée à chaque nuage recalé, une *erreur moyenne de distance entre cibles* (ou *mean target distance error*, en mm) est calculée. Après vérification, il s'agit pour chaque nuage de la valeur moyenne de tous les résidus précédemment définis, pour lesquels le nuage en question est impliqué.

À l'issue du géoréférencement lorsque celui-ci a lieu, des résidus sont calculés entre les nuages adjacents de la même façon qu'exposée plus haut, en utilisant les coordonnées transformées des cibles impliquées. Des écarts 3D entre les coordonnées de référence des points d'appui et leurs coordonnées transformées, prises dans les nuages de points où ces références sont présentes, sont également ajoutés à la liste des résidus précédente. De ce fait, des écarts *absolus* par rapport à des données de référence, ainsi que des écarts *relatifs* entre les coordonnées présentes dans deux nuages géoréférencés adjacents se retrouvent mélangés au sein d'une même liste. Finalement, sur la base de cette liste de résidus sont déterminées des valeurs moyennes pour chaque nuage de points, selon le même principe qu'exposé à l'issue de la consolidation seule. Cette solution n'est vraisemblablement pas la plus représentative en vue de qualifier le résultat d'un géoréférencement indirect.

Gestion dans le logiciel 3DVEM

En ce qui concerne l'outil 3DVEM, un rapport est généré à l'issue de la consolidation ou du géoréférencement. Au regard de ce rapport, il semblerait que les coordonnées des points de jonction présents dans le nuage de référence (fixe) soient choisies comme valeurs de référence pour le calcul des résidus. La présence de résidus nuls pour l'intégralité des points présents dans le nuage de référence laisse supposer ce choix. Pour les autres points de jonction, non visibles depuis la station de référence, des coordonnées sont prises comme références parmi l'un des nuages mobiles où elles apparaissent, selon une logique malheureusement non détaillée. Cette seconde hypothèse est émise suite à l'observation de résidus nuls au niveau de chacun de ces points restants, pris dans l'un ou l'autre des nuages mobiles. De ce fait, les coordonnées prises comme valeurs de référence pour le calcul des résidus ne sont pas choisies de façon uniforme.

Des écarts 3D sont ainsi déterminés pour chaque point de jonction dans chaque nuage de points, mais aucune valeur unique n'est synthétisée par nuage. Pour ce qui est du géoréférencement, des résidus sont calculés au niveau de chaque point de référence mis en jeu dans la transformation globale. Ces écarts sont les différences entre les coordonnées de référence, et un jeu de coordonnées géoréférencées choisies arbitrairement parmi la liste des coordonnées géoréférencées provenant de tous les nuages. Ici encore, cette approche est discutable et manque de clarté.

H Principe de calcul des paramètres d'une ellipse d'erreur

Pour un niveau de confiance k donné, une équation cartésienne de l'ellipse d'erreur est donnée par :

$$\left(\frac{x}{\sigma_{\tilde{x}\tilde{x}}}\right)^2 + \left(\frac{y}{\sigma_{\tilde{y}\tilde{y}}}\right)^2 = k$$

où $\sigma_{\tilde{x}\tilde{x}}$ et $\sigma_{\tilde{y}\tilde{y}}$ représentent les longueurs respectives du demi-grand axe a et du demi-petit axe b de l'ellipse, et désignent les variances des variables *non corrélées* \tilde{X} et \tilde{Y} . Dans ce cas, les covariances sont nulles ($\sigma_{\tilde{x}\tilde{y}} = 0$), et les axes principaux de l'ellipse sont alignés avec les axes du repère cartésien.

Pour des variables corrélées X et Y , en revanche, l'ellipse d'erreur associée n'est pas alignée avec les axes du repère. Ses axes principaux possèdent une même inclinaison θ par rapport aux axes du repère, et les longueurs des axes doivent être calculées dans ce repère incliné matérialisant les directions des plus fortes variances. Trois paramètres sont ainsi nécessaires pour décrire la géométrie d'une ellipse d'erreur dans le cas général :

- la longueur de ses axes (demi-grand axe a et demi-petit axe b),
- son orientation θ ,
- les coordonnées de son centre.

Les paramètres a , b et θ sont dérivables de la matrice des cofacteurs Q_{xx} associée aux variables corrélées. L'idée est de se rapporter au cas particulier où les variables \tilde{X} et \tilde{Y} ne sont pas corrélées en procédant à une transformation orthogonale, afin d'annuler les corrélations existantes. La transformation entre variables corrélées et non corrélées s'effectue à l'aide d'une matrice de rotation R , qui n'est fonction que de l'angle θ . Par propagation, la matrice de variances-covariances après rotation $\Sigma_{\tilde{x}\tilde{x}}$ (c'est-à-dire des variables transformées \tilde{X} et \tilde{Y}) s'écrit :

$$\Sigma_{\tilde{x}\tilde{x}} = R \Sigma_{xx} R^T$$

avec

$$\Sigma_{xx} = \sigma_0^2 Q_{xx} = \sigma_0^2 \begin{pmatrix} q_{xx} & q_{xy} \\ q_{yx} & q_{yy} \end{pmatrix}$$

Dans l'expression précédente, le facteur de variance *a posteriori* de l'unité de poids σ_0 et la matrice des cofacteurs Q_{xx} sont tous deux connus à l'issue de la compensation. Finalement, l'angle θ présent dans la matrice de rotation R peut être calculé par :

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{2q_{xy}}{q_{xx} - q_{yy}}\right)$$

Les expressions des longueurs des axes principaux de l'ellipse font intervenir les cofacteurs $q_{\tilde{x}\tilde{x}}$ et $q_{\tilde{y}\tilde{y}}$ des variables non corrélées :

$$a = \sigma_0 \sqrt{q_{\tilde{x}\tilde{x}}} \quad \text{et} \quad b = \sigma_0 \sqrt{q_{\tilde{y}\tilde{y}}}$$

où :

$$\begin{cases} q_{\tilde{x}\tilde{x}} &= \frac{1}{2} \left(q_{xx} + q_{yy} + \sqrt{(q_{xx} - q_{yy})^2 + 4q_{xy}^2} \right) \\ q_{\tilde{y}\tilde{y}} &= \frac{1}{2} \left(q_{xx} + q_{yy} - \sqrt{(q_{xx} - q_{yy})^2 + 4q_{xy}^2} \right) \end{cases}$$

Remarques Les démonstrations conduisant à l'établissement de ces formules sont consultables dans l'ouvrage de [Ghilani, 2010]. Notons que ces paramètres propres à l'ellipse peuvent également être déduits en procédant au calcul des **valeurs et vecteurs propres** de la matrice de variances-covariances Σ_{xx} . En effet, les valeurs propres représentent l'étendue de la dispersion des données selon les directions fournies par les vecteurs propres.

I Pistes d'intégration de nuages de points hétérogènes en aval du recalage

Exemples de filtrage des données

Dans les travaux de [Mandlbürger *et al.*, 2017] combinant données laser aéroportées et images aériennes, suite à l'intégration des deux sources de données, un filtrage selon l'altitude des points est effectué sur la base d'une grille en 2,5D. Une stratégie plus complexe est implémentée dans l'article [Zieher *et al.*, 2018], où l'espace occupé par les données géoréférencées (lasergrammétrie terrestre, photogrammétrie terrestre et par drone) est subdivisé en voxels. Les trois types de nuages de points sont donc présents dans chaque voxel, dont la taille est uniforme mais ajustable. Quatre critères locaux et essentiellement géométriques ont été définis (courbure, planéité, élévation et quantité de points dans le voxel), en vue de déterminer les points à conserver au sein de chaque voxel, comme illustré sur la Figure A.6 empruntée à l'article. À l'issue de ce traitement et en fonction du critère retenu, l'un ou l'autre nuage de points sera plus ou moins filtré selon les zones du projet. L'objectif est l'obtention d'une représentation plus fidèle de la surface et des déformations du terrain.

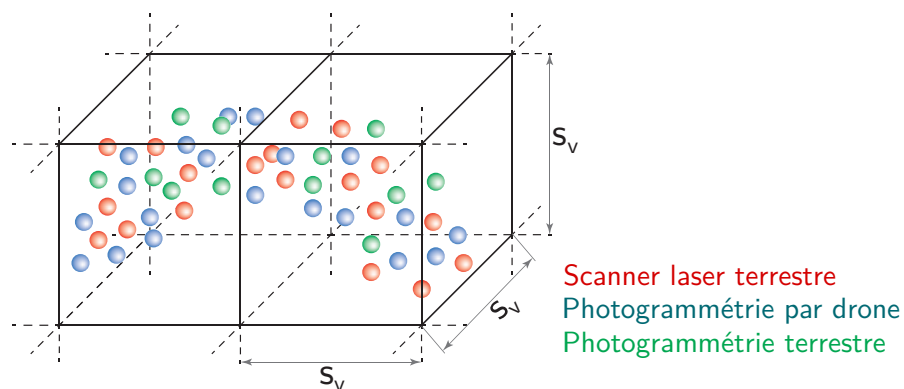


Figure A.6 - Subdivision des nuages géoréférencés en voxels, et filtrage des points en présence selon différents critères (repris de [Zieher *et al.*, 2018]).

Dans [Boström *et al.*, 2008], la sélection des points les plus représentatifs de la surface finale, au niveau des zones de recouvrement, passe également par une subdivision du volume du nuage en octree. Dans chaque voxel, le filtrage des points est effectué sur la base de valeurs d'incertitudes issues de modèles d'erreurs et associées à chaque point. Ainsi, un point est retenu s'il présente la plus faible incertitude dans un voisinage donné. Afin d'illustrer l'un des facteurs d'incertitude pris en compte par ces modèles, les points acquis selon un angle d'incidence rasant seront par exemple filtrés (incertitude élevée), tandis que ceux acquis selon un angle d'incidence proche de la normale seront favorisés. Les modèles d'erreurs définis par les auteurs sont également utilisés lors du recalage des données.

Notons que dans les exemples mentionnés ici, les données sont filtrées par suppression des redondances et des points erronés, mais les points provenant des différents nuages ne sont pas moyennés.

Exemples de représentation multi-résolution

Tandis que les exemples de filtrage sont essentiellement appliqués aux données à grande échelle, matérialisant les terrains naturels, les représentations selon différents niveaux de détails sont particulièrement appréciées dans le cas d'études architecturales ou archéologiques. En effet, les zones lisses et uniformes des édifices ou des sites ne nécessitent pas une représentation aussi fidèle que les décorations ou les pièces complexes, pour lesquelles l'utilisation de méthodes d'acquisition adaptées est parfois nécessaire afin de compléter les jeux de données. Des variations au niveau de la représentation apparaissent lors de la visualisation du modèle complet, en fonction de la qualité des données produites.

Les changements de niveaux de détails au sein d'un même modèle peuvent être signifiés par une **différence de texture** sur les surfaces, à l'image des travaux de [Murtiyoso *et al.*, 2017] où une texture photoréaliste est appliquée sur les objets d'intérêt. En l'absence de texture, la **création de modèles hybrides** permet de faire ressortir les zones de détails, qui sont alors maillées tandis que les structures alentours sont modélisées par de simples primitives géométriques [Landes *et al.*, 2015]. Citons encore l'exemple de [Guidi *et al.*, 2009], dont le projet de numérisation à l'échelle d'un site archéologique complet fait appel à des données aériennes afin de modéliser le terrain, tandis que les édifices et certaines zones d'études ont été acquis respectivement par scanner laser terrestre et photogrammétrie. La démarche de visualisation est dans ce cas hiérarchique, car la précision et la fiabilité du modèle augmentent à mesure que l'utilisateur se rapproche d'une zone de détails.

Liste des figures

1	Organigramme liant les chapitres de ce manuscrit.	4
1.1	Classification des techniques de mesure de distance optiques et sans contact.	11
1.2	Principe de la vision stéréoscopique selon une vue en plan, et reconstruction d'un point de la scène à partir de ses projections respectives dans deux images.	12
1.3	Schéma de principe de la triangulation optique active, en présence d'une source lumineuse ponctuelle.	14
1.4	Principe de mesure de la distance par observation du temps de vol <i>direct</i> d'une impulsion émise, ou du décalage de phase entre une onde modulée en amplitude émise et l'onde réfléchie.	16
1.5	Comparaison des principes de mesure 3D évoqués, en fonction de la portée atteignable et de l'incertitude de la mesure fournie.	18
1.6	Exemples de scanners laser terrestres utilisés lors des acquisitions relatives à ces travaux de thèse.	22
1.7	Solutions d'acquisition mobiles en intérieur et extérieur.	24
1.8	Principe de l'acquisition lasergrammétrique aéroportée, et drone embarquant une caméra.	25
1.9	Exemples d'instruments de mesure pour des portées courtes, utilisés dans le cadre de ces travaux de thèse.	27
1.10	Exemples de capteurs <i>low-cost</i> utilisables pour des numérisations à courte portée.	28
1.11	Différents types de défauts pouvant affecter un nuage de points, représentés sur l'exemple d'une courbe en 2D.	31
2.1	Notions de précision et d'exactitude selon l'exemple du recalage de données de cartographie mobile.	42
2.2	Différentes métriques pour le calcul de distances nuage-nuage et nuage-maillage.	57
2.3	Acquisition combinée de nuages de points par lasergrammétrie terrestre et à l'aide du capteur Kinect v2 en environnement bâti, modèle 3D d'un cadre de porte reconstruit à partir d'une portion de nuage de points Kinect, et évaluation de la géométrie reconstruite par comparaison avec des mesures de référence.	62
3.1	Diagrammes liant taille des objets à numériser et précision <i>a priori</i> pour différentes techniques d'acquisition, ou taille et complexité de l'objet à numériser pour ces mêmes techniques.	67
3.2	Configuration d'un réseau de stations en antenne et en boucle.	69

3.3	Étapes constitutives de la chaîne de traitement des nuages de points bruts, menant à la production de livrables.	70
3.4	Interaction entre les étapes majeures d'un projet de numérisation, la possibilité d'influer sur le résultat final du projet, et les coûts engendrés par ces interventions.	71
3.5	Approches comparées de géoréférencement direct et indirect dans le cas d'un levé par scanner laser terrestre.	73
3.6	Schéma de principe des méthodes de consolidation et de géoréférencement.	75
3.7	Visualisation conjointe d'un nuage de points avec les modèles géométriques et filaires qui en découlent, et exemple de modèle hybride.	77
3.8	Détection automatique de primitives cylindriques dans un nuage de points.	85
3.9	Résultat de l'appariement de points d'intérêt 2D, détectés dans deux images d'intensité issues d'un levé par scanner laser terrestre.	86
3.10	Étapes constitutives du processus de recalage de nuages de points.	88
4.1	Principe d'un changement de repère, incluant une rotation et une translation.	102
4.2	Composition de plusieurs transformations successives.	109
4.3	Présence d'épaisseur dans les nuages recalés, entraînant des erreurs de recalage successives.	115
4.4	Schémas de principe illustrant le recalage séquentiel, avec risque de dérive, et le recalage global, avec prise en compte de toutes les contraintes entre entités individuelles.	116
4.5	Organigramme de la méthode de recalage en bloc proposée dans cette thèse.	120
4.6	Triangles semblables formés par des triplets de points communs dans deux repères distincts.	122
4.7	Graphe des liaisons présentant les liens directs entre les nuages de points, établi pour un jeu de données composé de dix nuages.	126
4.8	Définition des liaisons qui lient les nuages adjacents et le nuage de référence, avec les équations de contraintes associées.	128
4.9	Exemple de contraintes redondantes dans le cas d'un point k présent dans le nuage de référence, mais permettant également de lier les nuages mobiles \mathcal{A} et \mathcal{B}	136
4.10	Différentes répartitions des points de contrôle parmi les points de référence connus pour le géoréférencement.	140
5.1	Répartition des stations de numérisation et des points de jonction (cibles) pour les deux jeux de données acquis à l'intérieur de l'église Saint-Pierre-le-Jeune.	147
5.2	Évolution de la somme des résidus v_i au carré, lors du calcul d'estimation appliqué à chacun des trois jeux de données.	152
5.3	Observation du taux de variation des paramètres inconnus au fil des itérations, lors du calcul appliqué à chacun des trois jeux de données.	152
5.4	Aperçu des positions des points de jonction ayant servi à la consolidation des données, à l'issue du recalage en bloc de 10 nuages de points.	153
5.5	Visualisation des précisions calculées sur la base des résidus au niveau des points de jonction, à l'issue du recalage en bloc.	155
5.6	Observation de la moyenne et de la médiane d'un jeu de coordonnées 2D, ainsi que des distances des points par rapport à ces grandeurs.	156

5.7	Aperçu des précisions calculées par nuage de points à l'issue du recalage en bloc, dans le cas d'un jeu de données contenant des fautes, par utilisation de l'écart-type ou du σ_{MAD} .	157
5.8	Comparaison des moyennes et écarts-types (mm) des résidus déterminés pour chaque nuage de points à l'issue du calcul, selon les trois solutions de recalage testées.	160
5.9	Observation des résidus (mm) calculés au niveau de chacun des points d'appui utilisés lors du géoréférencement.	161
5.10	Sections vues en plan réalisées dans les jeux de données après recalage global avec notre algorithme.	164
5.11	Configuration initiale comprenant toutes les observations possibles, puis configurations en boucle et en antenne.	171
5.12	Visualisation graphique des écarts au niveau des cibles pour des recalages séquentiels, lorsque l'ordre d'ajout des nuages de points est modifié.	174
5.13	Visualisation graphique des écarts relatifs calculés au niveau des cibles, suite à un recalage global et à un recalage séquentiel effectués avec un même nuage de référence.	177
5.14	Visualisation graphique des écarts absolus calculés entre les coordonnées géoréférencées des cibles, et les coordonnées tachéométriques prises comme références.	179
6.1	Aperçu des nuages de points utilisés lors des tests relatifs à la pondération des données, ainsi que de la répartition des points communs sélectionnés.	187
6.2	Diagramme résumant les étapes principales constituant l'algorithme <i>Iterative Closest Point</i> .	191
6.3	Évaluation de l'écart entre deux points de deux nuages différents au sens des plus proches voisins, et de l'écart entre un point dans un nuage et la surface la plus proche dans le second nuage.	193
6.4	Principe de subdivision d'un nuage de points selon une grille de voxels.	196
6.5	Représentations graphiques des fonctions de potentiel ρ , d'influence ψ et de poids ω pour le M-estimateur L_1 - L_2 .	205
6.6	Représentations graphiques des fonctions de potentiel ρ , d'influence ψ et de poids ω pour la famille exponentielle lissée, pour différentes valeurs du paramètre α .	206
6.7	Nombre d'itérations observées pour chaque valeur du paramètre α , lors des estimations successives à l'aide de la famille exponentielle lissée.	209
6.8	Évolution des critères de convergence pour l'estimateur des moindres carrés ordinaires, ainsi que pour les estimateurs robustes implémentés.	210
6.9	Répartition des points de jonction à l'issue du recalage, lorsque l'estimation est effectuée par les moindres carrés ordinaires, ou en présence des estimateurs robustes implémentés.	211
6.10	Visualisation des nuages de points recalés, suite à une estimation effectuée par les moindres carrés ordinaires, ou en présence des estimateurs robustes implémentés.	212
6.11	Erreurs relatives (pourcentage) entre les paramètres de transformation estimés en présence de fautes dans les données, et les paramètres optimaux déterminés en l'absence de fautes. Les erreurs sur les paramètres issus de l'estimation robuste ou non sont comparées.	214

Liste des figures

A.1	Plaque d'étalonnage fournie avec le scanner à main FARO Freestyle ^{3D}	234
A.2	Outil pour la sélection approchée de sphères visibles dans les images d'intensité, créées à partir de nuages de points issus d'un scanner laser terrestre. Les axes rouges suivent les déplacements de la souris et aident à la sélection.	235
A.3	Ajustement d'une primitive sphérique dans le nuage de points, au niveau de la zone pré-sélectionnée à l'aide d'une boîte englobante.	236
A.4	Résultat de l'appariement des points d'intérêt détectés dans les deux images d'intensité, à l'aide du détecteur SIFT. Les cercles verts indiquent les points retenus après nouvel appariement en 3D des points candidats.	237
A.5	Résultat du recalage effectué à l'aide des points d'intérêt détectés dans les images, puis filtrés à partir de leurs coordonnées 3D.	238
A.6	Subdivision des nuages géoréférencés en voxels, et filtrage des points en présence selon différents critères.	247

Liste des tables

1.1	Champ d'application, portée et précision caractéristiques des systèmes de mesure actifs.	20
1.2	Liens entre différentes échelles pour le relevé, objets d'étude associés et techniques d'acquisition disponibles.	33
2.1	Aperçu de trois systèmes d'acquisition, dont l'évaluation a été entreprise dans nos travaux.	59
5.1	Récapitulatif des jeux de données utilisés pour valider les développements, et de quelques-unes de leurs caractéristiques.	149
5.2	Inspection visuelle du recalage global selon une vue en plan, pour chacun des jeux de données.	150
5.3	Résidus calculés pour les cinq points de contrôle à l'issue du géoréférencement effectué avec notre algorithme.	161
5.4	Quelques indicateurs de fiabilité calculables à l'issue d'une compensation, ainsi que leur signification quant à la fiabilité des observations ou du modèle.	169
6.1	Spécificités des instruments et des nuages de points utilisés lors des tests relatifs à la pondération des données.	186
6.2	Comparaison des paramètres de transformation estimés en l'absence de poids et avec une pondération arbitraire non uniforme, pour le recalage de deux nuages de points hétérogènes.	188
6.3	Zooms réalisés au niveau des nuages de points recalés de la Figure 6.10, en l'absence et en présence d'estimateurs robustes lors de l'estimation des paramètres.	213
6.4	Résidus calculés au niveau des points de jonction, pour des nuages de points dont les ensembles de points caractéristiques sont entachés de fautes. Comparaison des résidus obtenus en l'absence et en présence d'estimateurs robustes lors du calcul de compensation.	215
6.5	Critère de précision σ_{MAD} (en mm) calculé pour chaque nuage de points à l'issue du recalage global, selon la version originale (moindres carrés ordinaires) ou robuste de l'algorithme.	216
A.1	Quelques formats de nuages de points couramment utilisés.	231
A.2	Méthodes de recalage présentes dans quelques logiciels	240

Bibliographie

- ABBAS, M. A., LICHTI, D. D., CHONG, A. K., SETAN, H. et MAJID, Z. (2014). An on-site approach for the self-calibration of terrestrial laser scanner. *Measurement*, 52:111–123. Cité page 233
- ADAN, A., QUINTANA, B. et PRIETO, S. A. (2019). Autonomous Mobile Scanning Systems for the Digitization of Buildings: A Review. *Remote Sensing*, 11(3):306. Cité page 23
- AIGER, D., MITRA, N. J. et COHEN-OR, D. (2008). 4-Points Congruent Sets for Robust Pairwise Surface Registration. *ACM Transactions on Graphics*, 27(3):85. 2 citations pages 83 et 93
- AKCA, D. (2003). Full automatic registration of laser scanner point clouds. In *Optical 3D Measurement Techniques VI*, pages 330–337. Cité page 81
- AKYILMAZ, O. (2007). Total least squares solution of coordinate transformation. *Survey Review*, 39(303):68–80. 2 citations pages 118 et 119
- AL-DURGHAM, M., DETCHEV, I. et HABIB, A. (2011). Analysis of two triangle-based multi-surface registration algorithms of irregular point clouds. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XXXVIII-5, pages 61–66. Cité page 192
- AL-DURGHAM, M. et HABIB, A. (2013). A Framework for the Registration and Segmentation of Heterogeneous Lidar Data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 79(2):135–145. 3 citations pages 190, 195, et 196
- ARUN, K. S., HUANG, T. S. et BLOSTEIN, S. D. (1987). Least-squares fitting of two 3-D point sets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 9(5):698–700. 9 citations pages 112, 113, 116, 124, 131, 191, 192, 196, et 237
- AVIDAR, D., MALAH, D. et BARZO HAR, M. (2017). Local-to-Global Point Cloud Registration using a Dictionary of Viewpoint Descriptors. In *2017 IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 891–899. Cité page 92
- AYDAR, U. et ALTAN, M. O. (2015). Total least squares registration of 3D surfaces. *International Journal of Environment and Geoinformatics*, 2(2):27–38. 2 citations pages 118 et 119
- BABIN, P., GIGUÈRE, P. et POMERLEAU, F. (2018). Analysis of Robust Functions for Registration Algorithms. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2019)*. Cité page 204
- BARNEA, S. et FILIN, S. (2008). Keypoint based autonomous registration of terrestrial laser point-clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 63:19–35. Cité page 85
- BASTONERO, P., DONADIO, E., CHIABRANDO, F. et SPANO, A. (2014). Fusion of 3D models derived from TLS and image-based techniques for CH enhanced documentation. In *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume II-5, pages 73–80. 3 citations pages 34, 35, et 36

Bibliographie

- BEDFORD, J. (2017). *Photogrammetric Applications for Cultural Heritage: Guidance for good practice*. Historic England. Cité page 46
- BEINAT, A. et CROSILLA, F. (2001). Generalised Procrustes Analysis for Size and Shape 3-D Object Reconstructions. *In Optical 3D Measurement Techniques V*, pages 345–353. 3 citations pages 116, 117, et 131
- BELLEKENS, B., SPRUYT, V., BERKVEN, R., PENNE, R. et WEYN, M. (2015). A Benchmark Survey of Rigid 3D Point Cloud Registration Algorithms. *International Journal of Advances in Intelligent Systems*, 8(1):118–127. Cité page 84
- BENJEMAA, R. et SCHMITT, F. (1998). A Solution for the Registration of Multiple 3D Point Sets Using Unit Quaternions. *In Proceedings of the Fifth European Conference on Computer Vision (ECCV '98)*, pages 34–50. 2 citations pages 116 et 117
- BERALDIN, J. A., BLAIS, F. et LOHR, U. (2010). Laser Scanning Technology. *In VOSSELMAN, G. et MAAS, H. G., éditeurs : Airborne and Terrestrial Laser Scanning*. Whittles Publishing. 4 citations pages 11, 14, 16, et 25
- BERGER, M., TAGLIASACCHI, A., SEVERSKY, L. M., ALLIEZ, P., GUENNEBAUD, G., LEVINE, J. A., SHARF, A. et SILVA, C. T. (2017). A survey of surface reconstruction from point clouds. *Computer Graphics Forum*, 36(1):301–329. 2 citations pages 31 et 76
- BERGEVIN, R., SOUCY, M., GAGNON, H. et LAURENDEAU, D. (1996). Towards a General Multi-View Registration Technique. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(5):540–547. 3 citations pages 115, 116, et 194
- BERGSTRÖM, P. et EDLUND, O. (2014). Robust registration of point sets using iteratively reweighted least squares. *Computational Optimization and Applications*, 58(3):543–561. 2 citations pages 193 et 204
- BESL, P. J. et MCKAY, N. D. (1992). A Method for Registration of 3-D Shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2):239–256. Cité page 190
- BOARDMAN, C. et BRYAN, P. (2018). *3D Laser Scanning for Heritage: Advice and guidance on the use of laser scanning in archaeology and architecture*. Historic England. 3 citations pages 19, 20, et 67
- BORRMANN, D., ELSEBERG, J., LINGEMANN, K., NÜCHTER, A. et HERTZBERG, J. (2008). Globally consistent 3D mapping with scan matching. *Robotics and Autonomous Systems*, 56:130–142. 2 citations pages 69 et 117
- BOSTRÖM, G., GONÇALVES, J. et SEQUEIRA, V. (2008). Controlled 3D data fusion using error-bounds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 63(1):55–67. 7 citations pages 52, 93, 185, 193, 194, 196, et 247
- BOUAZIZ, S., TAGLIASACCHI, A. et PAULY, M. (2013). Sparse Iterative Closest Point. *In Proceedings of the 11th Eurographics Symposium on Geometry Processing*, volume 32(5), pages 113–123. Cité page 193
- BOULAASSAL, H., CHEVRIER, C. et LANDES, T. (2010). From Laser Data to Parametric Models: Towards an Automatic Method for Building Façade Modelling. *In EuroMed 2010: Digital Heritage*, pages 42–55. Cité page 76
- BRABANT, M. (2011). *Topographie opérationnelle. Mesures - Calculs - Dessins - Implantations*. Editions Eyrolles. Cité page 41

- BRACCI, F., DRAUSCHKE, M., KÜHNE, S. et MARTON, Z. C. (2018). Challenges in fusion of heterogeneous point clouds. In *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 155–162. 2 citations pages 194 et 195
- BUENO, M., GONZÁLEZ-JORGE, H., MARTINEZ-SANCHEZ, J. et LORENZO, H. (2017). Automatic point cloud coarse registration using geometric keypoint descriptors for indoor scenes. *Automation in Construction*, 81:134–148. Cité page 83
- CALANTROPIO, A., COLUCCI, E. et TEPPATI LOSE, L. (2017). Rapid mapping for built heritage at risk using low-cost and COTS sensors. A test in the Duomo Vecchio of San Severino Marche. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 59–66. Cité page 60
- CHAN, T. O., LICHTI, D. D. et GLENNIE, C. L. (2013). Multi-feature based boresight self-calibration of a terrestrial mobile mapping system. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 82:112–124. Cité page 233
- CHARBONNIER, P., BLANC-FERAUD, L., AUBERT, G. et BARLAUD, M. (1994). Two deterministic half-quadratic regularization algorithms for computed imaging. In *Proceedings of 1st IEEE International Conference on Image Processing*, pages 168–172. Cité page 204
- CHEN, J., MORA, O. E. et CLARKE, K. C. (2018). Assessing the accuracy and precision of imperfect point clouds for 3D indoor mapping and modeling. In *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume IV-4, pages 3–10. 2 citations pages 56 et 58
- CHEN, Y. et MEDIONI, G. (1992). Object Modelling by Registration of Multiple Range Images. *Image and Vision Computing*, 10(3):145–155. 2 citations pages 115 et 192
- CHENG, L., CHEN, S., LIU, X., XU, H., WU, Y., LI, M. et CHEN, Y. (2018). Registration of Laser Scanning Point Clouds: A Review. *Sensors*, 18(5):1641. Cité page 78
- CHENG, L., WU, Y., TONG, L., CHEN, Y. et LI, M. (2015). Hierarchical Registration Method for Airborne and Vehicle LiDAR Point Cloud. *Remote Sensing*, 7:13921–13944. Cité page 91
- CHETVERIKOV, D., STEPANOV, D. et KRSEK, P. (2005). Robust Euclidean alignment of 3D point sets : the trimmed iterative closest point algorithm. *Image and Vision Computing*, 23(3):299–309. Cité page 193
- CHIABRANDO, F., CHIABRANDO, R., PIATTI, D. et RINAUDO, F. (2009). Sensors for 3D imaging: Metric evaluation and calibration of a CCD/CMOS time-of-flight camera. *Sensors*, 9(12):10080–10096. Cité page 234
- CHUANG, T.-Y. et JAW, J.-J. (2017). Multi-Feature Registration of Point Clouds. *Remote Sensing*, 9:28. Cité page 85
- CLEDAT, E. (2015). Compensation et design de grands réseaux lasergrammétriques d'intérieurs industriels. Mémoire de Master 2, INSA de Strasbourg. Cité page 162
- COHEN, A., SCHÖNBERGER, J. L., SPECIALE, P., SATTLER, T., FRAHM, J. M. et POLLEFEYS, M. (2016). Indoor-Outdoor 3D Reconstruction Alignment. In *European Conference on Computer Vision (ECCV2016)*, pages 285–300. Cité page 89
- DAI, F., FENG, Y. et HOUGH, R. (2014). Photogrammetric error sources and impacts on modeling and surveying in construction engineering applications. *Visualization in Engineering*, 2(2):1–14. Cité page 46

- DARWISH, W., TANG, S., LI, W. et CHEN, W. (2017). A new calibration method for commercial RGB-D sensors. *Sensors*, 17(6):1204. *Cité page 234*
- DEKEYSER, F., GASPARD, F., DE LUCA, L., FLORENZANO, M., CHEN, X. et LERAY, P. (2003). Cultural Heritage recording with laser scanning, computer vision and exploitation of architectural rules. *In ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XXXIV-5, pages 145–149. *Cité page 77*
- DEWITT, B. A. (1996). Initial Approximations for the Three-Dimensional Conformal Coordinate Transformation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 62(1):79–84. *2 citations pages 101 et 131*
- DI PIETRA, V., DONADIO, E., PICCHI, D., SAMBUELLI, L. et SPANÒ, A. (2017). Multi-source 3D models supporting ultrasonic test to investigate an Egyptian sculpture of the Archaeological Museum in Bologna. *In ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 259–266. *Cité page 60*
- DIEZ, Y., ROURE, F., LLADO, X. et SALVI, J. (2015). A Qualitative Review on 3D Coarse Registration Methods. *ACM Computing Surveys*, 47(3). *2 citations pages 82 et 84*
- DONOHO, D. L. et HUBER, P. J. (1983). The notion of breakdown point. *In BICKEL, P. J., DOKSUM, K. A. et HODGES, J. L., éditeurs : A Festschrift for Erich L. Lehmann*, pages 157–184. Wadsworth, Belmont. *Cité page 203*
- DURRANT-WHYTE, H. (1990). Sensor models and multisensor integration. *Autonomous robot vehicles*, 7(6):73–89. *2 citations pages 34 et 37*
- DURRANT-WHYTE, H. et BAILEY, T. (2006). Simultaneous localization and mapping (SLAM). *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 13(2):99–116. *Cité page 23*
- EGGERT, D. W., LORUSSO, A. et FISHER, R. B. (1997). Estimating 3-D rigid body transformations: a comparison of four major algorithms. *Machine Vision and Applications*, 9(5-6):272–290. *Cité page 113*
- ELKHRACHY, I. et NIEMEIER, W. (2006). Stochastic assessment of terrestrial laser scanner. *In Proceedings of the ASPRS Annual Conference, Reno, Nevada, USA*, pages 1–5. *2 citations pages 51 et 54*
- ELSEBERG, J., MAGNENAT, S., SIEGWART, R. et NÜCHTER, A. (2012). Comparison of nearest-neighbor-search strategies and implementations for efficient shape registration. *Journal of Software Engineering for Robotics*, 3(1):2–12. *Cité page 193*
- EVANGELIDIS, G. D. et HORAUD, R. (2018). Joint alignment of multiple point sets with batch and incremental expectation-maximization. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 40(6):1397–1410. *Cité page 117*
- FABADO, S., SEGUÍ, A. E., CABRELLES, M., NAVARRO, S., GARCÍA-DE-SAN-MIGUEL, D. et LERMA, J. L. (2013). 3DVEM Software modules for efficient management of point clouds and photorealistic 3D models. *In ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XL-5, pages 255–260. *2 citations pages 158 et 239*
- FARELLA, E. M., TORRESANI, A. et REMONDINO, F. (2019). Quality features for the integration of terrestrial and UAV images. *In ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 339–346. *2 citations pages 93 et 94*

- FISCHLER, M. A. et BOLLES, R. C. (1981). Random Sample Consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24(6):381–395. 2 citations pages 123 et 200
- FRANASZEK, M., CHEOK, G. S. et WITZGALL, C. (2009). Fast automatic registration of range images from 3D imaging systems using sphere targets. *Automation in Construction*, 18:265–274. 3 citations pages 81, 122, et 123
- GERKE, M. et XIAO, J. (2014). Fusion of airborne laserscanning point clouds and images for supervised and unsupervised scene classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 87:78–92. Cité page 91
- GHILANI, C. D. (2010). *Adjustment Computations: Spatial Data Analysis*. Fifth Edition, John Wiley & Sons. 6 citations pages 49, 54, 129, 133, 134, et 246
- GIRARDEAU-MONTAUT, D., ROUX, M., MARC, R. et THIBAUT, G. (2005). Change detection on points cloud data acquired with a ground laser scanner. *In International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XXXVI-3, pages 30–35. 3 citations pages 55, 56, et 57
- GLIRA, P., PFEIFER, N., BRIESE, C. et RESSL, C. (2015). A Correspondence Framework for ALS Strip Adjustments based on Variants of the ICP Algorithm. *Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation*, 4:275–289. 4 citations pages 31, 191, 193, et 195
- GOLUB, G. et VAN LOAN, C. (1980). An analysis of the Total Least Squares problem. *SIAM Journal on numerical analysis*, 17(6):883–893. 2 citations pages 118 et 129
- GOLUB, G. et VAN LOAN, C. (2013). *Matrix Computations*. Fourth Edition, Johns Hopkins University Press. 2 citations pages 112 et 206
- GONZÁLEZ-AGUILERA, D., RODRÍGUEZ-GONZÁLEZ, P. et GÓMEZ-LAHOZ, J. (2009). An automatic procedure for co-registration of terrestrial laser scanners and digital cameras. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64:308–316. 2 citations pages 91 et 94
- GONZALEZ-JORGE, H., RODRIGUEZ-GONZALVEZ, P., SHEN, Y., LAGÜELA, S., DIAZ-VILARINO, L., LINDENBERGH, R., GONZÁLEZ-AGUILERA, D. et ARIAS, P. (2017). Metrological intercomparison of six terrestrial laser scanning systems. *IET Science, Measurement & Technology*, 12(2):218–222. Cité page 60
- GORYN, D. et HEIN, S. (1995). On the estimation of rigid body rotation from noisy data. *In IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, volume 17(12), pages 1219–1220. Cité page 113
- GRAFAREND, E. W. et AWANGE, J. L. (2003). Nonlinear analysis of the three-dimensional datum transformation [conformal group $\mathbb{C}7(3)$]. *Journal of Geodesy*, 77(1-2):66–76. Cité page 113
- GRANT, D., BETHEL, J. et CRAWFORD, M. (2012). Point-to-plane registration of terrestrial laser scans. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 72:16–26. 2 citations pages 49 et 52
- GRILLI, E., MENNA, F. et REMONDINO, F. (2017). A review of point clouds segmentation and classification algorithms. *In International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 339–344. Cité page 76
- GRUEN, A. et AKCA, D. (2005). Least squares 3D surface and curve matching. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 59(3):151–174. 2 citations pages 117 et 118

- GRUSSENMEYER, P., LANDES, T., DONEUS, M. et LERMA, J. L. (2016). Basics of range-based modelling techniques in cultural heritage 3D recording. In STYLIANIDIS, E. et REMONDINO, F., éditeurs : *3D recording, documentation and management of cultural heritage*. Whittles Publishing. 3 citations pages 15, 16, et 48
- GUIDI, G., REMONDINO, F., RUSSO, M., MENNA, F., RIZZI, A. et ERCOLI, S. (2009). A multi-resolution methodology for the 3D modeling of large and complex archeological areas. *International Journal of Architectural Computing*, 7(1):39–55. 5 citations pages 34, 35, 89, 185, et 248
- HAMPEL, F., RONCHETTI, E., ROUSSEEUW, P. et STAHEL, W. (1986). *Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions*. John Wiley & Sons. Cité page 201
- HAMPEL, F. R. (1974). The influence curve and its role in robust estimation. *Journal of the American Statistical Association*, 69(346):383–393. 2 citations pages 156 et 198
- HAN, X. F., JIN, J. S., WANG, M. J., JIANG, W., GAO, L. et XIAO, L. (2017). A review of algorithms for filtering the 3D point cloud. *Signal Processing: Image Communication*, 57:103–112. Cité page 32
- HOLLAND, P. W. et WELSCH, R. E. (1977). Robust regression using iteratively reweighted least-squares. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 6(9):813–827. Cité page 203
- HORN, B. K. P. (1987). Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions. *Journal of the Optical Society of America*, 4(4). 2 citations pages 112 et 116
- HORN, B. K. P., HILDEN, H. M. et NEGAHDARIPOUR, S. (1988). Closed-form solution of absolute orientation using orthonormal matrices. *Journal of Surveying Engineering*, 5(7):1127–1135. 4 citations pages 112, 113, 131, et 191
- HOUGH, P. (1962). Method and means for recognizing complex patterns. US Patent 3,069,654. Cité page 200
- HU, Q., WANG, S., FU, C., AI, M., YU, D. et WANG, W. (2016). Fine Surveying and 3D Modeling Approach for Wooden Ancient Architecture via Multiple Laser Scanner Integration. *Remote Sensing*, 8(4):270–293. Cité page 89
- HUBER, D. F. et HEBERT, M. (2003). Fully automatic registration of multiple 3D data sets. *Image and Vision Computing*, 21(7):637–650. Cité page 117
- HUBER, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*, 35:73–101. Cité page 201
- HUBER, P. J. (1981). *Robust Statistics*. John Wiley & Sons. 2 citations pages 201 et 202
- HULLO, J. F. (2016). Fine registration of kilo-station networks - a modern procedure for Terrestrial Laser Scanning data sets. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLI-B5, pages 485–492. Cité page 119
- HULLO, J.-F., THIBAUT, G., GRUSSENMEYER, P., LANDES, T. et BENNEQUIN, D. (2012). Probabilistic feature matching applied to primitive based registration of TLS data. In *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume I-3, pages 221–226. Cité page 84
- HURLEY, J. et CATTELL, R. (1962). The Procrustes program: Producing direct rotation to test a hypothesized factor structure. *Behavioral Science*, 7(2):258–262. Cité page 112
- IENG, S. S., TAREL, J. P. et CHARBONNIER, P. (2004). Evaluation of robust fitting based detection. In *European Conference on Computer Vision*, pages 341–352. Cité page 205

- JAVANMARDI, M., JAVANMARDI, E., GU, Y. et KAMIJO, S. (2017). Towards High-Definition 3D Urban Mapping: Road Feature-Based Registration of Mobile Mapping Systems and Aerial Imagery. *Remote Sensing*, 9(10):975. 2 citations pages 42 et 91
- JIA, F. et LICHTI, D. D. (2018). An efficient, hierarchical viewpoint planning strategy for Terrestrial Laser Scanner networks. In *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume IV-2, pages 137–144. Cité page 68
- KAASALAINEN, S., JAAKKOLA, A., KAASALAINEN, M., KROOKS, A. et KUKKO, A. (2011). Analysis of Incidence Angle and Distance Effects on Terrestrial Laser Scanner Intensity: Search for Correction Methods. *Remote Sensing*, 3:2207–2221. Cité page 44
- KAASALAINEN, S., KROOKS, A., KUKKO, A. et KAARTINEN, H. (2009). Radiometric Calibration of Terrestrial Laser Scanners with External Reference Targets. *Remote Sensing*, 1:144–158. Cité page 44
- KAHLMANN, T., REMONDINO, F. et INGENSAND, H. (2008). Calibration and development for increased accuracy of 3D range imaging cameras. *Journal of Applied Geodesy*, 2(1):1–11. Cité page 234
- KANG, Z., LI, J., ZHANG, L., ZHAO, Q. et ZLATANOVA, S. (2009). Automatic Registration of Terrestrial Laser Scanning Point Clouds using Panoramic Reflectance Images. *Sensors*, 9(4):2621–2646. Cité page 85
- KARAM, S., PETER, M., HOSSEINYALAMDARY, S. et VOSSELMAN, G. (2018). An evaluation pipeline for indoor laser scanning point clouds. In *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume IV-1, pages 85–92. 2 citations pages 24 et 58
- KEDZIERSKI, M. et FRYSKOWSKA, A. (2015). Methods of laser scanning point clouds integration in precise 3D building modelling. *Measurement*, 74:221–232. Cité page 90
- KERMARREC, G., ALKHATIB, H. et NEUMANN, I. (2018). On the Sensitivity of the Parameters of the Intensity-Based Stochastic Model for Terrestrial Laser Scanner. Case Study: B-Spline Approximation. *Sensors*, 18(9):2964. 2 citations pages 54 et 189
- KERMARREC, G., NEUMANN, I., ALKHATIB, H. et SCHÖN, S. (2019). The stochastic model for Global Navigation Satellite Systems and terrestrial laser scanning observations: a proposal to account for correlations in least squares adjustment. *Journal of Applied Geodesy*, 13(2):93–104. Cité page 54
- KERSTEN, T. P., LINDSTAEDT, M. et STAROSTA, D. (2018). Comparative geometrical accuracy investigations of handheld 3D scanning systems - An update. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 487–494. Cité page 60
- KERSTEN, T. P., PRZYBILLA, H. J. et LINDSTAEDT, M. (2016). Investigations of the Geometrical Accuracy of Handheld 3D Scanning Systems. *Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation*, 5-6:271–283. 2 citations pages 60 et 61
- KIM, H. et HILTON, A. (2013). Evaluation of 3D feature descriptors for multi-modal data registration. In *IEEE International Conference on 3D Vision (3DV 2013)*, pages 119–126. Cité page 91
- KOCH, T., ZHUO, X., REINARTZ, P. et FRAUNDORFER, F. (2016). A new paradigm for matching UAV- and aerial images. In *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume III-3, pages 83–90. Cité page 93

- KRAUS, K. et WALDHÄUSL, P. (1998). *Manuel de photogrammétrie - principes et procédés fondamentaux*. Edition Hermès. 2 citations pages 53 et 104
- KRISHNAN, S., LEE, P. Y., MOORE, J. B. et VENKATASUBRAMANIAN, S. (2007). Optimisation-on-a-manifold for global registration of multiple 3D point sets. *International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications*, 3(3/4):319–340. Cité page 116
- KUMAR, G. A., PATIL, A., PATIL, R., PARK, S. et CHAI, Y. (2017). A LiDAR and IMU integrated indoor navigation system for UAVs and its application in real-time pipeline classification. *Sensors*, 17(6):1268. Cité page 26
- KUTTERER, H. (1999). On the sensitivity of the results of least-squares adjustments concerning the stochastic model. *Journal of Geodesy*, 73(7):350–361. Cité page 54
- LACHAT, E., LANDES, T. et GRUSSENMEYER, P. (2016). Combination of TLS point clouds and 3D data from Kinect v2 sensor to complete indoor models. In *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLI-B5, pages 659–666. 3 citations pages 61, 62, et 89
- LACHAT, E., LANDES, T. et GRUSSENMEYER, P. (2017a). First experiences with the Trimble SX10 scanning total station for building facade survey. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 405–412. 3 citations pages 59, 60, et 74
- LACHAT, E., LANDES, T. et GRUSSENMEYER, P. (2017b). Investigation of a Combined Surveying and Scanning Device: The Trimble SX10 Scanning Total Station. *Sensors*, 17(730). 3 citations pages 59, 60, et 67
- LACHAT, E., LANDES, T. et GRUSSENMEYER, P. (2017c). Performance investigation of a handheld 3D scanner to define good practices for small artefact 3D modeling. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 427–434. 8 citations pages 26, 30, 45, 47, 59, 61, 187, et 234
- LACHAT, E., MACHER, H., LANDES, T. et GRUSSENMEYER, P. (2015a). Assessment and Calibration of a RGB-D Camera (Kinect v2 Sensor) Towards a Potential Use for Close-Range 3D Modeling. *Remote Sensing*, 7(10):13070–13097. 4 citations pages 47, 59, 61, et 234
- LACHAT, E., MACHER, H., LANDES, T. et GRUSSENMEYER, P. (2015b). Assessment of the accuracy of 3D models obtained with DSLR camera and Kinect v2. In *Proceedings of SPIE Videometrics, Range Imaging, and Applications XIII*, volume 9528. 3 citations pages 28, 59, et 61
- LACHAT, E., MACHER, H., MITTET, M. A., LANDES, T. et GRUSSENMEYER, P. (2015c). First experiences with Kinect v2 sensor for close range 3D modelling. In *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XL-5/W4, pages 93–100. 3 citations pages 53, 59, et 61
- LAGUE, D., BRODU, N. et LEROUX, J. (2013). Accurate 3D comparison of complex topography with terrestrial laser scanner: Application to the Rangitikei canyon (N-Z). *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 82:10–26. 2 citations pages 56 et 57
- LAGÜELA, S., DÍAZ-VILARIÑO, L., MARTÍNEZ, J. et ARMESTO, J. (2013). Automatic thermographic and RGB texture of as-built BIM for energy rehabilitation purposes. *Automation in Construction*, 31:230–240. Cité page 91

- LANDES, T., GRUSSENMEYER, P. et BOULAASSAL, H. (2011). Les principes fondamentaux de la lasergrammétrie terrestre : acquisition, traitement des données et applications (partie 2/2). *Revue XYZ N°129*, pages 25–38. *Cité page 73*
- LANDES, T., KUHNLE, G. et BRUNA, R. (2015). 3D modeling of the Strasbourg's Cathedral basements for interdisciplinary research and virtual visits. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XL-5, pages 263–270. *3 citations pages 77, 185, et 248*
- LICHTI, D. D. (2007). Error modelling, calibration and analysis of an AM-CW terrestrial laser scanner system. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 61:307–324. *Cité page 49*
- LICHTI, D. D., GORDON, S. J. et TIPDECHO, T. (2005). Error models and propagation in directly georeferenced terrestrial laser scanner networks. *Journal of Surveying Engineering*, 131(4):135–142. *4 citations pages 44, 50, 74, et 81*
- LICHTI, D. D. et SKALLOUD, J. (2010). Registration and Calibration. In VOSSELMAN, G. et MAAS, H. G., éditeurs : *Airborne and Terrestrial Laser Scanning*. Whittles Publishing. *Cité page 233*
- LOW, K. (2004). Linear least-squares optimization for point-to-plane ICP surface registration. Rapport technique, Chapel Hill, University of North Carolina. *2 citations pages 192 et 193*
- LUHMANN, T., ROBSON, S., KYLE, S. et BOEHM, J. (2013). *Close-range photogrammetry and 3D imaging*. Second Edition, De Gruyter. *7 citations pages 11, 12, 13, 67, 104, 114, et 168*
- MABOUDI, M., BANHIDI, D. et GERKE, M. (2018). Investigation of geometric performance of an indoor Mobile Mapping System. In *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 637–642. *2 citations pages 24 et 58*
- MAGNUSSON, M., LILIENTHAL, A. et DUCKETT, T. (2007). Scan Registration for Autonomous Mining Vehicles Using 3D-NDT. *Journal of Field Robotics*, 24(10):803–827. *Cité page 194*
- MAHIDDINE, A., IGUERNAISSI, R., MERAD, D., DRAP, P. et BOÏ, J.-M. (2015). 3D Registration of Multi-modal Data Using Surface Fitting. In *Proceedings of ICPRAM*, pages 71–78. *Cité page 91*
- MAISELI, B., GU, Y. et GAO, H. (2017). Recent developments and trends in point set registration methods. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 46:95–106. *Cité page 78*
- MANDLBURGER, G., WENZEL, K., SPITZER, A., HAALA, N., GLIRA, P. et PFEIFER, N. (2017). Improved topographic models via concurrent airborne Lidar and Dense Image Matching. In *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume IV-2, pages 259–266. *3 citations pages 94, 185, et 247*
- MARKIEWICZ, J. S., MARKIEWICZ, L. et FORYS, P. (2019). The comparison of 2D and 3D detectors for TLS data registration - Preliminary results. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 467–472. *Cité page 86*
- MARONNA, R. A., DOUGLAS MARTIN, R. et YOHAI, V. J. (2006). *Robust Statistics - Theory and Methods*. John Wiley & Sons. *Cité page 198*
- MELLADO, N., AIGER, D. et MITRA, N. J. (2014). Super 4PCS Fast global pointcloud registration via smart indexing. *Computer Graphics Forum*, 33(5):205–215. *2 citations pages 83 et 93*
- MELLADO, N., DELLEPIANE, M. et SCOPIGNO, R. (2016). Relative scale estimation and 3D registration of multi-modal geometry using Growing Least Squares. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 22(9):2160–2173. *2 citations pages 92 et 184*

- MEZIAN, M., VALLET, B., SOHEILIAN, B. et PAPANODITIS, N. (2016). Uncertainty propagation for terrestrial mobile laser scanner. *In International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLI-B3, pages 331–335. 4 citations pages 23, 45, 49, et 52
- MITTET, M. A. (2015). *Caméras 3D pour la localisation d'un système mobile en environnement urbain*. Thèse de doctorat, Université de Strasbourg. 2 citations pages 28 et 36
- MONNIER, F., VALLET, B., PAPANODITIS, N., PAPELARD, J. P. et DAVID, N. (2013). Registration of terrestrial mobile laser data on 2D or 3D geographic database by use of a non-rigid ICP approach. *In ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume II-5, pages 193–198. Cité page 90
- MORITANI, R., KANAI, S., DATE, H., WATANABE, M., NAKANO, T. et YAMAUCHI, Y. (2018). Cylinder-based simultaneous registration and model fitting of laser-scanned point clouds for accurate as-built modeling of piping system. *Computer-Aided Design and Applications*, 15(5):720–733. Cité page 84
- MURTIYOSO, A. et GRUSSENMEYER, P. (2017). Documentation of heritage buildings using close-range UAV images: dense matching issues, comparison and case studies. *The Photogrammetric Record*, 32(159):206–229. 6 citations pages 25, 26, 53, 59, 68, et 148
- MURTIYOSO, A. et GRUSSENMEYER, P. (2018). Comparison and assessment of 3D registration and georeferencing approaches of point clouds in the case of exterior and interior heritage building recording. *In ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 745–751. 2 citations pages 90 et 148
- MURTIYOSO, A., GRUSSENMEYER, P., BÖRLIN, N., VANDERMEERSCHEN, J. et FREVILLE, T. (2018). Open source and independent methods for bundle adjustment assessment in close-range UAV photogrammetry. *Drones*, 2(1). Cité page 59
- MURTIYOSO, A., GRUSSENMEYER, P., GUILLEMIN, S. et PRILAUX, G. (2017). Centenary of the Battle of Vimy (France, 1917): Preserving the Memory of the Great War through 3D recording of the Maison Blanche souterraine. *In ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume IV-2, pages 171–177. 2 citations pages 185 et 248
- MYRONENKO, A. et SONG, X. (2010). Point set registration: Coherent Point Drift. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(12):2262–2275. 2 citations pages 101 et 194
- NOCERINO, E., MENNA, F., REMONDINO, F., TOSCHI, I. et RODRIGUEZ-GONZALVEZ, P. (2017). Investigation of indoor and outdoor performance of two portable mobile mapping systems. *In Proceedings of SPIE Videometrics, Range Imaging, and Applications XIV*, volume 10332. 2 citations pages 24 et 58
- OKATANI, I. S. et DEGUCHI, K. (2002). A method for fine registration of multiple view range images considering the measurement error properties. *Computer Vision and Image Understanding*, 87:66–77. Cité page 51
- OZENDI, M., AKCA, D. et TOPAN, H. (2016). An empirical point error model for tls derived point clouds. *In International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLI-B5, pages 557–563. 2 citations pages 51 et 60

- OZENDI, M., AKCA, D. et TOPAN, H. (2017). A generic point error model for TLS derived point clouds. In *Proceedings of SPIE Videometrics, Range Imaging, and Applications XIV*, volume 10332. Cité page 51
- PAGLIARI, D. et PINTO, L. (2015). Calibration of Kinect for Xbox One and comparison between the two generations of Microsoft sensors. *Sensors*, 15(11):27569–27589. Cité page 234
- PANDZIC, J., PEJIC, M., BOZIC, B. et ERIC, V. (2017). Error model of direct georeferencing procedure of terrestrial laser scanning. *Automation in Construction*, 78:13–23. Cité page 74
- PERSAD, R. A. et ARMENAKIS, C. (2017). Automatic co-registration of 3D multi-sensor point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130:162–186. 3 citations pages 86, 87, et 92
- PFEIFER, N., DORNINGER, P., HARING, A. et FAN, H. (2007). Investigating Terrestrial Laser Scanning Intensity Data: Quality and Functional Relations. In *Proceedings of 8th Conference on Optical 3D Measurement Techniques*, pages 328–337. 2 citations pages 43 et 44
- POLLEFEYS, M., KOCH, R. et VAN GOOL, L. (1999). Self-calibration and metric reconstruction in spite of varying and unknown intrinsic camera parameters. *International Journal of Computer Vision*, 32(1):7–25. Cité page 234
- POMERLEAU, F., COLAS, F. et SIEGWART, R. (2015). A review of point cloud registration algorithms for mobile robotics. *Foundations and Trends in Robotics*, 4(1):1–104. 2 citations pages 113 et 192
- POREBA, M. et GOULETTE, F. (2015). A Robust Linear Feature-Based Procedure for Automated Registration of Point Clouds. *Sensors*, 15:1435–1457. Cité page 84
- PULLI, K. (1999). Multiview Registration for Large Data Sets. In *Proceedings of 2nd International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, pages 160–168. 4 citations pages 93, 115, 116, et 194
- PUTTONEN, E., LEHTOMÄKI, M., KAARTINEN, H., ZHU, L., KUKKO, A. et JAAKKOLA, A. (2013). Improved sampling for terrestrial and mobile laser scanner point cloud data. *Remote Sensing*, 5(4):1754–1773. Cité page 31
- RABBANI, T., DIJKMAN, S., van den HEUVEL, F. et VOSSelman, G. (2007). An integrated approach for modelling and global registration of point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 61:355–370. Cité page 85
- RAMOS, M. M. et REMONDINO, F. (2015). Data fusion in Cultural Heritage - A review. In *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XL-5, pages 359–363. 4 citations pages 33, 35, 36, et 37
- REMONDINO, F. (2003). From point cloud to surface: the modeling and visualization problem. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XXXIV-5. Cité page 76
- REMONDINO, F. et FRASER, C. (2006). Digital camera calibration methods: considerations and comparisons. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XXXVI-5, pages 266–272. Cité page 233
- REMONDINO, F., NOCERINO, E., TOSCHI, I. et MENNA, F. (2017). A critical review of automated photogrammetric processing of large datasets. In *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 591–599. Cité page 53

- REMONDINO, F., SPERA, M. G., NOCERINO, E., MENNA, F. et NEX, F. (2014). State of the art in high density image matching. *The Photogrammetric Record*, 29(146):144–166. Cité page 33
- RESHETYUK, Y. (2009). *Self-calibration and direct georeferencing in terrestrial laser scanning*. Thèse de doctorat, Royal Institute of Technology, Stockholm, Sweden. 5 citations pages 43, 44, 74, 81, et 233
- RUSINKIEWICZ, S. et LEVOY, M. (2001). Efficient Variants of the ICP Algorithm. In *Proceedings of 3rd International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, pages 145–152. 3 citations pages 192, 193, et 195
- RUSU, R. B. et COUSINS, S. (2011). 3D is here: Point Cloud Library (PCL). In *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. 2 citations pages 82 et 186
- SCAIONI, M. (2005). Direct georeferencing of TLS in surveying of complex sites. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XXXVI-5, pages 22–24. Cité page 49
- SCAIONI, M. (2012). On the estimation of rigid-body transformation for TLS registration. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XXXIX, pages 601–606. Cité page 52
- SCHAER, P., SKALLOUD, J., LANDTWING, S. et LEGAT, K. (2007). Accuracy estimation for laser point cloud including scanning geometry. In *Proceedings of the 5th International Symposium on Mobile Mapping Technology*, volume 36-5. 2 citations pages 45 et 52
- SCHNABEL, R., WAHL, R. et KLEIN, R. (2007). Efficient RANSAC for Point-Cloud Shape Detection. *Computer Graphics Forum*, 26(2):214–226. 2 citations pages 58 et 200
- SCHÖNEMANN, P. (1966). A generalized solution of the orthogonal Procrustes problem. *Psychometrika*, 31(1):1–10. Cité page 112
- SE, S. et PEARS, N. (2012). Passive 3D imaging. In PEARS, N., LIU, N. et BUNTING, Y., éditeurs : *3D Imaging, Analysis and Applications*. Springer. 2 citations pages 12 et 13
- SERNA, C. G., PILLAY, R. et TREMEAU, A. (2015). Data fusion of objects using techniques such as Laser Scanning, Structured Light and Photogrammetry for Cultural Heritage Applications. In *International Workshop on Computational Color Imaging*, pages 208–224. 2 citations pages 34 et 94
- SHAO, J., ZHANG, W., MELLADO, N., GRUSSENMEYER, P., LI, R., CHEN, Y., WAN, P., ZHANG, X. et CAI, S. (2019). Automated markerless registration of point clouds from TLS and structured light scanner for heritage documentation. *Journal of Cultural Heritage*, 35:16–24. 2 citations pages 89 et 93
- SKALLOUD, J. et SCHAER, P. (2007). Towards automated LiDAR boresight self-calibration. In *Proceedings of the 5th International Symposium on Mobile Mapping Technology*, volume 36-5. Cité page 233
- SNAVELY, N., SIMON, I., GOESELE, M., SZELISKI, R. et SEITZ, S. M. (2010). Scene reconstruction and visualization from community photo collections. *Proceedings of the IEEE*, 98(8):1370–1390. Cité page 13
- SODARISSANANE, S. et LINDENBERGH, R. (2011). Optimizing Terrestrial Laser Scanning Measurement Set-Up. In *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XXXVIII-5, pages 127–132. 2 citations pages 44 et 68

- SODARISSANANE, S., LINDENBERGH, R., MENENTI, M. et TEUNISSEN, P. (2011). Scanning geometry: Influencing factor on the quality of terrestrial laser scanning points. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(4):389–399. 3 citations pages 44, 52, et 72
- STAIGER, R. (2005). The Geometrical Quality of Terrestrial Laser Scanner (TLS). In *Proceedings of FIG Working Week 2005*. 2 citations pages 43 et 44
- SUMI, T., DATE, H. et KANAI, S. (2018). Multiple TLS point cloud registration based on point projection images. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 1083–1090. 3 citations pages 86, 87, et 117
- TAM, G. K. L., CHENG, Z.-q., LAI, Y.-k., LANGBEIN, F. C., LIU, Y., MARSHALL, D., MARTIN, R. R., SUN, X.-f. et ROSIN, P. L. (2013). Registration of 3D Point Clouds and Meshes: A Survey from Rigid to Nonrigid. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 19(7):1199–1217. 2 citations pages 78 et 101
- TAREL, J., IENG, S. S. et CHARBONNIER, P. (2002). Using robust estimation algorithms for tracking explicit curves. In *European Conference on Computer Vision*, pages 492–507. Cité page 205
- THEILER, P. W. et SCHINDLER, K. (2012). Automatic registration of terrestrial laser scanner point clouds using natural planar surfaces. In *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume 3, pages 173–178. 2 citations pages 84 et 88
- THEILER, P. W., WEGNER, J. D. et SCHINDLER, K. (2014). Keypoint-based 4-Points Congruent Sets - Automated marker-less registration of laser scans. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 96:149–163. Cité page 83
- THEILER, P. W., WEGNER, J. D. et SCHINDLER, K. (2015). Globally consistent registration of terrestrial laser scans via graph optimization. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 109:126–138. 2 citations pages 117 et 193
- THOMSON, C., APOSTOLOPOULOS, G., BACKES, D. et BOEHM, J. (2013). Mobile laser scanning for indoor modelling. In *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume II-5, pages 289–293. Cité page 24
- TOLDO, R., BEINAT, A. et CROSILLA, F. (2010). Global registration of multiple point clouds embedding the Generalized Procrustes Analysis into an ICP framework. In *Proceedings of International Conference on 3D Data Processing, Visualization and Transmission (3DPVT)*, volume 2. Cité page 194
- TOMBARI, F., SALTI, S. et DI STEFANO, L. (2013). Performance Evaluation of 3D Keypoint Detectors. *International Journal of Computer Vision*, 102:198–220. Cité page 82
- TOSCHI, I., RODRIGUEZ-GONZALVEZ, P., REMONDINO, F., MINTO, S., ORLANDINI, S. et FULLER, A. (2015). Accuracy evaluation of a mobile mapping system with advanced statistical methods. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XL-5, pages 245–253. Cité page 55
- TUCCI, G., VISINTINI, D., BONORA, V. et PARISI, E. I. (2018). Examination of indoor mobile mapping systems in a diversified internal / external test field. *Applied Sciences*, 8(3):1–30. Cité page 24
- URBAN, S. et WEINMANN, M. (2015). Finding a good feature detector-descriptor combination for the 2D keypoint-based registration of TLS point clouds. In *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume II-3/W5, pages 121–128. Cité page 85

Bibliographie

- VALLET, B. et MALLET, C. (2016). Urban Scene Analysis with Mobile Mapping Technology. In BAGHDADI, N. et ZRIBI, M., éditeurs : *Land Surface Remote Sensing in Urban and Coastal Areas*, pages 63–100. Elsevier. Cité page 23
- VOEGTLE, T., SCHWAB, I. et LANDES, T. (2008). Influences of different materials on the measurements of a Terrestrial Laser Scanner (TLS). In *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XXXVII-B5, pages 1061–1066. Cité page 44
- von HANSEN, W., GROSS, H. et THOENNESSEN, U. (2008). Line-based registration of terrestrial and airborne LiDAR data. In *ISPRS Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XXXVII-B3, pages 161–166. Cité page 91
- WEINMANN, M. (2016). *Reconstruction and Analysis of 3D Scenes*. Springer. 3 citations pages 32, 44, et 51
- WEINMANN, M., WEINMANN, M., HINZ, S. et JUTZI, B. (2011). Fast and automatic image-based registration of TLS data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66:S62–S70. Cité page 85
- WEN, C., SUN, X., HOU, S., TAN, J., DAI, Y., WANG, C. et LI, J. (2018). Line Structure-Based Indoor and Outdoor Integration Using Backpacked and TLS Point Cloud Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15(11):1790–1794. Cité page 90
- WICKI, F. (2001). Robust estimator for the adjustment of geodetic networks. In *Proceedings of the first International Symposium on Robust Statistics and Fuzzy Techniques in Geodesy and GIS*, pages 53–60. Cité page 207
- WILLIAMS, J. et BENNAMOUN, M. (2001). Simultaneous Registration of Multiple Corresponding Point Sets. *Computer Vision and Image Understanding*, 81(1):117–142. 2 citations pages 116 et 117
- WOLF, P. R. et DEWITT, B. A. (2000). *Elements of photogrammetry: with applications in GIS*. Third Edition, McGraw-Hill. Cité page 127
- WUJANZ, D., BARAZZETTI, L., PREVITALI, M. et SCAIONI, M. (2019). A comparative study among three registration algorithms: performance, quality assurance and accuracy. In *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 779–786. 2 citations pages 70 et 162
- WUJANZ, D., BURGER, M., METTENLEITER, M. et NEITZEL, F. (2017). An intensity-based stochastic model for terrestrial laser scanners. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 125: 146–155. 3 citations pages 51, 54, et 57
- WUJANZ, D., BURGER, M., TSCHIRSCHWITZ, F., NIETZSCHMANN, T., NEITZEL, F. et KERSTEN, T. P. (2018a). Determination of intensity-based stochastic models for terrestrial laser scanners utilizing 3D-point clouds. *Sensors*, 18(7). Cité page 51
- WUJANZ, D., SCHALLER, S., GIELSDORF, F. et GRÜNDIG, L. (2018b). Plane-based registration of several thousand laser scans on standard hardware. In *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 1207–1212. Cité page 84

- YANG, B., DONG, Z., LIANG, F. et LIU, Y. (2016a). Automatic registration of large-scale urban scene point clouds based on semantic feature points. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 113:43–58. *Cité page 117*
- YANG, B. et ZANG, Y. (2014). Automated registration of dense terrestrial laser-scanning point clouds using curves. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 95:109–121. *Cité page 84*
- YANG, B., ZANG, Y., DONG, Z. et HUANG, R. (2015). An automated method to register airborne and terrestrial laser scanning point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 109:62–76. *Cité page 90*
- YANG, J., LI, H., CAMPBELL, D. et JIA, Y. (2016b). Go-ICP: A globally optimal solution to 3D ICP point-set registration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38(11): 2241–2254. *Cité page 193*
- ZAI, D., LI, J., GUO, Y., CHENG, M., HUANG, P., CAO, X. et WANG, C. (2017). Pairwise registration of TLS point clouds using covariance descriptors and a non-cooperative game. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 134:15–29. *Cité page 83*
- ZAMPOGIANNIS, K., FERMULLER, C. et ALOIMONOS, Y. (2018). Topology-Aware Non-Rigid Point Cloud Registration. *arXiv preprint 1811.07014*. *Cité page 101*
- ZHANG, Z. (1994). Iterative Point Matching for Registration of Free-Form Curves and Surfaces. *International Journal of Computer Vision*, 13:119–152. *Cité page 193*
- ZHANG, Z. (1997). Parameter estimation techniques: A tutorial with application to conic fitting. *Image and Vision Computing*, 15(1):59–76. *2 citations pages 201 et 204*
- ZHU, H., GUO, B., ZOU, K., LI, Y., YUEN, K., MIHAYLOVA, L. et LEUNG, H. (2019). A Review of Point Set Registration: From Pairwise Registration to Groupwise Registration. *Sensors*, 19(5):1191. *Cité page 78*
- ZIEHER, T., TOSCHI, I., REMONDINO, F., RUTZINGER, M., KOFLER, C., MEJIA-AGUILAR, A. et SCHLÖGEL, R. (2018). Sensor- and scene-guided integration of TLS and photogrammetric point clouds for landslide monitoring. *In International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XLII-2, pages 1243–1250. *6 citations pages 34, 90, 92, 185, 194, et 247*

Relevé et consolidation de nuages de points issus de multiples capteurs pour la numérisation 3D du patrimoine

Résumé

La numérisation 3D du patrimoine bâti est un procédé qui s'inscrit dans de multiples applications (documentation, visualisation, etc.), et peut tirer profit de la diversité des techniques de mesure disponibles. Afin d'améliorer la complétude et la qualité des livrables, de plus en plus de projets de numérisation s'appuient sur la combinaison de nuages de points provenant de différentes sources. La connaissance des performances propres aux différents capteurs, ainsi que de la qualité de leurs mesures, est alors souhaitable. Par la suite, plusieurs pistes peuvent être explorées en vue d'intégrer des nuages hétérogènes au sein d'un même projet, de leur recalage à la modélisation finale. Une approche pour le recalage simultané de plusieurs nuages de points est exposée dans ces travaux. La gestion de potentielles fautes parmi les observations, ou de bruit de mesure inhérent à certaines techniques de levé, est envisagée à travers l'ajout d'estimateurs robustes dans la méthodologie de recalage.

Mots-clés : *techniques de numérisation, évaluation des données, recalage global, nuages de points hétérogènes, pondération, estimation robuste*

Résumé en anglais

Three dimensional digitization of built heritage is involved in a wide range of applications (documentation, visualization, etc.), and may take advantage of the diversity of measurement techniques available. In order to improve the completeness as well as the quality of deliverables, more and more digitization projects rely on the combination of data coming from different sensors. To this end, the knowledge of sensor performances along with the quality of the measurements they produce is recommended. Then, different solutions can be investigated to integrate heterogeneous point clouds within a same project, from their registration to the modeling steps. A global approach for the simultaneous registration of multiple point clouds is proposed in this work, where the introduction of individual weights for each dataset is foreseen. Moreover, robust estimators are introduced in the registration framework, in order to deal with potential outliers or measurement noise among the data.

Keywords: *digitization techniques, quality assessment, global registration, heterogeneous point clouds, weighting, robust estimation*